

Martin Schönfelder

# Optimierung des Einsatzes brennstoffzellenbasierter Mikro-KWK-Anlagen unter Berücksichtigung des gesteuerten Ladens von Elektrofahrzeugen



Cuvillier Verlag Göttingen  
Internationaler wissenschaftlicher Fachverlag

Optimierung des Einsatzes brennstoffzellenbasierter  
Mikro-KWK-Anlagen unter Berücksichtigung des  
gesteuerten Ladens von Elektrofahrzeugen



**Optimierung des Einsatzes brennstoffzellenbasierter  
Mikro-KWK-Anlagen unter Berücksichtigung des  
gesteuerten Ladens von Elektrofahrzeugen**

Zur Erlangung des akademischen Grades eines  
Doktors der Wirtschaftswissenschaften  
(Dr. rer. pol.)

von der Fakultät für  
Wirtschaftswissenschaften  
des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

genehmigte  
DISSERTATION

von  
Dipl.-Wi.-Ing. Martin Schönfelder

Tag der mündlichen Prüfung: 26.07.2013  
Referent: Prof. Dr. rer. pol. Wolf Fichtner  
Korreferent: Prof. Dr. rer. pol. Hagen Lindstädt

Karlsruhe, 2013

### **Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek**

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliographie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

1. Aufl. - Göttingen: Cuvillier, 2013

Zugl.: Karlsruhe (KIT), Univ., Diss., 2013

978-3-95404-496-2

© CUVILLIER VERLAG, Göttingen 2013

Nonnenstieg 8, 37075 Göttingen

Telefon: 0551-54724-0

Telefax: 0551-54724-21

[www.cuvillier.de](http://www.cuvillier.de)

Alle Rechte vorbehalten. Ohne ausdrückliche Genehmigung des Verlages ist es nicht gestattet, das Buch oder Teile daraus auf fotomechanischem Weg (Fotokopie, Mikrokopie) zu vervielfältigen.

1. Auflage, 2013

Gedruckt auf umweltfreundlichem, säurefreiem Papier aus nachhaltiger Forstwirtschaft.

978-3-95404-496-2

# Inhaltsverzeichnis

<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>V</b>
<b>Tabellenverzeichnis</b>	<b>IX</b>
<b>Abkürzungsverzeichnis</b>	<b>XI</b>
<b>1 Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1 Ausgangslage und Problemstellung . . . . .	1
1.2 Zielsetzung und Vorgehensweise . . . . .	4
<b>2 Energiewirtschaftlicher und energiepolitischer Rahmen</b>	<b>7</b>
2.1 Strukturwandel auf der Angebots- und Nachfrageseite . . . . .	7
2.1.1 Zur Integration erneuerbarer Energien . . . . .	8
2.1.2 Zur Dezentralisierung der Stromversorgung . . . . .	11
2.1.3 Strom- und Wärmenachfrage in Haushalten . . . . .	14
2.1.4 Entwicklung und Auswirkungen der Elektromobilität . . . . .	17
2.2 Politische und rechtliche Rahmenbedingungen . . . . .	19
2.2.1 Erneuerbare-Energien-Gesetz . . . . .	19
2.2.2 Energieeinsparverordnung . . . . .	20
2.2.3 Erneuerbare-Energien-WärmeGesetze . . . . .	22
2.2.4 Kraft-Wärme-Kopplungs-Gesetz . . . . .	24
2.3 Implikationen für Mikro-KWK-Anlagen . . . . .	26
<b>3 Mikro-KWK-Anlagen für Wohngebäude</b>	<b>29</b>
3.1 Prinzip, Verbreitung und Potenzial . . . . .	29
3.2 Mikro-KWK-Technologien . . . . .	33
3.2.1 Standardkomponenten und technische Charakteristika . . . . .	33
3.2.2 Wärmekraftmaschinen . . . . .	36
3.2.3 Brennstoffzellen . . . . .	39
3.3 Betriebsweisen und Einsatzaspekte . . . . .	45
3.4 Effizienz- und Betriebskennzahlen . . . . .	48

3.5	Technologievergleich und -auswahl . . . . .	51
3.6	Wechselwirkungen des Anlagenbetriebs mit Elektrofahrzeugen . . . . .	54
<b>4</b>	<b>Methoden und Modellansätze zur Optimierung des Mikro-KWK-Betriebs</b>	<b>55</b>
4.1	Optimierungsziele . . . . .	55
4.2	Methodische Ansätze zur Optimierung des Mikro-KWK-Betriebs . . . . .	57
4.2.1	Deterministische exakte Verfahren . . . . .	57
4.2.2	Deterministische heuristische Verfahren . . . . .	60
4.2.3	Stochastische Verfahren . . . . .	61
4.3	Modellierung der Haushaltsnachfrage . . . . .	63
4.3.1	Elektrizitätsnachfrage . . . . .	63
4.3.2	Wärmenachfrage . . . . .	65
4.3.3	Elektrizitätsnachfrage durch Elektrofahrzeuge . . . . .	66
4.3.4	Zeitliche Auflösung der Lastgangdaten . . . . .	66
4.4	Literaturüberblick zu existierenden Modellen zur Betriebsoptimierung . . . . .	67
4.4.1	Arbeiten mit perfekter Kenntnis zukünftiger Lastgangdaten . . . . .	68
4.4.2	Arbeiten zur prädiktiven Optimierung des Anlagenbetriebs . . . . .	71
4.5	Auswahl der verwendeten Optimierungsmethoden . . . . .	76
<b>5</b>	<b>Kurzfristige Lastprognose zur Begegnung nachfrageseitiger Unsicherheiten</b>	<b>79</b>
5.1	Vorbemerkungen zu den vorgestellten Methoden . . . . .	80
5.1.1	Klassifizierung . . . . .	80
5.1.2	Bewertung von Lastprognosen . . . . .	82
5.1.3	Auswahl und Aufbereitung der Inputs und Outputs . . . . .	86
5.1.4	Wahl des Modellansatzes . . . . .	88
5.2	Klassische statistische und ökonomische Methoden . . . . .	91
5.2.1	Naive Prognose . . . . .	91
5.2.2	Multiple Regression . . . . .	91
5.2.3	Exponentielle Glättung . . . . .	92
5.2.4	Box-Jenkins-Methoden . . . . .	94
5.2.5	Kalman Filter . . . . .	96
5.3	Methoden des Soft Computing . . . . .	98
5.3.1	Mustererkennungsverfahren . . . . .	98
5.3.2	Support Vector Machines . . . . .	99
5.3.3	Künstliche neuronale Netze . . . . .	100
5.3.4	Fuzzy-Systeme . . . . .	104
5.3.5	Neuro-Fuzzy-Systeme . . . . .	108
5.4	Literaturüberblick und Vorauswahl von Lastprognosemethoden . . . . .	115

<b>6</b>	<b>Modellbeschreibung und Parameterwahl</b>	<b>119</b>
6.1	Verwendete Datenbasis . . . . .	120
6.1.1	Haushaltslastgänge und Fahrprofil . . . . .	120
6.1.2	Eingangsgrößen zur Lastprognose . . . . .	126
6.2	Modul zur kurzfristigen Lastprognose auf Haushaltsebene . . . . .	127
6.2.1	Skripte zur Steuerung des Prognosevorgangs . . . . .	129
6.2.2	Funktionen zur Datenaufbereitung . . . . .	130
6.2.3	Funktionen zur Durchführung der Lastprognose . . . . .	132
6.2.4	Auswahl des Lerndatenumfangs . . . . .	136
6.2.5	Gütebewertung der implementierten Methode zur Lastprognose . . . . .	140
6.3	Modul zur Bestimmung des optimalen Fahrplans . . . . .	141
6.3.1	Mathematische Beschreibung . . . . .	143
6.3.2	Komplexität und Implementierung als rollierende Optimierung . . . . .	147
6.3.3	Modellendogene Simulation . . . . .	152
6.3.4	Anwendung zur Anlagenauslegung . . . . .	153
6.3.5	Analysen zur zeitlichen Auflösung . . . . .	153
6.4	Modul zur heuristischen Fahrplanoptimierung . . . . .	157
6.4.1	Phase 1: Tägliche Bestimmung des Anlagenfahrplans . . . . .	159
6.4.2	Phase 2: Tägliche Bestimmung der EV-Ladestrategie . . . . .	162
6.5	Modul zur Simulation unterschiedlicher Betriebsweisen . . . . .	165
6.5.1	Synthetisierung des elektrischen Lastgangs in minütlicher Auflösung . . . . .	165
6.5.2	Mathematische Beschreibung der Simulation . . . . .	167
6.5.3	Ergebnisse der Simulation . . . . .	170
6.6	Zwischenfazit zur gewählten Methodik . . . . .	171
<b>7</b>	<b>Modellgestützte Analysen im Rahmen einer Fallstudie</b>	<b>173</b>
7.1	Allgemeine Rahmenbedingungen . . . . .	173
7.2	Szenariodefinition . . . . .	174
7.2.1	Beispielhaushalte . . . . .	174
7.2.2	Haushaltsstrompreise . . . . .	175
7.3	Auslegung der PEMFC-Mikro-KWK-Referenzanlage . . . . .	179
7.3.1	Basiskonfiguration . . . . .	179
7.3.2	Ableitung von Richtlinien zur Anlagenauslegung . . . . .	180
7.4	Ergebnisse der Modellanwendung . . . . .	186
7.4.1	Lastprognose für die Beispielhaushalte . . . . .	186
7.4.2	Ergebnisse der Optimierung für die Beispielhaushalte . . . . .	190
7.4.3	Saisonale Betrachtung der Optimierungsergebnisse . . . . .	196
7.4.4	Vergleichende Analyse einzelner Beispieltage . . . . .	199
7.4.5	Ergebnisse bei sofortigem Laden als Referenzstrategie . . . . .	202

7.4.6	Auswirkungen eines stationären elektrischen Speichers . . . . .	204
7.4.7	Sensitivitätsanalyse für unsichere Rahmenparameter . . . . .	207
<b>8</b>	<b>Schlussfolgerungen und Ausblick</b>	<b>209</b>
8.1	Das entwickelte Modellsystem . . . . .	209
8.2	Diskussion der Ergebnisse aus der Fallstudie . . . . .	213
8.3	Kritische Würdigung des Modellsystems . . . . .	220
8.4	Ausblick auf zukünftige Forschungsfragen . . . . .	224
<b>9</b>	<b>Zusammenfassung</b>	<b>227</b>
	<b>Anhang</b>	<b>233</b>
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>241</b>

# Abbildungsverzeichnis

2.1	Jahresenergiebedarf eines Elektrofahrzeugs in Abhängigkeit von jährlicher Fahrleistung und spezifischem Energiebedarf . . . . .	18
3.1	Schritte der Erdgasaufbereitung für verschiedene Brennstoffzellentechnologien	40
3.2	Prinzipieller Aufbau einer PEMFC . . . . .	41
3.3	Idealer Wirkungsgrad einer PEMFC im Vergleich zum Carnot-Wirkungsgrad von Wärmekraftmaschinen . . . . .	42
3.4	Vereinfachtes Anlagenschema eines PEMFC-Mikro-KWK-Systems mit Dampfreformer zur Wasserstoffbereitstellung . . . . .	44
3.5	Sankey-Diagramm einer Mikro-KWK-Anlage und der ungekoppelten Versorgung . . . . .	53
5.1	Veranschaulichung ausgewählter Fehlermaße für Lastprognosemodell . . . . .	85
5.2	Einzel- vs. Multimodellansatz: Vergleich der verwendeten Trainingsdaten . . .	90
5.3	Struktur eines vorwärtsbetriebenen KNN . . . . .	101
5.4	Fuzzy „wenn-dann“ Regeln und Struktur zweier verbreiteter Reglerkonzepte . .	106
5.5	Allgemeine Struktur von ANFIS . . . . .	110
6.1	Aufbau und Zusammenspiel der P-OPT Module Lastprognose, MIP, Heuristik und Simulation . . . . .	121
6.2	Berechnung der zurückgelegten Strecke und momentan anliegender Kräfte für ein Kraftfahrzeug, basierend auf GPS-Messdaten . . . . .	123
6.3	Histogramm der Durchschnittsgeschwindigkeit auf den gemessenen Wegen sowie der zugehörige Durchschnittsverbrauch eines Elektrofahrzeugs gemäß Modellrechnung . . . . .	125
6.4	Übersicht zu den in MATLAB implementierten Funktionen und Skripten zur kurzfristigen Lastprognose . . . . .	128
6.5	Prinzip der Datenaufbereitung in Abhängigkeit des gewählten Modellansatzes zur Lastprognose . . . . .	132
6.6	Sensitivität der Prognosegüte bezüglich des zeitlichen Umfangs der Lerndaten pro Iteration im EMA . . . . .	138

6.7	Sensitivität der Prognosegüte bezüglich des zeitlichen Umfangs der Lerndaten pro Iteration im TMA . . . . .	138
6.8	Sensitivität der Prognosegüte bezüglich des zeitlichen Umfangs der Lerndaten pro Iteration im SMA und TSMA . . . . .	139
6.9	Übersicht zu den im Modell abgebildeten Energie- und Stoffflüssen . . . . .	141
6.10	Veranschaulichung des Prinzips der rollierenden Optimierung des Mikro-KWK-Anlagenfahrplans mit unterschiedlichem Zeithorizont je Subproblem . . . . .	149
6.11	Jährliche Systemausgaben eines Beispielhaushalts und Berechnungszeit für ein Jahr in Abhängigkeit des relativen Optimalitätskriteriums . . . . .	150
6.12	Jährliche Systemausgaben, Anzahl der Binärvariablen sowie Berechnungszeit für ein Jahr in Abhängigkeit des Zeithorizonts der Subprobleme . . . . .	151
6.13	Auswirkungen der zeitlichen Auflösung verwendeter Lastgangdaten . . . . .	155
6.14	Jährliche Versorgungskosten und Berechnungszeit der Optimierung in Abhängigkeit der zeitlichen Auflösung der verwendeten Lastgangdaten . . . . .	156
6.15	Algorithmus zur Bestimmung eines verbesserten Betriebs der Mikro-KWK-Anlage sowie eines darauf angepassten Ladeprozesses eines EV . . . . .	164
6.16	Beispielhafte Darstellung synthetisch erzeugter elektrischer Lastgänge in minutlicher zeitlicher Auflösung als Grundlage der Simulation . . . . .	166
7.1	Beispielhafte Darstellung zeitvariabler Stromtarife in Abhängigkeit von der residualen Netzlast . . . . .	178
7.2	Auslegung des thermischen Pufferspeichers basierend auf der gewählten Zeitäquivalenzmethode . . . . .	182
7.3	Ergebnisse der Anlagenauslegung für die Wärmebedarfsklasse W2 in Abhängigkeit von der angenommenen Basisinvestition . . . . .	184
7.4	Bewertung der kurzfristigen elektrischen Lastprognose für HH2 . . . . .	188
7.5	Bewertung der kurzfristigen elektrischen Lastprognose für HH3 . . . . .	188
7.6	Bewertung der kurzfristigen thermischen Lastprognose für HH2-H2 vor und nach der Berücksichtigung eines stochastischen Fehlerprozesses . . . . .	189
7.7	Überblick zu allen im Rahmen der Fallstudie betrachteten Varianten und Szenarios . . . . .	190
7.8	Fehler- und Gütemaße für die Optimierungsergebnisse . . . . .	192
7.9	Grafische Darstellung der erzielten Ergebnisse für Beispielhaushalt HH2 in allen betrachteten Varianten und Szenarios . . . . .	197
7.10	Saisonale Betrachtung der elektrischen Bedarfs- und Bereitstellungscharakteristik für Beispielhaushalt HH2 in unterschiedlichen Varianten und Szenarios . . . . .	198
7.11	Analyse eines Sonntags aus der Übergangszeit und bei konstantem Strompreis in HH2-H1 . . . . .	201

7.12	Analyse zweier zusammenhängender Werkzeuge aus der Übergangszeit und bei konstantem Strompreis in HH2-H1 . . . . .	203
7.13	Änderung der Ergebnisse für HH2-H1 bei der Referenzstrategie sofortigen Ladens . . . . .	204
7.14	Analyse der Auswirkungen eines stationären elektrischen Speichers bei unterschiedlichen Rahmenbedingungen . . . . .	206
7.15	Sensitivität des $\Delta$ NPV bezüglich ökonomischer Rahmenparameter . . . . .	208
8.1	Durchschnittliche Reduktion der jährlichen Systemausgaben vor Ende der Förderperiode bezogen auf den Referenzfall des wärmegeführten Betriebs . . . . .	215
8.2	Durchschnittliche Höhe des $\Delta$ NPV gegenüber dem Referenzbetrieb in Abhängigkeit von der verwendeten Methode und Informationsqualität . . . . .	217
8.3	Durchschnittliche Zielerreichungsgrade in allen Szenarios der Fallstudie in Abhängigkeit der verwendeten Methode und Informationsqualität . . . . .	220



# Tabellenverzeichnis

2.1	Durchschnittlicher jährlicher Strombedarf in Abhängigkeit der Haushaltsgröße	16
2.2	KWK-Zuschlag für unterschiedliche Leistungsklassen gemäß KWKG . . . . .	25
2.3	Zusammensetzung des Erlöses für den Anlagenbetreiber durch KWK-Strom . .	26
3.1	Eingegangene und genehmigte Förderanträge für Mikro-KWK-Anlagen bis 20 kW <sub>el</sub> . . . . .	31
3.2	Vergleich unterschiedlicher Mikro-KWK-Technologien hinsichtlich prinzipieller Betriebseigenschaften . . . . .	52
4.1	Überblick zu existierenden Modellansätzen zur Optimierung und Bewertung des Betriebs dezentraler Mikro-KWK-Anlagen . . . . .	77
5.1	Bewertungsmaße der Prognosegüte von Lastprognosemodellen . . . . .	84
5.2	Gegenüberstellung von KNN und Fuzzy-Systemen . . . . .	108
5.3	Vorwärts- und Rückwärtslauf beim hybriden Lernen für ANFIS . . . . .	114
5.4	Ausgewählte Arbeiten zur Lastprognose in Abhängigkeit von Aggregations- niveau, Methode und zeitlicher Auflösung . . . . .	116
6.1	Inputparameter für die kurzfristige Lastprognose . . . . .	127
6.2	Übersicht zur Implementierung und Parametrierung der Methoden zur kurz- fristigen Lastprognose . . . . .	137
6.3	Bewertung der Fehlermaße aller Kombinationen aus Methode und Modellansatz	140
6.4	Nomenklatur (MIP) . . . . .	142
6.5	Nomenklatur (Heuristik) . . . . .	158
7.1	Rahmenparameter für die Fallstudie . . . . .	174
7.2	Definition der in der Fallstudie betrachteten Beispielhaushalte . . . . .	176
7.3	Definition der Wärmebedarfsklassen zur Anlagenauslegung . . . . .	181
7.4	Thermische Leistung der Mikro-KWK-Anlage in kW <sub>th</sub> laut der durchgeführten Anlagenauslegung für fünf Wärmebedarfsklassen . . . . .	185
7.5	Ergebnisse aller berechneten Varianten für HH2 . . . . .	195



# Abkürzungsverzeichnis

AC	Alternating Current (Wechselstrom, -spannung)
AFC	Alkaline Fuel Cell
ANFIS	Adaptive Network Based Fuzzy Inference System
AR	Autoregressiv
AR(I)MA	Autoregressive (Integrated) Moving Average
BF	Brennstoffflexibilität
BHKW	Blockheizkraftwerk
CHP	Combined Heat and Power
COG	Center of Gravity
DC	Direct Current (Gleichstrom, -spannung)
DSM	Demand Side Management
DWD	Deutscher Wetterdienst
EE	Erneuerbare Energien
EEG	Erneuerbare-Energien-Gesetz
EEV	Endenergieverbrauch
EEWärmeG	Erneuerbare-Energien-WärmeGesetz des Bundes
EEX	European Energy Exchange
EG	Europäische Gemeinschaft
EMA	Einzelmodellansatz
EnEG	Energieeinspargesetz
EnergieStG	Energiesteuergesetz
EnEV	Energieeinsparverordnung
ES	Exponential Smoothing (Exponentielle Glättung)
EU	Europäische Union
EV	Elektrofahrzeug (electric vehicle)
EWärmeG	Erneuerbare-Wärme-Gesetz des Lands Baden-Württemberg
FIS	Fuzzy-Inferenz-System
GA	Genetischer Algorithmus
H	Heizwärmebedarfsklasse
HeizAnlV	Heizanlagenverordnung

HEU	Heuristik
HH	Haushalt
HT	Hochtemperatur
HWES	Holt-Winters Modell zur exponentiellen Glättung
KNN	Künstliche neuronale Netze
KWK	Kraft-Wärme-Kopplung
KWKG	Kraft-Wärme-Kopplungs-Gesetz
LP	Lineares Programm
MA	Moving Average
MAE	Mean Absolute Error
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
MdAPE	Median Absolute Percentage Error
ME	Mean Error
MIP	Mixed Integer Program
MIV	Motorisierter Individualverkehr
MKQ	Methode der kleinsten Quadrate
MMA	Multimodellansatz
MOM	Mean of Maximum
MPC	Model Predictive Control
MPE	Mean Percentage Error
MPI	Message Passing Interface
MR	Multiple Regression
MSE	Mean Squared Error
NEE	Nationaler Entwicklungsplan Elektromobilität
NPE	Nationale Plattform Elektromobilität
NPV	Net Present Value (Kapitalwert)
NRMSE	Normalized Root Mean Squared Error
NT	Niedertemperatur
oc	Relatives Optimalitätskriterium bei der Lösung von MIP
P-OPT	Modellsystem zur prädiktiven Optimierung
PAFC	Phosphoric Acid Fuel Cell
PEE	Primärenergieeinsparung
PEMFC	Proton Exchange Membrane Fuel Cell
PEV	Primärenergieverbrauch
PHR	Power to Heat Ratio (Stromkennzahl)
PO	Prädiktive Optimierung
PSO	Partikel Schwarm Optimierung
PV	Photovoltaik
RME	Rapsmethylester

RMSE	Root Mean Squared Error
RRMSE	Relative Root Mean Squared Error
SA	Simulated Annealing
SeH	Stromerzeugende Heizung
SMA	Stundenmodellansatz
SQP	Sequential Quadratic Programming
StromStG	Stromsteuergesetz
SVM	Support Vector Machine
SVR	Support Vector Regression
TDCE	Total Deficient Cover of Energy
THG	Treibhausgas
TMA	Tagesmodellansatz
ToD	Type of Day
TPDCE	Total Percentage Deficient Cover of Energy
TPE	Total Percentage Error
TRY	Test Reference Year
TSMA	Tagesstundenmodellansatz
VK	Virtuelles Kraftwerk
VLh	Volllaststunden
W	Wärmebedarfsklasse
WEA	Windenergieanlage
WW	Warmwasser



# Kapitel 1

## Einleitung

### 1.1 Ausgangslage und Problemstellung

Die gegenwärtige europäische und zunehmend auch die weltweite Umweltpolitik ist geprägt von dem Bestreben, geeignete Strategien zum Klimaschutz zu entwickeln. Mit der Unterzeichnung des Kyoto-Protokolls im Jahr 1997 verpflichtete sich die Europäische Union zur Reduktion der Treibhausgasemissionen um 8 % gegenüber dem Jahr 1990 bis zum Ende der ersten Verpflichtungsperiode im Jahr 2012. Derzeit scheitern jedoch die Bemühungen um ein Nachfolgeprotokoll auf politischer Ebene, weshalb kein weltweit koordiniertes Vorgehen erkennbar ist. Deutschland versucht dennoch durch weitere Selbstverpflichtungen international eine Vorreiterrolle beim Klimaschutz einzunehmen. Die hoch gesteckten Ziele äußern sich in einer Reihe regulatorischer Maßnahmen wie bspw. dem Gesetz für den Vorrang erneuerbarer Energien (Erneuerbare-Energien-Gesetz, EEG) oder dem Gesetz für die Erhaltung, die Modernisierung und den Ausbau der Kraft-Wärme-Kopplung, besser bekannt unter dem Namen KWK-Gesetz (KWKG). Beide Gesetze adressieren je eine der Säulen zur Entwicklung einer nachhaltigeren Energiewirtschaft: die Erschließung alternativer, möglichst CO<sub>2</sub>-neutraler Energiequellen sowie die Maximierung der Effizienz bei der Nutzung fossiler Energieträger.

Ein wesentlicher Baustein für den letztgenannten Aspekt ist das Prinzip der Kraft-Wärme-Kopplung (KWK). In Prozessen, die ausschließlich der Stromproduktion dienen, wird ein Großteil der im Brennstoff gebundenen chemischen Energie in Form von Abwärme ungenutzt an die Umgebung abgegeben. Im Fall reiner Heizprozesse wird ausschließlich Wärme als Produkt bereitgestellt, wodurch der hohe Exergiegehalt von Brennstoffen wie bspw. Erdgas ungenutzt bleibt. KWK-Technologien nutzen hingegen beide der genannten Produkte, indem neben der erzeugten elektrischen Energie auch das Kuppelprodukt Wärme der Nutzung zugeführt wird. Da daraus hohe Brennstoffausnutzungsgrade resultieren, ist es ein politisches Ziel, den Anteil der KWK-Stromerzeugung bis zum Jahr 2020 auf 25 % zu erhöhen. Dies macht, angesichts des heutigen Anteils von etwa 12,5 %, auch die Nutzung wirtschaftlich schwer erschließbarer Potenziale wünschenswert (AGEB, 2012; BRD, 2012b).

Das KWK-Prinzip findet bereits in vielen Bereichen Anwendung. Neben Großkraftwerken, die Prozesswärme für die Industrie bereitstellen oder große Fernwärmenetze versorgen, etablieren sich zunehmend auch sogenannte Mikro-KWK-Anlagen zur Versorgung von Nahwärmenetzen, Krankenhäusern, Bürogebäuden oder Mehrfamilien- bis hin zu Einfamilienhäusern und einzelnen Haushalten. Verbreiteten Definitionen und den Abgrenzungen des KWKG folgend erstreckt sich der Leistungsbereich von Mikro-KWK-Anlagen etwa von 1-50 Kilowatt elektrischer Leistung. Allerdings leiden insbesondere sehr kleine Anlagen im niedrigen einstelligen Leistungsbereich unter einer heute noch mangelhaften Wirtschaftlichkeit, was sich in ihrer derzeit geringen Verbreitung widerspiegelt. Andererseits ist eben dieser Sektor von besonderem Interesse, da für kleine Anlagen, bspw. zur Versorgung von Einzelhaushalten, ein erhebliches technisches Potenzial besteht (Horst et al., 2011; Droste-Franke et al., 2009; Jungbluth, 2006).

Der Anteil des Haushaltssektors am Endenergieverbrauch Deutschlands betrug im Jahr 2010 ca. 28,5 %. Er bewegt sich somit in der Größenordnung des Anteils des gesamten Verkehrssektors, der mit etwa 28 % ebenfalls eine wesentliche Rolle einnimmt (AGEB, 2012). Der Straßenverkehr hat wiederum einen Anteil von ca. 80 %, bezogen auf den Endenergieverbrauch im Verkehrssektor (BMVBS, 2011). Entsprechend trägt auch der motorisierte Individualverkehr (MIV) einen signifikanten Teil zur Gesamtenergiebilanz einzelner Haushalte bei.

Die benötigte Endenergie im Haushaltssektor teilt sich auf die beiden Endenergieformen thermischer und elektrischer Energie auf. Während etwa 75-80 % der Endenergie auf die Deckung der Wärmenachfrage entfallen, beträgt der Anteil des Stroms ca. 20-25 % (AGEB, 2012). Hierbei ist bemerkenswert, dass die Stromversorgung weiterhin vor allem zentralisiert erfolgt, während die Wärmeversorgung stark dezentralisiert ausgeführt ist. Im Gegensatz zur verlustarmen Transportfähigkeit elektrischer Energie ist die Verteilung von Wärme mit hohen Übertragungsverlusten behaftet. Infolgedessen hat sich für den Betrieb dezentraler Heizungsanlagen neben der lokalen Lagerung großer Brennstoffmengen die leitungsgebundene Verteilung von Erdgas durchgesetzt. Allerdings gehen mit der ungekoppelten Versorgung von Haushalten mit thermischer und elektrischer Energie hohe Effizienzverluste einher. Hier setzt das Prinzip von Mikro-KWK-Anlagen an, die direkt im Haushalt thermische und elektrische Energie in einem gekoppelten Prozess bereitstellen. Dies führt zur angestrebten Steigerung des Brennstoffausnutzungsgrads und dadurch auch zu reduzierten Emissionen im Vergleich zur ungekoppelten Versorgung (Pehnt u. Colijn, 2006).

Andererseits deutet sich auch im Bereich des MIV seit einigen Jahren ein Umbruch von großer Tragweite an. Während seit vielen Jahrzehnten die Bereitstellung der Energie im Verkehrssektor fast ausschließlich aus Mineralölen erfolgte, zeichnet es sich nunmehr ab, dass zukünftig gewisse Teile des MIV und des Wirtschaftsverkehrs durch Elektrofahrzeuge abgedeckt werden. Dieser Wandel hat großen Einfluss auf die Versorgungssituation von Haushalten, da bei der Nutzung eines Elektrofahrzeugs zukünftig ein Teil der Energie für die individuelle Mobilität direkt im Haushalt in Form elektrischer Energie nachgefragt wird.

Heute werden Mikro-KWK-Anlagen nahezu ausschließlich wärmegeführt betrieben, was bedeutet, dass sich die Zeiträume des Betriebs ausschließlich am lokalen Wärmebedarf des versorgten Haushalts bzw. am Speicherstand des thermischen Pufferspeichers orientieren. Um ökonomische Vorteile zu generieren, wäre es jedoch wünschenswert, den Anlagenbetrieb unter Einbezug der gesamten Nachfragestruktur des versorgten Haushalts, also auch inklusive der Elektrizitätsnachfrage, im Voraus zu planen. Neben der Möglichkeit einer zeitlichen Verschiebung des Mikro-KWK-Anlagenbetriebs, sollten bei einer entsprechenden Planung auch nachfrageseitige Flexibilitätspotenziale berücksichtigt werden, die zukünftig in besonderem Maß durch die Möglichkeit des gesteuerten Ladens eines Elektrofahrzeugs entstehen könnten. Ein entsprechender Planungsansatz ist im Detail besonders durch folgende Punkte motiviert:

- Der Eigenverbrauch lokal erzeugter elektrischer Energie ist aus Sicht des Anlagenbetreibers nach heutiger Gesetzgebung der Einspeisung vorzuziehen. Da die Anlagenbetriebsdauer jedoch durch den Wärmebedarf des Haushaltes gedeckelt ist, stellt sich die Frage, zu welchen Zeiten die Anlage optimal eingesetzt werden sollte (BRD, 2012b).
- Viele Mikro-KWK-Anlagen sind aufgrund technischer Restriktionen (möglichst geringe Taktzahl, feste Betriebspunkte, Mindestbetriebsdauer, ...) nicht ausreichend flexibel für einen Lastfolgebetrieb. Dies gilt besonders für zukunftssträchtige und hocheffiziente brennstoffzellenbasierte Anlagen. Heute werden die Anlagen deshalb nahezu ausschließlich wärmegeführt und ohne Berücksichtigung der lokalen Stromnachfragestruktur betrieben. Aus ökonomischer Sicht ist jedoch eine Betriebsweise anzustreben, welche sicherstellt, dass der Betrieb bevorzugt dann erfolgt, wenn die elektrische Last im Haushalt einen möglichst hohen Eigenverbrauch der vor Ort erzeugten Elektrizität erlaubt.
- Zur Ableitung eines dahingehend optimierten Fahrplans ist die kurzfristige Kenntnis zukünftiger haushaltsindividueller elektrischer und thermischer Lastgänge notwendig. Einzelhaushalte sind jedoch vor allem in Hinblick auf ihre elektrischen Lastgänge aufgrund des starken Einflusses individuellen Bewohnerverhaltens nicht hinreichend standardisierbar. Es werden deshalb besondere Methoden benötigt, um der Unsicherheit der zukünftigen Nachfragestruktur für jeden untersuchten Haushalt individuell zu begegnen.
- Die erwartete zunehmende Verbreitung von Elektrofahrzeugen hat einen signifikanten Einfluss auf die Energiebedarfsstruktur betroffener Einzelhaushalte. Sowohl die Höhe der Stromnachfrage als auch deren zeitlicher Verlauf wird durch das heimische Laden eines Elektrofahrzeugs maßgeblich beeinflusst. Andererseits bietet die Steuerung des Ladevorgangs im Rahmen seiner zeitlichen und technischen Restriktionen ein hohes Flexibilitätspotenzial auf der Nachfrageseite, das in enger Wechselwirkung mit dem Fahrplan einer Mikro-KWK-Anlage steht. Dieses Potenzial ist besonders von Interesse, da dessen Nutzung im Gegensatz zur Steuerung von Haushaltsgeräten nur geringe Komforteinbußen verursacht und gleichzeitig ein hohes energetisches Verschiebepotenzial bietet.

## 1.2 Zielsetzung und Vorgehensweise

Das übergeordnete Ziel der vorliegenden Arbeit liegt in der Entwicklung eines in der Realität einsetzbaren Modellsystems zur täglichen haushaltsindividuellen ökonomischen Optimierung des Fahrplans hocheffizienter brennstoffzellenbasierter Mikro-KWK-Anlagen unter Einbezug des gesteuerten Ladens eines eventuell vorhandenen Elektrofahrzeugs. Hierzu sind zunächst alle relevanten techno-ökonomischen Charakteristika des gesamten Hausenergiesystems in die Modellierung des Planungsproblems zu integrieren sowie geeignete Methoden für dessen Lösung zu identifizieren. Da darüber hinaus der kurzfristige zukünftige Verlauf der Haushaltsnachfrage nach Strom und Wärme entscheidend für die Fahrplan- und Ladeoptimierung ist, soll der diesbezüglich in der Realität herrschenden Unsicherheit mit Hilfe eines prädiktiven Optimierungsansatzes besondere Aufmerksamkeit gewidmet werden. Ein weiterer Fokus liegt darüber hinaus auf der stringenten Einordnung der erzielten Ergebnisse einerseits gegenüber dem Referenzfall des wärmegeführten Anlagenbetriebs und gleichverteilten Ladens des Elektrofahrzeugs und andererseits dem, aufgrund der genannten Unsicherheiten, nur theoretisch erreichbaren optimalen Betrieb.

Für hocheffiziente brennstoffzellenbasierte Anlagen, die in ihrem Betriebsverhalten aufgrund technischer Restriktionen nicht flexibel genug sind, um der auftretenden Haushaltslast in Echtzeit zu folgen, ist die möglichst genaue Kenntnis der zukünftigen Nachfragestruktur, welche durch die sogenannten elektrischen und thermischen Lastgänge charakterisiert ist, besonders entscheidend. Da die Bedarfsstruktur individueller Einzelhaushalte jedoch nicht hinreichend standardisierbar ist, soll der dahingehenden Unsicherheit mittels einer kurzfristigen haushaltsindividuellen Lastprognose begegnet werden. Entsprechend besteht ein weiteres Ziel der Arbeit in der Untersuchung und Auswahl dazu geeigneter Methoden.

Um dem Ziel der realistischen Einsetzbarkeit des Modellsystems gerecht zu werden, soll die Komplexität der Fahrplanoptimierung begrenzt und gleichzeitig das im Zeitverlauf wiederholte Trainieren der Lastprognosealgorithmen ermöglicht werden. Deshalb sollen Lastprognose und Fahrplanoptimierung in täglicher Iteration mit aktuellen Daten und begrenztem Zeithorizont durchgeführt werden. Darüber hinaus soll neben der Verwendung eines exakten Optimierungsverfahrens eine problemspezifische Heuristik entwickelt werden, die in der Lage ist, schnell gute Lösungen für das Planungsproblem zu berechnen ohne auf leistungsfähige und entsprechend teure Hardware oder kommerzielle Solver Software angewiesen zu sein.

Um die Bewertung der prognosebasiert optimierten Fahrpläne zu ermöglichen, muss der Anlagenbetrieb abschließend unter Zuhilfenahme der tatsächlich eingetretenen Lastgänge simuliert werden. Diese ex-post Simulation repräsentiert dann den Betrieb, der in der Realität umsetzbar gewesen wäre und bildet damit die Grundlage für alle ausgewiesenen technischen und ökonomischen Kennzahlen.

Zunächst widmet sich Kapitel 2 heutigen und zukünftigen energiewirtschaftlichen und energiepolitischen Rahmenbedingungen, beginnend mit einer Charakterisierung genereller Entwicklungstendenzen auf der Energieangebots- und -nachfrageseite. Auch wenn diese teilweise zunächst nur geringe Berührungspunkte mit dem Betrieb von Mikro-KWK-Anlagen aufzuweisen scheinen, ist deren Beschreibung notwendig für das Verständnis der derzeitigen Dezentralisierungstendenz im Energiesystem. Gemeinsam mit der Bewertung der ebenfalls detailliert beschriebenen gesetzlichen Rahmenbedingungen schließt Kapitel 2 mit der Ableitung von Implikationen für den Mikro-KWK-Anlagenbetrieb.

Kapitel 3 widmet sich anschließend dem Themenkomplex kleiner KWK-Anlagen für Einzelhaushalte. Neben der Definition des KWK-Prinzips sowie der Analyse der Verbreitung und des Potenzials entsprechender Anlagen erfolgt insbesondere die Einführung verschiedener technologischer Konzepte mit ihren jeweiligen Vor- und Nachteilen sowie die Begründung der Auswahl der im weiteren Verlauf betrachteten Technologie. Aufbauend auf der technischen Charakterisierung werden verschiedene Betriebsführungskonzepte für Mikro-KWK-Anlagen sowie die Wechselwirkungen mit dem heimischen Laden eines Elektrofahrzeugs beschrieben. Das Kapitel enthält darüber hinaus die Definition energetischer und betriebsbezogener Kennzahlen, mit deren Hilfe einerseits unterschiedliche Technologien generell gegeneinander abgegrenzt, und andererseits die später erzielten Optimierungsergebnisse bewertet werden können.

Das darauf folgende Kapitel 4 führt in unterschiedliche methodische Konzepte zur modellgestützten Optimierung des Mikro-KWK-Betriebs ein. Mittels einer ausführlichen Literaturstudie erfolgt darauf aufbauend die Ableitung bisheriger methodischer Lücken, die mit dem in dieser Arbeit entwickelten Modellsystem geschlossen werden sollen. Entsprechend der Analyse werden die methodischen Konzepte ausgewählt, die in der Folge umgesetzt werden.

Aus der charakterisierten Entwicklungsaufgabe ergibt sich die Notwendigkeit eines Moduls zur haushaltsindividuellen thermischen und elektrischen Lastprognose, um die nachfrageseitige Unsicherheit bei der Fahrplanoptimierung zu adressieren. Zwar stellt v. a. die Prognose elektrischer Lasten ein bereits intensiv beforschtes Gebiet dar, doch beziehen sich die meisten der bisher veröffentlichten Arbeiten auf eine höher aggregierte Ebene, wie bspw. ganze Netzabschnitte. Hingegen ist die Prognose individueller Haushaltslastgänge ein bisher nur wenig erforschtes Gebiet. Aus diesem Grund widmet sich Kapitel 5 zunächst einer allgemeinen Beschreibung methodischer Ansätze, die genutzt werden könnten, um die haushaltsindividuelle kurzfristige Lastprognose zu realisieren. Basierend auf methodischen Eigenschaften sowie einem Literaturüberblick zu existierenden Arbeiten, erfolgt anschließend eine Vorauswahl mehrerer Methoden, die im Rahmen der weiteren Entwicklung näher untersucht werden.

Den methodischen Kern der Arbeit bildet Kapitel 6. Es beschreibt die Implementierung der ausgewählten Methoden im Rahmen des modularen Modellsystems *P-OPT*. Ein Fokus des Kapitels liegt auf der mathematischen Beschreibung einer exakt lösbaren und einer heuristischen Optimierungsmethode sowie der Auswahl der am besten geeigneten Modellvarianten für die haushaltsindividuelle Lastprognose. Darüber hinaus dienen verschiedene beispielhafte Anwen-

dungen der Optimierungsmethoden sowie Sensitivitätsanalysen einerseits der Komplexitätsbewertung und andererseits der Auswahl wichtiger Modellparameter, die in der anschließenden Fallstudie Verwendung finden. Da zur Optimierung deterministische Methoden auf Basis der erstellten Lastprognose verwendet werden, müssen die bestimmten Fahrpläne in einem weiteren Schritt auf Abweichungen überprüft werden, die beim Eintreten der realen Lastgänge auftreten. Daraufhin notwendige kurzfristige Kompensationshandlungen werden bestimmt, indem die Fahrplanumsetzung in regelbasierter Form und unter Zuhilfenahme der realen Lastgänge simuliert wird, was die Grundlage für den Ausweis betriebsbezogener und ökonomischer Ergebnisse schafft.

Im Rahmen einer umfangreichen Fallstudie werden anschließend in Kapitel 7 die implementierten Methoden angewendet und hinsichtlich ihrer Ergebnisse bewertet. Nach der Anlagenauslegung für fünf Wärmebedarfsklassen erfolgt dabei die detaillierte Betrachtung von vier Beispielhaushalten in unterschiedlichen Szenarios hinsichtlich der jeweils gültigen Rahmendingungen, der Haushaltsausstattung mit oder ohne Elektrofahrzeug und der zur Analyse verwendeten Methode. Mit Hilfe stringenter Bewertungsmetriken werden alle Ergebnisse gegenüber dem nur theoretisch erreichbaren globalen Optimum eingeordnet sowie methoden- und unsicherheitsbedingte Abweichungen charakterisiert. Darüber hinaus dienen saisonale Betrachtungen sowie die Analyse einzelner Beispieldtage der Ableitung weiterer Ergebnisse mit höherem Detailgrad.

Kapitel 8 fasst die erlangten Erkenntnisse in Form prinzipieller Schlussfolgerungen und Empfehlungen zusammen. Insbesondere erfolgt dabei die Beschreibung und die Analyse der in der Fallstudie durchschnittlich erreichten Ergebnisse, woraus unter anderem Rückschlüsse auf weiteren Forschungsbedarf abgeleitet werden können. Darüber hinaus erfolgt eine umfassende kritische Reflexion des gewählten Vorgehens.

Kapitel 9 schließt die Arbeit mit einer Zusammenfassung der wesentlichen Erkenntnisse ab.

# Kapitel 2

## Energiewirtschaftlicher und energiepolitischer Rahmen

Dieses Kapitel widmet sich den energiewirtschaftlichen und energiepolitischen Rahmenbedingungen in Deutschland. Zunächst charakterisiert Abschnitt 2.1 den derzeit zu beobachtenden technologischen Wandel auf der Energieangebots- und Nachfrageseite, der maßgeblich durch Klimaschutzbemühungen motiviert ist. Die Beschreibung ist dabei bewusst weit gefasst und beschränkt sich nicht ausschließlich auf unmittelbar mit Mikro-KWK-Anlagen in Verbindung stehende Bereiche. Letzteres ist notwendig für das Verständnis der zunehmenden Tendenz zur Dezentralisierung des Energiesystems. Aufbauend auf der Beschreibung und Interpretation weiterer politischer und rechtlicher Rahmenbedingungen in Abschnitt 2.2 fasst Abschnitt 2.3 die Implikationen des systemischen Wandels und der regulatorischen Rahmenbedingungen für Mikro-KWK-Anlagen allgemein sowie für deren Betrieb im Speziellen zusammen.

### 2.1 Strukturwandel auf der Angebots- und Nachfrageseite

Getrieben durch politische Zielsetzungen und der entsprechenden Gestaltung rechtlicher Rahmenbedingungen durchläuft das Energiesystem seit mehreren Jahren einen tiefgreifenden strukturellen Wandel. Dieser äußert sich zunächst auf der Angebotsseite, insbesondere hinsichtlich der Bereitstellung elektrischer Energie. Das jahrzehntelang gültige Paradigma der zentralen Erzeugung in Großkraftwerken und der damit verbundenen Ausnutzung von Skaleneffekten beherrscht zwar weiterhin große Teile des Energiesystems, doch steigt der Anteil dezentraler Erzeugung elektrischer Energie stetig an (BMU, 2013). Gleichzeitig erfordert die zunehmende Integration erneuerbarer Energien, mit Anlagen in allen Leistungsklassen, auch ein Umdenken auf der Nachfrageseite. Neben dem Einsatz von Großspeichertechnologien (z. B. Pumpspeicherwerken) konzentriert sich die Forschung und Entwicklung hierbei auf die Flexibilisierung der Nachfrage in Industrie und Haushalt, insbesondere mit Hilfe von Lastverschiebemaßnahmen wie bspw. dem gesteuerten Laden von Elektrofahrzeugen. Diese sogenannten Demand

Side Management (DSM) Maßnahmen sollen dazu beitragen, dem fluktuierenden Charakter der vorherrschenden Formen erneuerbarer Energien gerecht zu werden. Allerdings bedingen sie teilweise auch Komforteinbußen für den Endkunden, weshalb immer dann Akzeptanzprobleme zu erwarten sind, wenn keine signifikanten ökonomischen Vorteile generiert werden können (Paetz et al., 2011).

Die folgenden Abschnitte widmen sich jeweils Teilbereichen des angedeuteten Strukturwandels. Der Fokus liegt auf der Darstellung der wichtigsten Trends auf Angebots- und Nachfrageseite elektrischer Energie sowie der Entwicklung der Energienachfrage in Haushalten. Um der Zielsetzung der vorliegenden Arbeit gerecht zu werden, blendet die Diskussion Industrie- und andere Großkunden hingegen weitgehend aus. Trotzdem ist eine isolierte Betrachtung der untersten Ebenen des Energiesystems nicht ausreichend, da auf allen Ebenen verschiedene, teilweise stark interdependente Problemstellungen vorliegen, welche letztlich Auswirkungen auf die Verbreitung und Wirkungsweise dezentraler Mikro-KWK-Anlagen haben.

### 2.1.1 Zur Integration erneuerbarer Energien

Dem im Jahr 2010 verabschiedeten Energiekonzept der Bundesregierung zufolge wird bis zum Jahr 2050 eine Reduktion des CO<sub>2</sub>-Ausstoßes in Deutschland um 80 - 95 % gegenüber dem Basisjahr 1990 angestrebt (BMW i. u. BMU, 2010). Die Elektrizitätswirtschaft soll einen entscheidenden Anteil haben, indem der Anteil erneuerbarer Energien an der Stromerzeugung bis zum Jahr 2050 80 % betragen soll. Hierzu werden die Notwendigkeit sogenannter *intelligenter Netze* sowie der Ausbau von Stromspeicherkapazitäten explizit genannt. Des Weiteren führte auch die erst nach dem Energiekonzept verabschiedete Stilllegung aller deutschen Kernkraftwerke bis zum Jahr 2022 zu keiner Abschwächung der gesteckten Ziele.

Um den Ausbau der erneuerbaren Energien zu forcieren, wurden verschiedene gesetzliche Regelungen geschaffen (vgl. Abschnitt 2.2). Deren Effektivität ist durch den starken Kapazitätszuwachs der vergangenen Jahre dokumentiert, während über die Effizienz der Regelungen kontrovers diskutiert wird (Mennel, 2012; Weber u. Hey, 2012; Erdmann et al., 2010). Insbesondere der im Jahr 2005 eingeführte CO<sub>2</sub>-Emissionshandel ist bei wirksamer Implementierung nach Auffassung einiger Kritiker bereits ein ausreichendes Förderungsinstrument für erneuerbare Energien, weshalb zusätzliche Anreize grundlegend überarbeitet oder ganz abgeschafft werden sollten (Monopolkommission, 2009; Frondel et al., 2011).

Der Kapazitätszubau erneuerbarer Energien wird dominiert vom Zubau von Windenergie (WEA) und Photovoltaikanlagen (PV), doch auch die Nutzung biogener Brennstoffe steigt stetig an. Insgesamt beträgt der Anteil am gesamten Primärenergieverbrauch Deutschlands derzeit knapp 12 %, wobei der Anteil am stromseitigen Endenergieverbrauch (EEV) mit ca. 20 % am höchsten ausfällt und im Wärme- (11 %) und Kraftstoffbereich (6 %) niedrigere Anteile am jeweiligen EEV zu verzeichnen waren (BMU, 2013).

### **Notwendigkeit der Flexibilisierung des Kraftwerksparks**

Über die ökonomisch und ökologisch motivierte Diskussion um erneuerbare Energien hinaus schlägt sich deren Kapazitätsausbau zunehmend auch im technischen Bereich des Energiesystems nieder. Gesetzliche Vorrangregelungen, fluktuierende Einspeisung und fehlerbehaftete Einspeiseprognosen führen zu der Notwendigkeit eines tiefgreifenden Wandels auch im konventionellen Kraftwerkspark. Neben Prognoseabweichungen, die manchmal im Bereich mehrerer Gigawatt liegen, können auch langanhaltende Täler in der Einspeisung aus WEA und PV auftreten (TenneT, 2012). Letztere sind vergleichsweise gut zu prognostizieren und heute mit Hilfe des konventionellen Kraftwerksparks kompensierbar. Andererseits treten Spitzen der Einspeisung aus erneuerbaren Energien nicht notwendigerweise zu Zeiten einer hohen Netzlast auf, was im Umkehrschluss dazu führt, dass möglicherweise zu viel elektrische Energie zur Verfügung steht, die beim aktuellen Marktdesign in großen Mengen nur in Pumpspeicherwerken wirtschaftlich gespeichert werden kann (VDE, 2009; Ehlers u. Erdmann, 2011). Dies kann durch die sogenannte Vorrangregelung erneuerbarer Energien, im Zusammenwirken mit geringer Nachfrage und weiteren Mechanismen, zu negativen Strompreisen führen, wie sie bereits in den letzten Jahren vermehrt zu beobachten waren (Andor et al., 2010). Aktuelle Studien zeigen außerdem, dass bis zu einem Anteil erneuerbarer Energien von 40 % Speicher aus ökonomischen Gründen überwiegend zur Einsatzoptimierung thermischer Kraftwerke genutzt werden und weniger zur Speicherung von Strom aus erneuerbaren Quellen (VDE, 2012a).

Neben dem Problem temporärer Über- und Unterdeckung zeichnen sich die beiden dominierenden erneuerbaren Energieträger Wind und Sonne durch hohe Leistungsgradienten in ihrer Einspeisung aus. Darüber hinaus sind auch aufgrund von Prognoseabweichungen hohe Gradienten zu beobachten. Bezogen auf Deutschland, sind tägliche Leistungsschwankungen im Bereich zwischen 0 und 85 % der installierten Kapazität fluktuierender erneuerbarer Energien in Höhe von ca. 64 GW Anfang des Jahres 2013 nicht außergewöhnlich, sondern an vielen Tagen der Regelfall (vgl. z. B. EEX, 2013). Auch im jahresübergreifenden Vergleich zeigen sich erhebliche Schwankungen, welche entsprechende Auswirkungen auf den Betrieb konventioneller Kraftwerke haben werden (VDE, 2012b). Die umfassende Analyse in VDE (2012b) zeigt, dass bezüglich der heute (erzeugungsbezogen) dominierenden erneuerbaren Energie aus Windkraft innerhalb einer Stunde Leistungsschwankungen von +12/-8 GW auftreten können. Stündliche Änderungen von +/- 2 GW treten ca. 100 mal pro Jahr auf. Diese Zahlen verdeutlichen die Anforderungen an den steuerbaren Kraftwerkspark, selbst wenn alle Schwankungen korrekt prognostiziert werden können. Es wird weiterhin angenommen, dass nach dem Jahr 2020 aufgrund der zunehmenden Gesamtleistung von Windenergieanlagen ein weiterer Anstieg der Leistungsgradienten zu beobachten sein wird. Zwar können zwischen Windenergie und der Erzeugung aus PV-Anlagen ausgleichende Effekte entstehen, doch ist auch der umgekehrte, additive Fall möglich.

Bedingt durch die Struktur der Gesetzgebung werden die erneuerbaren Energien, soweit netzseitig möglich, vorrangig und unabhängig von der aktuellen Nachfrage ins elektrische Netz eingespeist (BRD, 2012a). Die sogenannte Residuallast, also die verbleibende Nachfrage nach Abzug der Leistung aus erneuerbaren Energien muss durch konventionelle Kraftwerke oder Importe gedeckt werden. Entsprechend ist im konventionellen Kraftwerkspark eine verstärkte Lastfolgefahrweise notwendig, die von unterschiedlichen Kraftwerkstechnologien unterschiedlich gut erfüllt werden kann (VDE, 2012b; dena, 2010a; Balling et al., 2011; VDI u. VDE, 2003; Voß et al., 2011). Gleichzeitig ist abzusehen, dass Regelleistung häufiger in Anspruch genommen werden muss, auch wenn heute die Annahme gilt, dass zumindest bis zum Jahr 2020 das derzeitige Niveau der Primär- und Sekundärregelung ausreichen wird (dena, 2010a). Eine unmittelbare Folge für den Endkunden im Haushaltsbereich könnten vermehrt zeitvariable Stromtarife sein, mit deren Hilfe Energieversorger Anreize zur Lastverschiebung schaffen wollen, und die sich auch in einem ökonomisch optimierten Einsatz dezentraler Mikro-KWK-Anlagen widerspiegeln würden.

Ergebnisse aktueller Studien wie beispielsweise VDE (2012b) oder Bode u. Groscurth (2011) zeigen, dass neben der Durchführung anderer Maßnahmen wie Speicherzu- und Netzausbau insbesondere die Flexibilisierung des Erzeugungssystems notwendig ist, um einen weiter steigenden Anteil erneuerbarer Energien an der Stromerzeugung zu beherrschen, ohne die Versorgungssicherheit zu gefährden. Thermische Großkraftwerke und auch dezentrale Kleinanlagen werden demnach eine tragende Rolle zur Beherrschbarkeit ausgeprägter Fluktuationen einnehmen. Gleichzeitig sinkt jedoch die zeitliche Auslastung von Großkraftwerken bei steigender Anzahl von An- und Abfahrvorgängen, was einen wirtschaftlichen Betrieb bei derzeitigen Marktbedingungen erschwert und bereits heute ein Investitionshemmnis darstellt. Dementsprechend empfiehlt VDE (2012b) zur Sicherung der notwendigen Kapazitäten und zur Überbrückung der Transformationsphase neue Marktmechanismen, sodass bspw. Rampenfahrweise oder Systemdienstleistungen auch in Zukunft wirtschaftlich umsetzbar sind und die Versorgungssicherheit weiterhin gewährleistet werden kann. Weitere Möglichkeiten sind die Einführung von Kapazitätsprämien oder eine Pflicht zur Reservehaltung auf Ebene der Netzbetreiber (Bode u. Groscurth, 2011). Andererseits könnte auch die zunehmende Verbreitung steuerbarer dezentraler Energieanlagen mit bedarfsgerechter Erzeugung einen Teil zur Problemlösung beitragen (VDE, 2007).

### **Notwendigkeit der Anpassung von Stromübertragungs- und Verteilungsnetzen**

Mit der verstärkten Nutzung erneuerbarer Energien zur Stromerzeugung fällt dem elektrischen Netz eine immer größer werdende Bedeutung zu. Dies ist vor allem auf deren regional stark unterschiedlich verteilten Potenziale zurückzuführen. Für Deutschland gilt, dass die größten erschließbaren Potenziale in der Windenergie gesehen werden, aber auch PV wird in großem Umfang zugebaut. Da die größten Windenergiepotenziale im Norden liegen, während die Re-

gionen mit der stärksten Nachfrage im Süden und Westen des Landes zu finden sind, werden zunehmend Transporte elektrischer Energie über große Entfernungen notwendig. Zwar sind derzeit noch keine strukturellen Engpässe im elektrischen Netz zu beobachten, doch treten in Zeiten niedriger Nachfrage und hoher Windeinspeisung bereits temporäre Engpässe, vor allem in Nord-Süd Richtung, auf. Die daraus folgende Notwendigkeit eines raschen Netzausbaus zur Vermeidung zukünftiger struktureller Engpässe wurde mehrfach in umfangreichen Studien belegt (Consentec et al., 2008; Bundesnetzagentur, 2011; dena, 2010a). Zwar haben die vier Übertragungsnetzbetreiber entsprechende Ausbauprojekte angekündigt, doch trotz der Unterstützung durch das Gesetz zur Beschleunigung des Ausbaus der Höchstspannungsnetze vom 21. August 2009 (BRD, 2009b) sind weiterhin Verzögerungen im Netzausbau zu beobachten, nicht zuletzt aufgrund wachsenden Widerstandes der Bevölkerung gegen große Infrastrukturprojekte. Der steigenden technischen Bedeutung des Übertragungsnetzes für das Energiesystem trägt auch die Forschung zunehmend Rechnung. Optimierende Energiesystemmodelle, welche häufig im Rahmen der Politikberatung oder als Grundlage für strategische Entscheidungen bei Energieversorgern eingesetzt werden, berücksichtigen zunehmend das elektrische Netz als wesentliche Restriktion für zukünftige Planungsaufgaben (Eßer-Frey, 2012; Schönfelder et al., 2012; Apfelbeck, 2009; Dietrich et al., 2010).

Auch auf Ebene der Verteilungsnetze sind tiefgreifende Entwicklungen zu beobachten bzw. abzusehen. Neben der zunehmenden Dezentralisierung der Energiebereitstellung, auf die der folgende Abschnitt 2.1.2 ausführlich eingeht, könnte zukünftig insbesondere die Elektrifizierung der Individualmobilität Auswirkungen auf den Betrieb der Verteilungsnetze haben (Kaschub et al., 2010; Reiner et al., 2009). Theoretisch sind zukünftig mehrere Extreme im Verteilungsnetz möglich. Neben dem Auftreten hoher Lastspitzen bspw. durch ungesteuertes Laden vieler Elektrofahrzeuge kann es bei hoher gleichzeitiger Einspeisung vieler PV- und KWK-Anlagen auch zu einer Lastflussumkehr in Richtung höhergelagerter Netzabschnitte kommen. Da Teile der Netzbetriebsmittel für diesen Fall nicht ausgelegt sind, kann die Lastflussumkehr in Extremfällen die Netzstabilität gefährden (Pollok et al., 2011; Shustov, 2009).

### **2.1.2 Zur Dezentralisierung der Stromversorgung**

Die klassische Versorgung von Haushalten und großen Teilen der Industrie mit elektrischer Energie erfolgt heute über ein stark zentralisiertes System. Große Kraftwerke, deren Standorte wesentlich durch die Möglichkeit der Kühlung und die Brennstoffverfügbarkeit determiniert sind, versorgen große Gebiete mit Elektrizität. Der Anschluss von Großkraftwerken an das elektrische Netz erfolgt stets in der höchsten Spannungsebene (380 kV), mittelgroße Kraftwerke speisen in der Regel in das Hochspannungsnetz (110 kV) ein. Unter dem Begriff der Dezentralisierung versteht man hingegen die Installation einer Vielzahl kleiner Energieanlagen, nahe oder direkt beim Verbraucher (VDE, 2007). Die Gründe für die zunehmende Dezentralisierung sind vielfältig und werden im Folgenden strukturiert dargestellt.

### **Effiziente Nutzung fossiler Energieträger**

Zwar werden auch in Zukunft zentral gelegene Großkraftwerke in Deutschland einen großen Anteil der Versorgung übernehmen, jedoch ist es im Zuge des Ziels einer effizienten Nutzung fossiler Energieträger besonders sinnvoll, gleichzeitig Strom und Wärme aus den Prozessen zur Stromerzeugung auszukoppeln. Da im Unterschied zum Transport elektrischer Energie der Transport thermischer Energie über weite Strecken nicht wirtschaftlich ist (VDE, 2007), bietet sich die Nutzung dezentraler KWK-Anlagen an. Diese können in unterschiedlichen Größen ausgeführt sein. Neben größeren Anlagen im Megawatt-Bereich, die ganze Fernwärmenetze versorgen, werden zunehmend auch Mikro-KWK-Anlagen installiert, die Mehrfamilienhäuser bis hin zu Einfamilienhäuser und einzelne Wohneinheiten anteilig mit Strom und Wärme versorgen. Arbeiten wie bspw. die von Bianchi et al. (2011) zeigen, dass technologieabhängig 15 bis 45 % Primärenergieeinsparungen durch die Nutzung von KWK-Technologien möglich sind. Des Weiteren sind für die Wirtschaftlichkeit neben der optimalen Auslegung bzw. Leistung der Anlage insbesondere die Größe des Wärmespeichers sowie die Eigennutzungsrate des lokal erzeugten Stroms entscheidend. Mit Mikro-KWK-Anlagen versorgte Gebäude sind stets weiterhin an das elektrische Netz angeschlossen, um die Einspeisung lokal erzeugten Stroms zu ermöglichen, und zum anderen, um der zeitlich stark variierenden lokalen Stromnachfrage von Haushalten stets gerecht werden zu können.

### **Nutzung verteilter Potenziale erneuerbarer Energien**

Die Nutzung solarer Strahlung zur Stromerzeugung mit Hilfe von PV-Anlagen erfolgt zu großen Teilen durch kleine, dezentrale Anlagen, insbesondere auf Hausdächern. Da Dachflächen meist ungenutzte Flächen darstellen, und die Stromerzeugung über PV-Anlagen bei gleicher Ausrichtung proportional zur bebauten Fläche ist, eignen sich die Dächer von Einfamilienhäusern aus technischer Sicht gut für die Installation. Gleichzeitig herrscht jedoch eine Kontroverse über die Effizienz der Förderung von PV-Anlagen in Deutschland, da meteorologisch bedingt nur vergleichsweise niedrige jährliche Volllaststundenzahlen erreichbar sind. Dennoch können, bedingt durch die starke Förderung durch das Erneuerbare Energien Gesetz (EEG, vgl. Abschnitt 2.2.1), hohe Zubauraten an PV-Kapazität in den vergangenen Jahren beobachtet werden. Weitere räumlich verteilte Potenziale erneuerbarer Energien werden vor allem mit Windenergieanlagen (WEA) genutzt. Hierbei haben sich jedoch Mikro-WEA für Haushalte noch nicht durchgesetzt, was vor allem deren Wirtschaftlichkeit, ästhetischen Vorbehalten und ihrem ausgeprägten Lärmemissionsverhalten zuzurechnen ist (Wosnitza u. Hilgers, 2012).

### **Erhöhung der Versorgungssicherheit**

Die häufig getroffene Aussage, dass dezentrale Versorgungsstrukturen die Versorgungssicherheit erhöhen, bedarf einer differenzierten Betrachtung unter Berücksichtigung der eingesetzten

Technologien. In von Roon (2009) wird beschrieben, wie sich steuerbare dezentrale Anlagen auf die Versorgungssicherheit auswirken. Um die Effekte zu analysieren, wird eine Rekursiv-Formel gemäß Billinton u. Allan (1996) verwendet, die dazu dient, das Zuverlässigkeitsniveau eines Kraftwerksparks zu berechnen. Das Zuverlässigkeitsniveau ist dabei definiert als die Wahrscheinlichkeit, dass mehr als 90 % der insgesamt installierten Leistung zur Verfügung stehen. Für jede im Kraftwerkspark enthaltene Technologie wird eine spezifische nicht disponible Arbeitsnichtverfügbarkeit angenommen. Anschließend werden iterativ Großkraftwerke durch mehrere kleine, dezentrale Anlagen ersetzt und unter Variation der Arbeitsnichtverfügbarkeit dieser dezentralen Anlagen berechnet, wie sich das Zuverlässigkeitsniveau des gesamten Kraftwerksparks verhält. Falls die Zeitverfügbarkeit der dezentralen Anlagen gleichgroß oder größer als die der Großkraftwerke ist, steigt das Zuverlässigkeitsniveau mit zunehmendem Grad der Dezentralisierung. Liegt die Verfügbarkeit dezentraler Anlagen hingegen unter der zentraler Kraftwerke, steigt die Zuverlässigkeit mit wachsendem Dezentralisierungsgrad zunächst an, und fällt nach dem Erreichen eines optimalen Dezentralisierungsgrads wieder ab.

Die in dena (2010b) ausgewiesenen Zahlen zeigen, dass speziell kleine KWK-Anlagen mit 86 % zwar weniger gesicherte Leistung bieten als typische Großkraftwerke (durchschnittlich ca. 91 %), doch kann entsprechend der obigen Ausführung bei moderatem Ausbau von einem zunächst steigenden Zuverlässigkeitsniveau insgesamt ausgegangen werden. Allerdings stellt sich in Bezug auf Mikro-KWK-Anlagen eine ausgeprägte saisonale Problematik, da die Anlagen in Zeiten niedrigen Wärmebedarfs nur einen geringen Beitrag zur allgemeinen Versorgung leisten können. Anhand der Angaben in dena (2010b) wird darüber hinaus ebenfalls deutlich, dass dezentrale Windenergieanlagen (gesicherte Leistung 5-10 %) und PV-Anlagen (gesicherte Leistung ca. 1 %) ohne angeschlossene Speichertechnologien nur bedingt geeignet sind, um die Versorgungssicherheit zu unterstützen.

In einer speziell auf dezentrale Versorgungsstrukturen mit vielen Brennstoffzellenanlagen ausgerichteten Arbeit zeigt Asmuth (2007), dass die Versorgungssicherheit gegenüber einem (teil-) zentralisierten System vor allem bei der gebäudebasierten Installation dezentraler Energieanlagen stark ansteigt. Die Arbeit zeigt darüber hinaus, dass sich die Auslegung von Netzbetriebsmitteln im Niederspannungsnetz bei hohem Dezentralisierungsgrad am Maximum der Leistungsrückspeisung in höher gelagerte Netzebenen orientieren muss, während im Falle eines niedrigen Dezentralisierungsgrades weiterhin der maximale Leistungsbezug als Kriterium herangezogen werden sollte, um Versorgungssicherheit zu gewährleisten.

### **Transportverluste und sonstige Netzurückwirkungen**

Die Untersuchung von Arndt (2004) zeigt, dass der Einsatz dezentraler Erzeugungssysteme zu einer Reduktion der Netzbelastung um etwa 50 % sowie zu einem Rückgang der vom betrachteten Versorgungsgebiet bezogenen elektrischen Energie um bis zu zwei Drittel führen kann. Dies bezieht sich jedoch ausdrücklich auf eine Neubausiedlung mit hoher Ausstattung an brennstoff-

zellenbasierten Mikro-KWK-Anlagen. Die Ergebnisse wurden mit Hilfe einer Netzsimulation bestimmt. Die Arbeit von Pielke (2010) zeigt, dass sich insbesondere eine netzlastorientierte Betriebsweise von Mikro-KWK-Anlagen eignet, um Transportverluste zu minimieren. Dennoch kann auch so bei einem hohem Durchdringungsgrad in einem Netzabschnitt nicht zu jedem Zeitpunkt eine Lastflussumkehr in Richtung der übergelagerten Netzebene verhindert werden. Des Weiteren zeigt die Untersuchung, dass bezogen auf einen Netzabschnitt bereits bei wärmegeführtem Betrieb Lastspitzen reduziert werden können. Andererseits erhöht sich die Lastgangspreizung zwischen minimaler und maximaler Netzlast. Dies kann durch die in Pielke (2010) vorgeschlagene netzorientierte Betriebsweise verhindert, oder gar ins Gegenteil umgekehrt werden. Die Auswirkungen dezentraler Anlagen zur Nutzung dargebotsabhängiger erneuerbarer Energien sind hingegen, aufgrund der hohen Gleichzeitigkeit, insbesondere bei PV-Anlagen eher negativ zu bewerten (Pollok et al., 2011). Bei hohem Durchdringungsgrad stellen sich bspw. schnell Situationen einer Lastflussumkehr ein (Shustov, 2009).

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass insbesondere die effiziente Nutzung fossiler Energieträger sowie die Ausnutzung verteilter Potenziale erneuerbarer Energien für eine weiter fortschreitende Dezentralisierung sprechen. Auch die Versorgungssicherheit kann bis zu einem gewissen Anteil dezentraler KWK-Anlagen verbessert werden. Dieser Vorteil kehrt sich allerdings bei starker Substitution von Großkraftwerken ggf. ins Negative um. Zwiespältig fällt die Bilanz hinsichtlich Transportverlusten und sonstigen Netzzrückwirkungen aus. Steuerbare Anlagen sollten, soweit möglich, auf netzschonende Art betrieben werden. Die im Rahmen dieser Arbeit vorgeschlagene Betriebsweise genügt diesem Anspruch aufgrund der Maximierung der lokalen Nutzung bzw. der bevorzugten Einspeisung zu Zeiten hoher Preise. Dezentrale Anlagen zur Nutzung dargebotsabhängiger erneuerbarer Energien, und hierbei besonders PV-Anlagen ohne elektrischen Pufferspeicher, sind hingegen aus Netzsicht kritisch zu betrachten, insbesondere dann, wenn eine hohe Marktdurchdringung in einem Netzabschnitt erreicht wird.

### **2.1.3 Strom- und Wärmenachfrage in Haushalten**

Die Haushaltsnachfrage nach den Endenergieformen Strom und Wärme stellt eine wesentliche Rahmenbedingung für den Einsatz von Mikro-KWK-Anlagen in Haushalten dar. Gleichzeitig rücken Haushalte zunehmend in den Fokus aktueller Forschungsarbeiten, da sie einerseits einen relevanten Anteil an der Gesamtnachfrage Deutschlands verantworten, und andererseits bestehende Flexibilisierungspotenziale auf der Nachfrageseite noch nicht ausgeschöpft wurden. Im Folgenden soll kurz auf den Stand und die zu erwartende Entwicklung der Haushaltsnachfrage nach Strom und Wärme eingegangen werden. Neben einer sektoral aggregierten Betrachtung ist hierbei, im Sinne der Zielstellung der Arbeit, vor allem auch die Ebene des individuellen Haushalts von Interesse.

## Stromnachfrage in Haushalten

Im Haushaltssektor Deutschlands sind zwei, hinsichtlich der resultierenden Gesamtnachfrage nach Elektrizität gegenläufige Effekte zu beobachten. Einerseits steigt die Ausstattungsrate mit bestimmten Gruppen moderner elektrischer Geräte kontinuierlich an, andererseits steigt jedoch auch die Energieeffizienz von Geräten, die bereits eine hohe (und zukünftig stagnierende) Marktdurchdringung erreicht haben (Destatis, 2012b; Hansen u. Matthes, 2010). Die erste Entwicklung wirkt treibend auf die Nachfrage, die zweite Tendenz wirkt, unter der Annahme konstanter Erneuerungsraten, dämpfend auf die Nachfrageentwicklung. Um die ungewisse Entwicklung der sektoralen Nachfrage hinreichend abzubilden, führen Hansen u. Matthes (2010) drei Szenarios ein. Neben einem fiktiven Referenzszenario, in dem keinerlei Maßnahmen durchgeführt werden (auch nicht jene, die bereits beschlossen wurden), handelt es sich dabei um das *Mit Maßnahmen Szenario* sowie das *Strukturwandel Szenario*. Die beiden letzteren Szenarios umfassen jeweils die energierelevanten Maßnahmen, die mindestens beschlossen oder aber bereits eingeführt wurden. Das Szenario *Strukturwandel* umfasst darüber hinaus weitere, verschärfte oder ausgeweitete Maßnahmen zur Effizienzsteigerung bzw. Energieeinsparung sowohl im Wärme- als auch im Strombereich. Allen Szenarios liegen identische Annahmen hinsichtlich der Entwicklung der Bevölkerung und der Haushalte zugrunde, die besagen, dass es bis zum Jahr 2030 zu einer leichten Abnahme der absoluten Bevölkerungszahl bei gleichzeitig steigender Anzahl kleiner und mittlerer Haushalte kommen wird. Bei den jeweiligen Annahmen ergeben sich eine leicht (ca. - 3 %) oder eine stark (ca. - 35 %) fallende elektrische Nachfrage im Haushaltssektor bis zum Jahr 2030. Lediglich im fiktiven Referenzszenario kommt es zu einem weiteren Anstieg (ca. + 9 %). Letzteres ist allerdings als theoretische Obergrenze zu interpretieren, da für die Berechnungen sogar bereits umgesetzte Effizienzmaßnahmen ausgeschlossen wurden.

Bezogen auf den heute durchschnittlichen jährlichen Strombedarf von Einzelhaushalten belegen Statistiken als wesentlichen Einflussfaktor vor allem die Anzahl der Bewohner. Jedoch unterscheiden sich die absoluten Werte verschiedener Quellen. Beispielsweise geht Pielke (2010) von niedrigeren Werten aus als der Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e.V. (BDEW, 2010). Die VDI Richtlinie 4655 (VDI, 2008) nimmt nochmals deutlich höhere Werte an (vgl. Tabelle 2.1).

Insgesamt kann für den Haushaltsstrombedarf aus heutiger Sicht aufgrund der steigenden Effizienz elektrischer Großgeräte von einer leicht sinkenden Tendenz ausgegangen werden. Diese wird sich jedoch je Haushalt, in Anbetracht der ebenfalls steigenden Ausstattungsrate mit elektrischen Geräten, v. a. im Bereich der Unterhaltungselektronik, stark unterschiedlich auswirken. Bei der Betrachtung einzelner Haushalte ist entsprechend davon auszugehen, dass individuelle Einflüsse generelle Entwicklungstendenzen überlagern und die derzeit gültigen Werte aus Tabelle 2.1 auch zukünftig zu einer ersten groben Einordnung ausreichen.

**Tabelle 2.1:** Durchschnittlicher jährlicher Strombedarf in Abhängigkeit der Haushaltsgröße

Anz. Bewohner	Durchschnittlicher Strombedarf [kWh/a]		
	Pielke (2010)	VDI (2008)	BDEW (2010)
1	1.790	2.000	2.050
2	3.030	4.000	3.440
3	3.880	5.250	4.050
4	4.430	7.000	4.750

### Wärmenachfrage in Haushalten

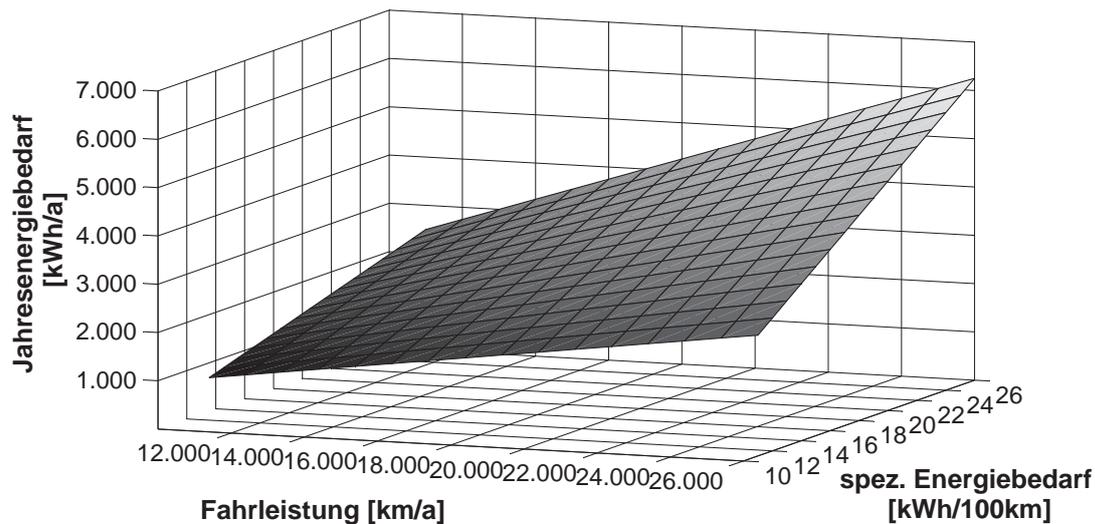
Eng verknüpft mit den in Abschnitt 3.1 umrissenen Mikro-KWK-Potenzialen ist die Wärmenachfrage im Wohngebäudebestand Deutschlands. Der heute durchschnittliche spezifische Heizenergiebedarf des Wohngebäudebestands beträgt nach eigenen Berechnungen auf Basis von dena (2012) und Destatis (2012a) ca. 141 kWh/m<sup>2</sup>a. Dieser Wert deckt sich gut mit der Angabe von 143 kWh/m<sup>2</sup>a in Pielke (2010). Gemeinsam mit dem Warmwasserbedarf ergibt sich insgesamt ein spezifischer Wärmebedarf von knapp unter 160 kWh/m<sup>2</sup>a, bei einer durchschnittlichen Bewohnerzahl von zwei Personen je Haushalt. Die genauere Betrachtung statistischer Daten zeigt darüber hinaus, dass der spezifische Wärmebedarf in Wohngebäuden stark abhängig ist von der Zahl der Wohneinheiten je Gebäude. In Anlehnung an Pielke (2010) ergibt eine Einteilung des Gebäudebestands in vier Cluster mit jeweils unterschiedlicher Zahl von Wohneinheiten und gemeinsam mit Daten aus Destatis (2012a) und dena (2012), dass der höchste mittlere spezifische Heizenergiebedarf mit ca. 177 kWh/m<sup>2</sup>a in Gebäuden mit nur einer oder zwei Wohneinheiten besteht, während Gebäude mit drei bis sechs (ca. 162 kWh/m<sup>2</sup>a), sieben bis zwölf (ca. 133 kWh/m<sup>2</sup>a) oder mehr als 13 Wohneinheiten (ca. 96 kWh/m<sup>2</sup>a) signifikant niedrigere Bedarfe aufweisen. Die Zahlen können darüber hinaus mit dem aktuellen Heizspiegel (COG u. DMB, 2012) untermauert werden. Dieser besagt, dass bei einem spezifischen Heizwärmebedarf von ca. 75 bis 200 kWh/m<sup>2</sup>a für mit Erdgas beheizte Gebäude energetische Modernisierungsmaßnahmen in Betracht gezogen werden sollten. Bei Werten über 200 kWh/m<sup>2</sup>a wird dringend zu Modernisierungsmaßnahmen geraten.

Maßgeblich getrieben durch die in Abschnitt 2.2 beschriebenen politischen und rechtlichen Rahmenbedingungen sowie bedingt durch stetig steigende Energiepreise ist davon auszugehen, dass der durchschnittliche Wärmebedarf im Wohngebäudesektor im Verlauf der nächsten Jahre leicht abnehmen wird. Gleichwohl beziehen sich die rechtlichen Vorgaben nach heutigem Stand weitgehend auf Neubauten oder werden erst bei umfangreichen Umbau-, Ausbau- oder Modernisierungsmaßnahmen verpflichtend wirksam. Bei den konstant niedrigen Neubau- und Modernisierungsraten in Deutschland (Destatis, 2012a) ist deshalb von nur langsam abnehmenden Werten des durchschnittlichen spezifischen Wärmebedarfs zu rechnen.

## 2.1.4 Entwicklung und Auswirkungen der Elektromobilität

Der *Nationale Entwicklungsplan Elektromobilität* (NEE), der die Ziele der Deutschen Bundesregierung hinsichtlich der Marktentwicklung von Elektrofahrzeugen zusammenfasst, wurde im August 2009 veröffentlicht (BRD, 2009). Das Ziel des NEE ist es neben der Vorbereitung einer breiten Markteinführung von Elektrofahrzeugen, die Forschung und Entwicklung in diesem Bereich zu unterstützen. Gleichzeitig wird der Anspruch formuliert, Deutschland bis zum Jahr 2020 zu einem Leitmarkt für Elektromobilität zu entwickeln und bis zu diesem Zeitpunkt eine Million Elektrofahrzeuge auf Deutschlands Straßen zu bringen sowie die heute bestehende Führungsrolle in der Automobil- und Zuliefererindustrie zu verteidigen (BRD, 2009). Trotz einiger kritischer Punkte, insbesondere hinsichtlich der Geschwindigkeit der Umsetzung empfohlener Maßnahmen, und der Botschaft, besonderes Augenmerk auf die Kernpunkte Alltags-tauglichkeit, Nutzungskosten, Ladeverhalten und Sicherstellung der ökologischen Eigenschaften zu legen, bescheinigt der dritte Bericht der Nationalen Plattform Elektromobilität (NPE), dass die ambitionierten Ziele weiterhin erreichbar seien (NPE, 2012). Auch viele Untersuchungen schreiben die optimistischen Prognosen der Marktentwicklung fort. Beispielsweise nimmt Pehnt et al. (2011) für das Jahr 2030 eine Anzahl von 12 Millionen Elektrofahrzeugen an, was dem *Dominanzszenario* in Wietschel et al. (2008) und ca. einem Viertel des gesamten Fahrzeugbestandes entspricht (Hybrid- und Elektrofahrzeuge werden in einer Zahl zusammengefasst). Die beschriebene Entwicklung resultiert, unter Zugrundelage modellbasierter Berechnungen wie in Helms et al. (2010), in einer deutschlandweiten zusätzlichen elektrischen Nachfrage im Jahr 2020 von rund 1,5 TWh bzw. 18 TWh im Jahr 2030 (Pehnt et al., 2011). Dies entspricht lediglich 0,3 % (2020) bzw. 3,5 % (2030) der heutigen jährlichen Elektrizitätsnachfrage Deutschlands. Pehnt et al. (2011) zeigen darüber hinaus, dass die Auswirkungen auf die Spitzenlast im Netz sowie die spezifischen CO<sub>2</sub>-Emissionen des Ladestroms stark abhängig von der Ladestrategie sind und gesteuertes Laden im Hinblick auf die jeweils verfolgte Zielstellung stets dem ungesteuerten Fall vorzuziehen ist.

Während die beschriebenen Nachfrageeffekte durch Elektromobilität bezogen auf den gesamten Strombedarf in Deutschland eher gering sind, bedeutet das Vorhandensein eines Elektrofahrzeugs für einen Einzelhaushalt eine signifikante Erhöhung des Strombedarfs, falls überwiegend zuhause geladen wird. Abbildung 2.1 stellt den Jahresstrombedarf eines Elektrofahrzeugs in Abhängigkeit seines spezifischen Energiebedarfs sowie der jährlichen Fahrleistung dar. Es wird deutlich, dass bereits eine moderate jährliche Fahrleistung beim heutigen technischen Stand eines Bedarfs von ca. 20 kWh/100 km ausreicht, um den Strombedarf eines durchschnittlichen Vierpersonenhaushalts nahezu zu verdoppeln. Relativierend muss jedoch hinzugefügt werden, dass die Ladeenergie wahrscheinlich nicht immer vollständig zuhause bezogen wird. Vielmehr wird ein gewisser, je Haushalt variierender Anteil auch außerhalb geladen. Es ist jedoch zu erwarten, dass lange Ladezeiten und gleichermaßen lange Parkzeiten zuhause zu



**Abbildung 2.1:** Jahresenergiebedarf eines Elektrofahrzeugs in Abhängigkeit von jährlicher Fahrleistung und spezifischem Energiebedarf (ohne Ladeverluste)

einer generell hohen heimischen Laderate führen. Entsprechend zeigt sich bereits durch obige einfache energetische Abschätzung, dass der zusätzliche Bedarf an elektrischer Energie, der im Vergleich zum Bedarf von Haushaltsgeräten relativ leicht zeitlich verschoben werden kann, einen signifikanten Beitrag zur Erhöhung der Eigennutzungsrate einer dezentralen Energieanlage leisten kann (vgl. auch Jochem et al., 2012). Dieses Potenzial kann jedoch erst mit Hilfe neuartiger Steuerungs- und Regelungskonzepte gehoben werden (Gräßle et al., 2011), und soll deshalb mit in die Betrachtung einfließen.

Im Gegensatz zum gesteuerten Laden von Elektrofahrzeugen werden Lastverschiebemaßnahmen durch Haushaltsgeräte im weiteren Verlauf der Arbeit nicht betrachtet. In Anlehnung an Allerding u. Schmeck (2011) kann die Aussage getroffen werden, dass sich lediglich solche Haushaltsgeräte zur Lastverschiebung ohne Komforteinschränkungen eignen, die sich in permanentem Betrieb befinden (z. B. Tiefkühltruhe oder Kühlschrank). Dabei sind technische Restriktionen zu berücksichtigen, wie z. B. die Nichtunterschreitung eines definierten Temperaturniveaus in Geräten zur Lebensmittelkühlung. Die Lastverschiebung durch Geräte wie Waschmaschinen, Spülmaschinen oder Trockner geht hingegen mit Komforteinbußen einher, die aufgrund der heute geringen Möglichkeiten zur Ersparnis nur teilweise oder lediglich von bestimmten Kundengruppen toleriert werden. Wenn die Kunden prinzipiell dazu bereit sind, den Betrieb dieser Geräte zeitlich zu verschieben, dann meist unter der Voraussetzung, dass die Verschiebung unter der Berücksichtigung spezifischer Restriktionen automatisiert abläuft, und sich die notwendigen Investitionen schnell wieder auszahlen (Paetz et al., 2011). Insbesondere letzterer Punkt ist aus heutiger Sicht jedoch nicht gegeben, da mit signifikanten Zusatzinvestitionen für Steuerungstechnik und intelligente Haushaltsgeräte gerechnet werden muss. Darüber hinaus stellen sich auch rechtliche Fragestellungen, z. B. wenn beim nächtlichen Betrieb von Waschmaschinen ohne Aufsicht des Nutzers ein Schadensfall eintreten sollte (BMV, 2002).

## 2.2 Politische und rechtliche Rahmenbedingungen

Die ambitionierten Klimaschutzziele der Deutschen Bundesregierung und der Europäischen Union spiegeln sich in einer Vielzahl von Gesetzen und Verordnungen wider. Im Folgenden werden die wichtigsten gesetzlichen Rahmenbedingungen beschrieben, die einen Bezug zum Einsatz von Mikro-KWK-Anlagen in Haushalten haben. Einerseits zählen dazu Gesetze, die vornehmlich erzeugungsseitige Auswirkungen aufweisen (vgl. Abschnitte 2.2.1 und 2.2.4), und andererseits solche, die der effizienten Nutzung von Energie dienen sollen (vgl. Abschnitte 2.2.2 und 2.2.3). Relevante Implikationen für Mikro-KWK-Anlagen sowie Wechselwirkungen zwischen den beschriebenen Gesetzen und Verordnungen werden im Anschluss an die Einzelbeschreibungen im Abschnitt 2.3 zusammengefasst.

### 2.2.1 Erneuerbare-Energien-Gesetz

Das *Gesetz für den Vorrang erneuerbarer Energien* (Erneuerbare-Energien-Gesetz, EEG) dient dem Ziel einer nachhaltigen Entwicklung der gesamten Energieversorgung mit einem besonderen Fokus auf die Stromversorgung (BRD, 2012a). Dieses Ziel manifestiert sich insbesondere in der konkreten Festlegung zeitabhängiger Mindestziele hinsichtlich des Anteils erneuerbarer Energien an der Stromversorgung, die sich von 35 % im Jahr 2020 bis hin zu 80 % im Jahr 2050 erstrecken. Das Erreichen der gesteckten Ziele soll durch verschiedene Maßnahmen unterstützt werden. Von besonderer Bedeutung sind dabei drei Grundprinzipien, die weitreichende Folgen auf die gesamte Energiewirtschaft haben. Neben dem (1) vorrangigen Anschluss regenerativer Erzeuger an die elektrischen Netze ist auch eine (2) Vorrangverordnung hinsichtlich der Abnahme von Strom aus erneuerbaren Energien festgelegt. Darüber hinaus werden (3) technologie- und nennleistungsabhängige Prämien definiert, die in einem bundesweiten Abgleich verrechnet werden (EEG-Umlage). Letztgenannte Umlage wird immer vom sogenannten Letztverbraucher getragen, sofern dieser nicht aufgrund von Sonderregelungen befreit wurde. Dies gilt auch beim Bezug von lokal erzeugtem Strom aus KWK-Anlagen, die in einem Contracting Modell betrieben werden, also Eigentümer, Betreiber und Verbraucher nicht identisch sind. Letztverbraucher sind hingegen hinsichtlich des selbst erzeugten und selbst verbrauchten Stroms von der Umlage befreit, sofern sie selbst eine eigene Stromerzeugungsanlage betreiben und der Eigenverbrauch in direktem räumlichem Zusammenhang mit der Erzeugung steht (EEG, § 38 Nr. 2b).

Aufgrund der konsequenten finanziellen Förderung der Bereitstellung elektrischer Energie aus erneuerbaren Energien wird das EEG politisch überwiegend als Erfolg gewertet (BRD, 2011). Insbesondere Photovoltaik- (PV) und Windenergieanlagen (WEA) wurden seit Inkrafttreten des Gesetzes stark zugebaut. Beide nehmen zu Beginn des Jahres 2013 mit einer Kapazität von ca. 33 GW (PV) bzw. ca. 31 GW (WEA) und einer Bruttostromerzeugung im Jahr 2012 von 28,5 TWh (PV, entspricht einem Anteil von ca. 4,5 %) bzw. 45 TWh (WEA, entspricht einem Anteil von ca. 7,3 %) bereits eine tragende Rolle in Deutschlands Energiesystem

ein (BMU, 2013). Kritische Stimmen bemängeln hingegen falsche oder zu hohe Anreize, die durch das EEG gesetzt werden (Mennel, 2012; Weber u. Hey, 2012; Erdmann et al., 2010).

Eine Verbindung zum EEG ist für KWK-Anlagen gegeben, wenn für den Betrieb der Anlage teilweise oder ausschließlich Biogas eingesetzt wird. Die Betreiber der Anlage müssen, um die Förderung zu erhalten, einen Nachweis über Art und Zusammensetzung der verwendeten Biomasse führen. Die Förderung wird des Weiteren nur gewährt, wenn mindestens ein Anteil von 60 % des bereitgestellten Stroms bei vollständiger Wärmenutzung erzeugt wird. Für Anlagen bis zu einer elektrischen Leistung von 500 Kilowatt, die Biogas als Brennstoff nutzen, beträgt die zugesicherte Vergütung 16 ct/kWh Strom. In den gemeinsamen Vorschriften für gasförmige Energieträger ist weiterhin geregelt, dass aus dem Erdgasnetz entnommenes Gas als Biogas deklariert werden kann, falls dieses an anderer Stelle in einer wärmeäquivalenten Menge eingespeist wurde. Dieses Modell könnte beispielsweise für den Betreiber eines virtuellen Kraftwerks (VK) interessant sein, wenn die Anlagen des VK von ihm über ein Contracting Modell bei den Kunden installiert wurden. Im Regelfall ist die Vergütung gemäß EEG für Mikro-KWK-Anlagenbetreiber jedoch keine realistische Option und wird deshalb im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht weiter betrachtet.

### 2.2.2 Energieeinsparverordnung

Schon früh setzte sich die Bundesregierung Deutschlands das Ziel, den Energiebedarf von Haushalten durch bauliche Maßnahmen zu senken. Dies geschah zunächst vor dem Hintergrund steigender Energiepreise. Doch auch die aufkeimende Klimaschutzdiskussion verstärkte zunehmend entsprechende gesetzgeberische Maßnahmen. Die Grundlage bildete das im Jahr 1976 verabschiedete Energieeinsparungsgesetz EnEG (BRD, 1976), auf dessen Basis 1977 die 1. Wärmeschutzverordnung (BRD, 1977) verabschiedet wurde. Hierbei wurden erstmals Dämmstandards für neu zu errichtende Gebäude gesetzlich vorgeschrieben. Im Verlauf mehrerer Novellierungen wurde darüber hinaus der Wärmebedarfsausweis eingeführt und die Grenzwerte des Wärmebedarfs verschärft. Neben den Wärmeschutzverordnungen verabschiedete die Bundesregierung im Jahr 1978 zusätzlich die Heizanlagenverordnung (BRD, 1978), die erstmals Regeln für den Einsatz von Zentralheizungen definierte. Die letzten Novellen beider Verordnungen (BRD, 1995, 1998) wurden im Jahr 2002 in der neu geschaffenen *Energieeinsparverordnung* (EnEV) zusammengefasst (BRD, 2002). Hierbei wurde erstmals KWK-Technologien Rechnung getragen, indem deren Einsatz in Haushalten als Ersatzmaßnahme hinsichtlich der Einhaltung verschiedener Grenzwerte definiert wurde.

Die aktuelle Fassung der EnEV aus dem Jahr 2009 (BRD, 2009a) umfasst im Wesentlichen die Bereiche von Neubauten, Gebäudeerweiterungen und Sanierungen. Es werden spezielle Regelungen für einzuhaltende energetische Kenngrößen, zu verwendende Geräte und Anlagen sowie hinsichtlich des sogenannten Energieausweises vorgegeben.

In den Paragrafen, welche Neubauten betreffen, regelt die EnEV 2009 verschiedene Anforderungen, die beim Bau zu erfüllen sind. Zur Berechnung des zulässigen Primärenergiebedarfs sowie der Transmissionswärmeverluste und hinsichtlich der Definition von Anforderungen an den sommerlichen Wärmeschutz wird die sogenannte Referenzmethode angewendet, die auf einem maßgeschneiderten, virtuellen Referenzgebäude basiert, das die gleiche Geometrie, Bau- maße, Gebäudenutzfläche und Ausrichtung aufweist wie das geplante Objekt. Gegenüber der vorangegangenen Fassung wurden außerdem die maximal zulässigen Werte weiter gesenkt. Eine erneute Verschärfung ist für die nächste Fassung (EnEV 2014) geplant.

Hinsichtlich bestehender Gebäude und Anlagen legt die EnEV 2009 insbesondere fest, wie bei Änderungen, Erweiterungen und Ausbauten vorzugehen ist. Werden mehr als 10 % der Baufläche geändert, so dürfen die Wärmedurchgangskoeffizienten, wie sie bei einem Neubau gültig sind, um nicht mehr als 40 % überschritten werden. Des Weiteren müssen Heizungsanlagen mit flüssigen oder gasförmigen Brennstoffen, die vor dem 01. Oktober 1978 in Betrieb genommen wurden, ersetzt werden, falls es sich nicht um Niedertemperatur- oder Brennwertkessel handelt. Außerdem sind in Wohngebäuden mit mehr als fünf Wohneinheiten elektrische Speicherheizungen außer Betrieb zu nehmen. Allgemein gilt laut EnEV, dass elektrische Speicherheizungen, die vor 1990 aufgestellt wurden, spätestens 2019, solche die nach 1990 aufgestellt wurden, spätestens 30 Jahre nach Inbetriebnahme außer Betrieb genommen werden müssen. Allerdings wurde das generelle Verbot ab dem Jahr 2019 am 17.05.2013 durch den Bundestag zunächst wieder außer Kraft gesetzt. Dennoch könnten Ersatzinvestitionen zukünftig einen interessanten Markt für Mikro-KWK-Anlagen darstellen, da die Wirtschaftlichkeit von Nachtspeicheröfen naturgemäß stark unter den derzeit steigenden Strompreisen leidet.

Regelungen der EnEV 2009 für zu verwendende Geräte und Anlagen betreffen insbesondere Heizkessel, sonstige Wärmeerzeugersysteme sowie Klimaanlage. Es werden Dämmvorschriften für die Rohrsysteme festgelegt und Vorschriften hinsichtlich Nebenaggregaten wie bspw. Pumpen gesetzt. Der letzte Bereich betrifft die Ausstellung des Energieausweises und Empfehlungen für die Verbesserung der Energieeffizienz. Bei Errichtung, Änderung oder Erweiterung eines Gebäudes hat der Bauherr sicherzustellen, dass der Eigentümer einen Energieausweis gemäß den in der EnEV dargestellten Vorlagen erhält.

Die Auswirkungen der EnEV 2009 und der geplanten EnEV 2014 sind stetig fallende spezifische Wärmebedarfe neu errichteter Wohngebäude im Bereich von ca. 15 bis 75 kWh/m<sup>2</sup>a. Bei Nutzung erzeugungsseitiger Ersatzmaßnahmen können jedoch auch höhere spezifische Werte zulässig sein. Neben Neubauten sind auch Bestandsgebäude betroffen, falls sie erweitert oder grundlegend verändert werden. Weitere Regelungen hierzu treffen die Erneuerbare-Energien-Wärmegesetze EEWärmeG und EWärmeG, die im folgenden Abschnitt beschrieben werden.

Für Mikro-KWK-Anlagen gilt, dass ein sinkender Wärmebedarf des Haushalts auch eine sinkende Laufzeit der Anlage mit sich bringt. Die jährliche Volllaststundenzahl bestimmt gleichzeitig auch die maximale Menge der Stromerzeugung. Dies hat zur Folge, dass Anlagen kleiner Leistung mit hoher Stromkennzahl aufgrund höherer Volllaststundenzahl tendenzi-

ell gegenüber thermisch überdimensionierten Anlagen im Vorteil sind. Andererseits entstehen größere Freiheitsgrade bei der Wahl der Betriebszeitpunkte auch bei Anlagen kleiner Leistung und eine lokale Einsatzplanung wird lukrativ, um den Betrieb der Anlage optimal auf die individuelle Bedarfscharakteristik anzupassen.

### 2.2.3 Erneuerbare-Energien-WärmeGesetze

Die beiden Gesetze EEWärmeG und EWärmeG führen strenge Vorgaben hinsichtlich der Bereitstellung von Wärmeenergie in Gebäuden ein. Dem Fokus der vorliegenden Arbeit entsprechend, sind hierbei insbesondere die Regelungen für Wohngebäude von Interesse. Sowohl der Neubau als auch die Modernisierung von Wohngebäuden impliziert jeweils die Notwendigkeit technischer Maßnahmen, um entweder den Wärmebedarf signifikant zu reduzieren, oder um einen gewissen Anteil durch die Nutzung erneuerbarer Energien zu decken. In allen Fällen wirkt jedoch die Installation einer (Mikro-)KWK-Anlage befreiend hinsichtlich der vom Gesetzgeber auferlegten Pflichten. Insofern steht der Hauseigentümer im konkreten Fall vor einer ökonomischen, aber ggf. auch ideologischen Fragestellung zur Erfüllung der geforderten Maßnahmen. Aufgrund der vergleichsweise einfachen technischen Umsetzbarkeit stellt im Falle der Verfügbarkeit eines Erdgasanschlusses in vielen Fällen eine Mikro-KWK-Anlage die praktikabelste Alternative dar. Deren Integration in das Hausenergiesystem ähnelt stark der einer konventionellen Heizungsanlage, was insbesondere im Modernisierungsfall von Vorteil ist. Insofern können die beschriebenen Gesetze durchaus auch als Treiber für den Absatz von Mikro-KWK-Anlagen verstanden werden.

#### EEWärmeG

Durch das *Bundesgesetz zur Förderung erneuerbarer Energien im Wärmebereich* (Erneuerbare-Energien-WärmeGesetz, EEWärmeG) soll der Einsatz erneuerbarer Energien bei der Wärme- und Kälteerzeugung forciert werden, um zum Klimaschutz beizutragen sowie die Abhängigkeit von Energieimporten zu verringern. Das Gesetz sieht eine Technologieförderung vor, die vom Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit (BMU) geregelt wird. Das bestimmende Ziel ist das Erreichen eines Anteils von 14 % erneuerbarer Energien am Endenergieverbrauch für Kälte- und Wärmebereitstellung bis zum Jahr 2020 (BRD, 2011).

Ein entscheidender Teil des EEWärmeG ist die sogenannte *Nutzungspflicht*, die festlegt, dass in jedem neu errichteten Gebäude sowie bei grundlegenden Modernisierungen öffentlicher Gebäude technologieabhängige Ziele hinsichtlich des Anteils erneuerbarer Energien an der Wärme- und Kälteerzeugung erfüllt werden müssen. Es sind, in Abhängigkeit von der eingesetzten Technologie, folgende Rahmenbedingungen einzuhalten:

- Solare Strahlungsenergie: Bei der Nutzung solarer Strahlungsenergie müssen 15 % der Wärme- und Kälteenergie aus der installierten Anlage gewonnen werden. Dies gilt als

erfüllt, falls zwischen 4 und 6 % der Nutzfläche als Kollektorfläche verbaut werden, wobei der exakte Wert bspw. von der Anzahl der Wohneinheiten des Gebäudes abhängt.

- Gasförmige Biomasse: Bei der Nutzung gasförmiger Biomasse müssen mindestens 30 % der benötigten Energie aus erneuerbaren Energien bereitgestellt werden. In Neubauten ist darüber hinaus eine KWK-Anlage obligatorisch.
- Flüssige und feste Biomasse: Im Falle der Nutzung flüssiger oder fester Biomasse muss mindestens ein Anteil von 50 % am Energiebedarf erreicht werden. Des Weiteren werden verschiedene Anforderungen an die im konkreten Fall eingesetzten Anlagen festgelegt.
- Geothermie: Geothermische Anlagen müssen mindestens 50 % Beitrag zur Deckung des Wärmebedarfs leisten. Darüber hinaus definiert das Gesetz Mindestwerte für die Jahresarbeitszahl sowie die Notwendigkeit von Strom-, Brennstoff- und Wärmemengenzählern.

Bei der Gewinnung von Kälte muss der neueste Stand der Technik eingehalten werden. Die gewonnene Kälte muss entweder unmittelbar aus dem Erdboden, Oberflächen- oder Grundwasser entnommen werden oder durch eine thermische Kältemaschine unter Verwendung *regenerativer Wärme* erzeugt werden. Ansonsten richten sich die geforderten Anteile an den oben genannten. Wirkungsgradnachteile gehen zu Lasten der Quoten, weshalb zur Erfüllung mehr erneuerbare Energie eingesetzt werden muss als bei der reinen Wärmebereitstellung.

Die Nutzung von (Mikro-)KWK-Anlagen wird im Gesetz vor allem im Rahmen der sogenannten *Ersatzmaßnahmen* behandelt. So entfällt die oben erläuterte Nutzungspflicht, falls der Wärme- bzw. Kältebedarf aus Fernwärme/-kälte zu mindestens 50 % aus Abwärmenutzung oder aus (Mikro-)KWK-Anlagen gedeckt wird. Letztere müssen die EU-Effizienzrichtlinien (EU, 2012) für KWK-Anlagen erfüllen. Somit wird auch über das EEWärmeG indirekt die Nutzung kleiner KWK-Anlagen forciert.

## **EWärmeG**

Beim *Gesetz zur Nutzung erneuerbarer Wärmeenergie in Baden-Württemberg* (Erneuerbare Wärme Gesetz, EWärmeG) handelt es sich um ein Landesgesetz Baden-Württembergs, das ergänzende Vorschriften zum EEWärmeG festlegt. Der Zweck ist die Steigerung des Anteils erneuerbarer Energien in der direkten Wärmenutzung. Davon sind alle Wohngebäude betroffen, die größer als 50 m<sup>2</sup> sind und in der Heizperiode länger als vier Monate genutzt werden.

Ähnlich wie im EEWärmeG des Bundes enthält das EWärmeG eine *anteilige Nutzungspflicht*. Diese regelt, dass in jedem Neubau ab 01. April 2008 mindestens 20 % des Wärmebedarfs aus erneuerbaren Energien gedeckt werden müssen. Des Weiteren besteht bei Altbauten die Pflicht, dass im Falle des Austausches der Heizungsanlage bzw. wesentlicher Teile mindestens 10 % des Wärmebedarfs aus erneuerbaren Energien zu decken sind (LBW, 2007).

Auch das EWärmeG regelt verschiedene Möglichkeiten einer ersatzweisen Erfüllung, die dem Hausbesitzer weitere Optionen bieten. So ermöglicht die Deckung des Wärmebedarfs

durch KWK-Anlagen (eigene oder Fernwärme) eine Befreiung von der anteiligen Nutzungspflicht. Auch das Vorhandensein einer PV-Anlage, welche die Installation einer solarthermischen Anlage verhindert, wirkt befreiend. Eine weitere Alternative für Bestandsbauten besteht in der Wärmedämmung, welche mindestens 30 % Einsparungen mit sich bringen muss, um befreiend zu wirken.

#### **2.2.4 Kraft-Wärme-Kopplungs-Gesetz**

Das Gesetz für die Erhaltung, die Modernisierung und den Ausbau der Kraft-Wärme-Kopplung, besser bekannt unter dem Namen KWK-Gesetz (KWKG), wurde in seiner ersten Version am 19. März 2002 verabschiedet. Die letzte Novelle wurde im Dezember 2011 beschlossen und im Jahr 2012 in geltendes Recht umgesetzt (BRD, 2012b). Der Zweck des Gesetzes ist, das Erreichen des erklärten Ziels von 25 % KWK-Anteil an der deutschen Stromversorgung bis zum Jahr 2020 zu unterstützen. Neben der Förderung der Modernisierung und des Neubaus von KWK-Anlagen und Wärmenetzen soll insbesondere auch die Markteinführung der Brennstoffzellentechnologie unterstützt werden. Als KWK-Anlage gelten laut Gesetz Anlagen, die Strom und ausschließlich Nutzwärme erzeugen. Dies impliziert, dass KWK-Anlagen entweder keine technischen Vorrichtungen zur ungenutzten Abgabe der Wärme an die Umgebung haben dürfen oder aber mit separaten Wärmezählern auszurüsten sind, um den tatsächlichen Anteil der Nutzwärme zu bestimmen.

##### **KWK-Zuschlag**

Die Förderung von KWK-Anlagen gemäß KWKG wird v. a. über Zuschlagszahlungen, den sogenannten KWK-Zuschlag, geregelt und richtet sich nach der erzeugten elektrischen Arbeit. Dabei werden drei Leistungsklassen unterschieden, beginnend mit Anlagen bis zu einer elektrischen Leistung von 50 kW. Die zweite Klasse umfasst alle Anlagen zwischen 50 kW und 2 MW elektrischer Leistung, während die dritte Klasse alle größeren Anlagen enthält.

Für jede der genannten Leistungsklassen werden bestimmte Zuschlagszahlungen gewährt (vgl. Tabelle 2.2), deren Zahlung anteilmäßig erfolgt. Beispielsweise wird elektrische Energie einer 75 kW<sub>el</sub>-Anlage zu 2/3 mit dem maximalen Fördersatz für Mikro-KWK-Anlagen vergütet und zu 1/3 mit dem Fördersatz für kleine KWK-Anlagen. Je nach Art der Verwendung des erzeugten Stroms (lokale Nutzung oder Einspeisung ins elektrische Netz) unterscheiden sich für den Betreiber zwar die Gesamterlöse (vgl. Tabelle 2.3), nicht aber die Zuschlagszahlung gemäß KWKG. Diese richten sich nur nach der gemäß der gesetzlichen Vorgaben erzeugten Strommenge. Die Förderdauer pro Anlage unterscheidet sich ebenfalls nach Leistungsklasse und nach dem Installationsjahr. Darüber hinaus ist die gesamte Fördersumme pro Jahr gedeckelt auf 750 Mio. €, wobei eventuelle Kürzungen im Falle des Überschreitens der Gesamtsumme zunächst zu Lasten der größten Leistungsklassen gehen.

**Tabelle 2.2:** KWK-Zuschlag für unterschiedliche Leistungsklassen gemäß KWKG (BRD, 2012b)

Leistung	Vergütung	Bemerkung
$P_{el} < 50 \text{ kW}$	5,41 ct/kWh	Bei Inbetriebnahme nach 01.01.2009 wird die Vergütung für 10 Jahre oder 30.000 Volllaststunden zugesichert
$P_{el} < 2 \text{ MW}$	4,00 ct/kWh	Bei Inbetriebnahme nach 01.01.2009 wird die Vergütung für 30.000 Volllaststunden zugesichert
$P_{el} > 2 \text{ MW}$	2,40 ct/kWh	Sollte die Grenze der jährlichen Fördersumme von 750 Mio. € pro Jahr erreicht werden, wird zunächst der Zuschlag für Anlagen mit $P_{el} > 10 \text{ MW}$ gekürzt

Erst seit der Novelle des KWK-Gesetzes aus dem Jahr 2012 ist auch die Kraft-Wärme-Kälte-Kopplung (KWKK) vollumfänglich förderfähig. Mit Hilfe von thermischen Kältemaschinen wird bei diesem Ansatz die thermische Energie aus der KWK-Anlage genutzt, um Nutzkälte, bspw. zur Klimatisierung, bereitzustellen. Des Weiteren wird den Anlagenbetreibern nunmehr freigestellt, den generierten Strom vom Netzbetreiber abnehmen zu lassen oder ihn selbst zu vermarkten. Eine weitere wichtige Änderung betrifft die Auszahlung der Förderung für sehr kleine Anlagen mit einer elektrischen Leistung  $P_{el} \leq 2 \text{ kW}$ . Es ist nun die Möglichkeit gegeben, die gesamte Förderung pauschal im Voraus auszahlen zu lassen und anschließend lediglich den regulären Betrieb nachzuweisen.

### Weitere Bestandteile der Vergütung

Die Einspeisung von KWK-Strom genießt eine Vorrangregelung und Netzbetreiber sind verpflichtet, KWK-Anlagen an ihr Netz anzuschließen. Die Vergütung des eingespeisten Stroms durch den Netzbetreiber setzt sich aus zwei wesentlichen Bestandteilen zusammen. Neben dem durchschnittlichen Preis für Grundlaststrom des vorangegangenen Quartals an der Strombörse EEX (KWK-Index 1. Quartal 2013: 4,227 ct/kWh) wird dem Betreiber ein vermiedenes Netznutzungsentgelt (ortsabhängig zwischen 0,5 und 2 ct/kWh) vergütet. Darüber hinaus sind KWK-Anlagen mit einem Nutzungsgrad über 70 % von der Energiesteuer befreit (EnergieStG) und der erzeugte Strom ist, bei KWK-Anlagen bis zu einer Leistung von  $P_{el} < 2 \text{ MW}$ , nicht zu versteuern (StromStG). Aufgrund der Befreiung von der Energiesteuer auf den eingesetzten Brennstoff, welche beispielsweise im Erdgaspreis bereits enthalten ist (derzeit 0,55 ct/kWh), wird diese auf Antrag zurückerstattet.

Insgesamt ergibt sich in Abhängigkeit der Nutzung des lokal erzeugten Stroms die in Tabelle 2.3 dargestellte Erlösstruktur. Diese gilt jedoch nur, wenn Betreiber und Eigentümer der Mikro-KWK-Anlage personenidentisch sind. Im Fall von Contracting Modellen oder der Vermietung des versorgten Objekts ergibt sich eine abweichende Erlösstruktur, da dann bspw. gemäß EEG § 38 die EEG-Umlage für die lokal genutzte Strommenge abgeführt werden muss.

**Tabelle 2.3:** Zusammensetzung des Erlöses für den Anlagenbetreiber durch KWK-Strom (Daten für Anlagen mit  $P_{el} \leq 50$  kW). Für variierende Größen wird ein grober Variationsbereich angegeben, der sich nach den derzeitigen Gegebenheiten richtet.

Verwendung	Bestandteil	Erlös ct/kWh	Gesamt ct/kWh
Einspeisung	KWK-Bonus	5,41	11,53 - 15,03
	Vermiedene Netznutzung (variiert)	0,50 - 2,00	
	Durchschnittlicher Baseloadpreis an der EEX im letzten Quartal (variiert)	4,00 - 6,00	
	Rückerstattung der Energiesteuer auf den Brennstoff (Annahme: $\eta_{el} = 0,34$ )	1,62	
Eigenverbrauch	KWK-Bonus	5,41	29,03 - 36,03
	Rückerstattung der Energiesteuer auf den Brennstoff (Annahme: $\eta_{el} = 0,34$ )	1,62	
	Opportunitätserlöse durch vermiedenen Strombezug (variiert)	22,00 - 29,00	

### 2.3 Implikationen für Mikro-KWK-Anlagen

Im Folgenden werden die wesentlichen Implikationen des beschriebenen Strukturwandels des Energiesystems in Deutschland sowie der politischen und rechtlichen Rahmenbedingungen für Mikro-KWK-Anlagen zusammengefasst.

Ausgehend von der verstärkten Nutzung erneuerbarer Energien und den damit einhergehenden Fluktuationen treten verschiedene Effekte im Energiesystem ein. Trotz der theoretisch strompreissenkenden Wirkung erneuerbarer Energien aufgrund des kontrovers diskutierten Merit-Order-Effekts (Sensfuß et al., 2008; Wissen u. Nicolosi, 2008) tritt durch die EEG-Umlage (BRD, 2009) sowie steigende Netzentgelte faktisch eine Strompreiserhöhung für den Endverbraucher ein (BNetzA, 2012). Die Notwendigkeit der Flexibilisierung des Kraftwerks-parks, welche voraussichtlich unter anderem durch den vermehrten Einsatz von Gaskraftwerken bewältigt werden muss (Bode u. Groscurth, 2011), könnte sich wiederum treibend auf die zukünftige Entwicklung des Gaspreises auswirken. Darüber hinaus verursacht die teilweise dargebotsabhängige Stromerzeugung aus erneuerbaren Energien vermehrt Engpässe im Übertragungsnetz. Gleichzeitig kann die, u. a. durch die Nutzung regional verteilter Potenziale erneuerbarer Energien verstärkte Dezentralisierung negative Auswirkungen auch auf die Verteilungsnetze haben (Shustov, 2009), da die hierbei eingesetzten Anlagen in der Regel nicht steuerbar sind. Im Gegensatz dazu bietet die dezentrale Versorgung mit steuerbaren Mikro-KWK-Anlagen neben hohen Effizienzvorteilen auch Möglichkeiten die Netzstabilität zu unterstützen (Pielke, 2010; Asmuth, 2007). Probleme im Verteilungsnetz bei steigendem Grad der Dezentralisierung können bspw. mit bestimmten Betriebsweisen steuerbarer Anlagen oder ver-

mehrter lokaler Speicherung von PV-Strom adressiert werden. Die sogenannte *netzorientierte* Betriebsstrategie für Mikro-KWK-Anlagen (vgl. Abschnitt 3.3) ist jedoch mit nicht unerheblichem Kommunikationsaufwand verbunden und liegt ggf. nicht im ökonomischen Interesse des Anlagenbetreibers (Pielke, 2010). Hingegen können auch lokal optimierte Strategien netzentlastend wirken, da der Eigenverbrauch maximiert und somit der Strombezug, vielfach in Spitzenlastzeiten, verringert wird.

Weitgehend unabhängig von systemischen Entwicklungen wirkt sich die haushaltsindividuelle Nachfrage nach elektrischer und thermischer Energie auf den Betrieb von Mikro-KWK-Anlagen aus. Stromseitig ist die Entwicklung der Nachfrage im Haushaltssektor geprägt von Stagnation bzw. einer leicht fallenden Tendenz (vgl. Abschnitt 2.1.3). Bezogen auf Einzelhaushalte wird die prinzipielle Entwicklung jedoch dominiert durch individuelle Umstände. Beispielsweise fällt der erwartete systemweite Effekt einer zunehmenden Verbreitung von Elektrofahrzeugen relativ gering aus, während das Vorhandensein und heimische Laden eines Elektrofahrzeugs für einen Einzelhaushalt durchaus zu einer Verdopplung des jährlichen Strombedarfs führen kann (vgl. Abschnitt 2.1.4). Dementsprechend stellen davon betroffene Haushalte einen Sonderfall dar, der besonders interessant ist, weil die Stromnachfrage eines Elektrofahrzeugs aufgrund der Möglichkeit einer beschränkten zeitlichen Lastverlagerung beim Ladevorgang ein gewisses Flexibilitätspotenzial bietet. Somit wird stromseitig ein zusätzlicher Freiheitsgrad generiert, der im Rahmen einer lokalen Optimierung ausgenutzt werden kann.

Auf der Seite der Wärmenachfrage im Haushaltssektor ist aufgrund umfangreicher gesetzlicher Regelungen für Neubauten und Sanierungen im Durchschnitt eine leicht fallende Tendenz zu beobachten. Analog zur obigen Argumentation ist dies jedoch in Bezug auf Mikro-KWK-Anlagen nur begrenzt aussagekräftig, da bei deren Einsatz wiederum die Gegebenheiten jedes individuellen Haushalts entscheidend sind. Generell kann die Aussage getroffen werden, dass bei niedrigem Wärmebedarf eines Gebäudes nur geringe jährliche Volllaststunden für eine Mikro-KWK-Anlage erreichbar sind. Dies hat im Allgemeinen zwar keinen negativen Einfluss auf die energetische Effizienz der Anlagen, doch leidet deren Wirtschaftlichkeit aufgrund der geringen Laufzeiten bei gleichzeitig hohe Anschaffungsausgaben. Andererseits gewinnt die lokale Optimierung ggf. an Bedeutung, da bei niedrigerem Wärmebedarf und gleicher Anlagenauslegung größere zeitliche Freiheitsgrade für die lokale Einsatzplanung bestehen.

Vor allem politische, regulatorische und rechtliche Rahmenbedingungen führen zu Implikationen für Mikro-KWK-Anlagen und deren Betrieb. Während sich das EEG nur in speziellen Fällen als relevant erweist, wirken sich die EnEV, das EEWärmeG sowie das EWärmeG direkt auf die thermische Angebots- und Nachfrageseite aus. Hierbei ist insbesondere erwähnenswert, dass alle gesetzlichen Anforderungen aus EEWärmeG und EWärmeG ersatzweise durch den Einsatz von hocheffizienten KWK-Anlagen erfüllbar sind und insofern deren Absatzmarkt stärken. Das gilt besonders dann, wenn die Installation einer KWK-Anlage, bspw. aus ästhetischen oder Praktikabilitätsgründen, die am einfachsten umzusetzende oder die im Vergleich aller Optionen wirtschaftlichste Alternative darstellt.

Das KWKG hat naturgemäß den am weitesten reichenden Einfluss auf den Betrieb von Mikro-KWK-Anlagen. Die Förderung von Einspeisung und Eigennutzung von KWK-Strom stellt beide Varianten gesetzlich nahezu gleich. Allerdings überwiegt aufgrund des Vergütungsmechanismus bei der Einspeisung, in Abhängigkeit des durchschnittlichen EEX-Baseload Preises des vorangegangenen Quartals, der ökonomische Vorteil der Eigennutzung deutlich (vgl. Tabelle 2.3). Dieser Sachverhalt unterstreicht nochmals die Notwendigkeit der lokalen Optimierung des Mikro-KWK-Anlagenbetriebs unter Berücksichtigung der individuellen zeitlichen Nachfragestruktur des versorgten Haushalts.

# Kapitel 3

## Mikro-KWK-Anlagen für Wohngebäude

Der weitaus größte Teil aller Wohngebäude Deutschlands wird heute getrennt mit Strom und Wärme versorgt. Während die Stromerzeugung aufgrund von Skaleneffekten und der Möglichkeit eines relativ verlustarmen Transports über weite Strecken vornehmlich in zentralen Großkraftwerken erfolgt, wird die im Haushalt benötigte Wärme in der Regel dezentral bereitgestellt. Der im vorherigen Kapitel beschriebene strukturelle Wandel auf Angebots- und Nachfrageseite sowie das regulatorisch unterstützte Bestreben nach steigender Effizienz bei der Nutzung fossiler Energieträger rückt zunehmend die gekoppelte dezentrale Versorgung von Haushalten mit Hilfe von Mikro-KWK-Anlagen in den Fokus.

Zunächst ist in diesem Kontext das Prinzip, die derzeitige Verbreitung sowie das Marktpotenzial dezentraler KWK-Anlagen von Interesse (Abschnitt 3.1), bevor unterschiedliche Technologien im Einzelnen betrachtet werden (Abschnitt 3.2). Anschließend werden in Abschnitt 3.3 mehrere prinzipiell mögliche Betriebsweisen für Mikro-KWK-Anlagen beschrieben. Daraufhin folgt in Abschnitt 3.4 die Definition von Kennzahlen zur genaueren Charakterisierung der Effizienz und des Betriebs, welche insbesondere zum Vergleich unterschiedlicher Technologien und Betriebsweisen herangezogen werden können. Auf Basis der anschließenden qualitativen Bewertung der vorgestellten Anlagentechnologien anhand von verschiedenen Kriterien erfolgt in Abschnitt 3.5 die Auswahl der im weiteren Verlauf der Arbeit betrachteten Mikro-KWK-Technologie sowie deren primärenergetische Bewertung. Abschließend werden in Abschnitt 3.6 die Wechselwirkungen des Mikro-KWK-Betriebs mit einem eventuell vorhandenen Elektrofahrzeug eingeordnet.

### 3.1 Prinzip, Verbreitung und Potenzial

Das Prinzip der Kraft-Wärme-Kopplung lässt sich grundsätzlich anhand dreier Aspekte formal definieren (Pehnt u. Colijn, 2006). Erstens erfolgt die gleichzeitige bzw. gekoppelte Bereitstellung elektrischer und thermischer Energie durch die Umwandlung eines chemischen Energieträgers. Zweitens herrscht zwischen Erzeuger und Verbraucher eine räumliche Nähe, sodass

die bereitgestellte Wärme ohne große Verluste der Nutzung zugeführt werden kann. Drittens wird aufgrund der Verwendung aller Produkte ein hoher Brennstoffausnutzungsgrad erreicht.

Die Anwendung von KWK-Technologien reicht von der Versorgung einzelner Wohnhäuser bis hin zu der Versorgung großer Fernwärmenetze. Durch die möglichst ortsnahe Nutzung der beiden Produkte Strom und Wärme lassen sich Übertragungsverluste verringern und hohe Brennstoffausnutzungsgrade jenseits von 90 % erreichen. Bedingt durch die effizientere Brennstoffnutzung im Vergleich zur getrennten Bereitstellung von Strom und Wärme lassen sich, in Abhängigkeit vom Referenzsystem, große Anteile Primärenergie einsparen (vgl. Abschnitt 3.5). Die im Anwendungsfall erreichten Werte hängen dabei stark von der individuellen Ausgestaltung des Systems sowie von den Verbrauchscharakteristika des versorgten Objekts ab.

KWK-Systeme werden in Abhängigkeit ihrer Größe in unterschiedliche Leistungsklassen eingeteilt. Die Bandbreite erstreckt sich von Anlagen kleinster Leistung im einstelligen Kilowatt Bereich bis hin zu großen Anlagen mit mehreren hundert Megawatt elektrischer Leistung. Letztere sind in der Regel an große Fernwärmenetze angeschlossen, die größere Gebiete mit hohem Wärmebedarf versorgen. Das untere Ende der Leistungsspanne stellen sogenannte Mikro-KWK-Anlagen dar. Der Begriff ist nicht eindeutig definiert, weshalb in der Literatur unterschiedliche Angaben zur definierten Leistungsgrenze zu finden sind. Als absolute Obergrenze der elektrischen Leistung von Mikro-KWK-Anlagen kann gemäß Artikel 3 der KWK-Richtlinie 2004/8/EG des Europäischen Parlaments und des Europäischen Rates eine elektrische Leistung von 50 Kilowatt angesetzt werden (EU, 2004). Diese Angabe korrespondiert auch mit der deutschen Gesetzgebung in Form des KWKG, das bis zu dieser Anlagengröße den maximalen Zuschlagsatz gewährt (BRD, 2012b). Verschiedene Verbände ziehen die Grenze für Mikro-KWK-Anlagen hingegen deutlich unter der oben genannten. So legt der Bundesverband Kraft-Wärme-Kopplung e. V. (BKWK) die Obergrenze genau wie die Arbeitsgemeinschaft für sparsamen und umweltfreundlichen Energieverbrauch e. V. (ASUE) bei  $10 \text{ kW}_{el}$  fest (ASUE, 2010; BKWK, 2012). Außerdem existiert neben dem Begriff *Mikro-KWK-Anlage* auch die Bezeichnung *stromerzeugende Heizung* (SeH), welche teilweise für Anlagen mit bis zu drei Kilowatt elektrischer Leistung verwendet wird. Im Folgenden wird der Begriff Mikro-KWK-Anlage synonym für Systeme mit einer Maximalleistung von  $50 \text{ kW}_{el}$  gebraucht. Der Fokus dieser Arbeit liegt jedoch auf Anlagen weit unter der genannten Grenze, da für Einzelhaushalte vornehmlich Anlagen kleinster Leistung von Interesse sind. Von einer weiteren Unterscheidung von SeH wird bewusst abgesehen, um begriffliche Unklarheiten zu vermeiden.

### **Gegenwärtige Verbreitung**

Der gesamte Anteil von KWK-Strom an der Bruttostromerzeugung in Deutschland beträgt aktuell ca. 12,5 %, wobei der weit überwiegende Teil aus KWK-Anlagen großer Leistung stammt, z. B. aus Großkraftwerken mit Anschluss an ein Fernwärmenetz. Mit der Beschränkung auf

**Tabelle 3.1:** Eingegangene und genehmigte Förderanträge gemäß BMU (2012) für Mikro-KWK-Anlagen bis 20 kW<sub>el</sub> laut Auskunft des Bundesamts für Wirtschaft und Ausführungkontrolle (BAFA, 2013). Stand: Ende März 2013.

Leistungsklasse	eingegangene Anträge		genehmigte Anträge	
	Anzahl	Anteil [%]	Anzahl	Anteil [%]
bis 1 kW <sub>el</sub>	1.808	46,09	1.457	45,12
1,1 bis 3 kW <sub>el</sub>	128	3,26	106	3,28
3,1 bis 5 kW <sub>el</sub>	396	10,09	320	9,91
5,1 bis 10 kW <sub>el</sub>	1.109	28,27	931	28,83
10,1 bis 15 kW <sub>el</sub>	199	5,07	166	5,14
15,1 bis 20 kW <sub>el</sub>	283	7,21	249	7,71
Gesamt	3.923		3.229	

Mikro-KWK-Anlagen ergibt sich hingegen ein kaum messbarer Anteil an der gesamten Bruttostromerzeugung. Dies ist durch die derzeit noch geringe Anzahl von Anlagen mit einer Leistung kleiner 50 kW<sub>el</sub> zu erklären (ASUE, 2012). Mikro-KWK-Anlagen im Leistungsbereich zwischen 10 und 50 kW<sub>el</sub> sind dabei noch am häufigsten vertreten. Diese Anlagenklasse eignet sich bspw. für große Mehrfamilienhäuser oder zur Versorgung von Bürogebäuden. Bis zum Ende des ersten Mikro-KWK-Förderprogramms des BMU im Jahr 2009, in dessen Rahmen die Installation von Anlagen bis zu 50 kW<sub>el</sub> unterstützt wurde, wurden über 6.000 Anlagen gefördert. Im darauf folgenden Jahr 2010 wurden trotz des viel kritisierten Förderstopps weitere ca. 4.000 Anlagen in Betrieb genommen (ASUE, 2012). Zu den kleineren Leistungsklassen sind hingegen derzeit kaum belastbare Zahlen verfügbar, die sich auf die Jahre vor 2012 beziehen. Das mit Beginn von April 2012 neu aufgelegte Investitionsförderprogramm für Anlagen bis zu 20 kW<sub>el</sub> Leistung zeigt jedoch, dass vor allem die kleinen Anlagen weiterhin im politischen Fokus stehen (BMU, 2012). Der in der Richtlinie festgelegte und stark degressiv verlaufende spezifische Investitionszuschuss beträgt zwischen 175 und 1.500 €/kW, wobei den spezifischen Höchstsatz Anlagen mit einer Nennleistung von bis zu 1 kW<sub>el</sub> erhalten. Laut Auskunft des Bundesamts für Wirtschaft und Ausführungkontrolle (BAFA) sind bis Ende März 2013, also genau ein Jahr nach Inkrafttreten der Richtlinien, knapp 4.000 Anträge auf Bezuschussung eingegangen (vgl. Tabelle 3.1). Dabei entfallen ca. 46 % der Anträge auf den kleinsten Leistungsbereich bis 1 kW<sub>el</sub>. Den zweitgrößten Anteil an den eingegangenen Anträgen nehmen mit knapp unter 30 % Anlagen im Leistungsbereich zwischen 5,1 und 10 kW<sub>el</sub> ein. Für ca. 82 % der eingegangenen Förderanträge wurden bis zum oben genannten Datum bereits Zuwendungsbescheide verschickt (BAFA, 2013). Der hohe Anteil von Anlagen kleiner Leistung am gesamten Antragsvolumen kann als Beleg dafür interpretiert werden, dass Mikro-KWK-Anlagen zunehmend auch in Einzelhaushalten zum Einsatz kommen. Dennoch sind die absoluten Zahlen weiterhin als sehr niedrig zu bezeichnen, insbesondere im Kontext von ca. 600.000 Heizungsinstallationen (inklusive Anlagen in Neubauten) pro Jahr in Deutschland (BDH et al., 2013).

## Potenzial

In scharfem Kontrast zu der derzeit noch geringen Verbreitung von Anlagen kleinster Leistung steht deren technisches Potenzial in Deutschland. Letzteres sei definiert als eine Anzahl von Anlagen einer bestimmten Leistungsklasse, die unter Berücksichtigung der Bedarfscharakteristik potenziell versorgter Haushalte sowie aller technischen Restriktionen eingesetzt werden könnten. Das technische Potenzial übersteigt somit in der Regel das wirtschaftlich nutzbare Potenzial, für dessen Bestimmung spezielle Wirtschaftlichkeitsberechnungen notwendig sind. Die Studie von Horst et al. (2011) weist beispielsweise ein technisches Potenzial von über sieben Millionen Mikro-KWK-Anlagen mit einer Leistung kleiner  $5 \text{ kW}_{\text{el}}$  aus. Gleichzeitig ergibt die Analyse jedoch, dass lediglich knapp über 1 % dieses Potenzials bereits wirtschaftlich nutzbar ist. Die Wirtschaftlichkeitsbetrachtung, auf deren Ergebnisse die Bestimmung des ausgewiesenen Potenzials basiert, zeigt unter anderem, dass neben der Anfangsinvestition vor allem der erzielbare Eigenverbrauch einen die Wirtschaftlichkeit wesentlich beeinflussenden Faktor darstellt. Zu einem ähnlichen Schluss gelangt Jungbluth (2006), der zeigt, dass das Abfahren eines sogenannten Stromerzeugungsfahrplans bei gleichzeitiger vollständiger Nutzung der bereitgestellten Wärme mit Hilfe eines thermischen Pufferspeichers die ökonomisch sinnvollste Alternative darstellt und das wirtschaftlich nutzbare Potenzial maximiert. Jedoch übersteigt das daraufhin ausgewiesene Zubaupotenzial von 500.000 Anlagen pro Jahr deutlich die Schätzungen weiterer Arbeiten wie beispielsweise Droste-Franke et al. (2009), in der lediglich ein erreichbarer jährlicher Absatzmarkt von 90.000 Anlagen für Deutschland ausgewiesen wird.

Besonders zu betonen ist, dass alle Potenzialstudien als wesentliches Hemmnis der weiteren Verbreitung von Mikro-KWK-Anlagen kleiner Leistung für Einzelhaushalte die Wirtschaftlichkeit der Anlagen hervorheben. Als ursächlich hierfür sind insbesondere bei Brennstoffzellenanlagen die hohen Anlagenpreise zu nennen, die nur schrittweise und bei höheren Stückzahlen reduziert werden können. Der zweite Hebel zur Verbesserung der Wirtschaftlichkeit ist ein optimierter Betrieb der Anlagen. Steigt die Eigennutzungsrate lokal erzeugten Stroms, verbessert sich unmittelbar die Wirtschaftlichkeit der Anlage und das wirtschaftlich nutzbare Potenzial wird erhöht. Ein bisher wenig untersuchter Punkt ist außerdem, dass Mikro-KWK-Anlagen eine Ersatzmaßnahme für viele der vom Gesetzgeber gestellten Forderungen darstellen (vgl. Abschnitt 2.2). Gepaart mit eventuell weiter steigendem Modernisierungsdruck könnte letzterer Punkt neben der ökonomischen Dimension weitere Absatzpotenziale für Mikro-KWK-Anlagen generieren, z. B. dann, wenn andere Maßnahmen wie die Gebäudedämmung aus ästhetischen Gründen ausscheiden oder nur mit sehr hohem Aufwand umsetzbar sind.

## 3.2 Mikro-KWK-Technologien

Mikro-KWK-Systeme können sich aufgrund der eingesetzten heterogenen Technologien stark voneinander unterscheiden. Neben prinzipiell unterschiedlich flexiblem Betriebsverhalten gehören zu den wichtigsten Unterscheidungsmerkmalen auch das oft starre Verhältnis zwischen den beiden Produkten Strom und Wärme, der einzusetzende Brennstoff sowie die aufzubringende Anfangsinvestition. Der folgende Abschnitt widmet sich zunächst allgemeinen Bemerkungen und Standardkomponenten von Mikro-KWK-Anlagen, bevor anschließend einzelne Technologiealternativen näher charakterisiert werden.

### 3.2.1 Standardkomponenten und technische Charakteristika

Mikro-KWK-Systeme ersetzen konventionelle Heizungsanlagen in Ein- und Mehrfamilienhäusern oder kleinen Wohneinheiten vollständig. Um dieser Aufgabe gerecht zu werden, sind mehrere Komponenten obligatorisch:

- der Kern des KWK-Systems zur Umwandlung der mit dem Brennstoff zugeführten chemischen Energie in die Produkte Strom und Wärme, wobei im Fall von Wärmekraftmaschinen (vgl. Abschnitt 3.2.2) ein Generator und im Fall von Brennstoffzellenanlagen (vgl. Abschnitt 3.2.3) ein Wechselrichter benötigt werden,
- ein thermischer Pufferspeicher zur zeitlichen Entkopplung von Wärmebereitstellung und deren Nutzung,
- ein System zur Deckung thermischer Lastspitzen (Heizstab, Gasbrenner, ...), das auch direkt in den Pufferspeicher integriert werden kann, sowie
- eine Einheit zur Steuerung, Regelung und Überwachung des Betriebs.

Der thermische Pufferspeicher zur zeitlichen Entkopplung der Wärmeproduktion und -nutzung ist notwendig, um die in der Regel technologisch bedingte unzureichende Dynamik der Wärmebereitstellung durch Mikro-KWK-Anlagen auszugleichen. Des Weiteren können durch den Pufferspeicher bei ausreichendem Füllstand auch thermische Lasten abgedeckt werden, welche die eigentliche thermische Leistung der Mikro-KWK-Anlage übersteigen. Insofern ermöglicht ein thermischer Pufferspeicher erst den sogenannten speicherbewirtschaftenden Blockbetrieb, der für begrenzt flexible Anlagen heute die Regel ist (vgl. Abschnitt 3.3). Theoretisch können Mikro-KWK-Anlagen zwar auch ohne thermischen Pufferspeicher ausgeführt werden, doch ist dies nur für sehr flexible Anlagen und somit wenige Technologien denkbar. Darüber hinaus wirkt sich der dann notwendige stark modulierende Betrieb in der Regel negativ auf die Lebensdauer der Anlage aus.

Als Faustregel zur Dimensionierung dient die Maßgabe, dass die bereitgestellte thermische Energie bei Volllast der Mikro-KWK-Anlage für drei bis vier Stunden gespeichert werden können soll. Im nicht-gewerblichen Einsatz kommen hierzu beinahe ausschließlich Warmwasser-Schichtenpufferspeicher zum Einsatz, deren Speichergröße gut durch das Speichervolumen

charakterisiert werden kann. Das notwendige Volumen kann näherungsweise bestimmt werden, wenn die gewünschte maximale Dauer  $\Delta t$  der Speicherbeladung bei Volllast  $P_{th}$  sowie die maximale Speicherladetemperatur  $T_a$  (üblicherweise die maximale Vorlauftemperatur) sowie die Endtemperatur des Speichers  $T_e$  (in der Regel die Rücklauftemperatur) bekannt sind. Mit der spezifischen Wärmekapazität des Speichermediums Wasser bei konstantem Druck  $\bar{c}_p$  ergibt sich das Volumen  $V_{Speicher}$  des thermischen Speichers (Thomas, 2011).

$$V_{Speicher} = \frac{P_{th} \cdot \Delta t}{\bar{c}_p \cdot (T_a - T_e)} \quad (3.1)$$

Das System zur Deckung thermischer Lastspitzen (im weiteren Verlauf auch als Backup-System bezeichnet) ist notwendig, da die Mikro-KWK-Anlage selbst in der Regel nicht in der Lage ist den Haushalt vollständig und unterbrechungsfrei mit Wärme zu versorgen. Mikro-KWK-Anlagen sind aus wirtschaftlichen Gründen und aufgrund der Maßgabe möglichst hoher Laufzeiten in ihrer thermischen Leistung begrenzt und somit nicht in der Lage thermische Spitzenlasten direkt zu decken (Thomas, 2011). Letzteres wird jedoch durch die Kombination mit einem thermischen Pufferspeicher, der eine höhere thermische Ausgangsleistung bietet, nur teilweise kompensiert. Wenn der Speicher vollständig entladen ist und gleichzeitig eine thermische Lastspitze auftritt oder wenn die Mikro-KWK-Anlage aus technischen Gründen nicht in Betrieb gehen kann, übernimmt das schnell regelbare thermische Spitzenlastsystem (Gasbrenner, Gasbrennwerttherme oder elektrischer Heizstab) die Versorgung. Dessen Auslegung richtet sich nach der maximal erwarteten thermischen Last des Haushalts, welche in Einzelfamilienhaushalten meist zwischen 10 und 20 Kilowatt liegt (Vetter, 2005).

Eine Einheit zur Steuerung, Regelung und Überwachung des Betriebs wird von Anlagenherstellern als integraler Bestandteil einer Mikro-KWK-Anlage betrachtet und passend zum jeweiligen System mitgeliefert. Dabei ist es inzwischen üblich, dass auch weitere, teilweise nicht fest vorgegebene Komponenten wie der angeschlossene thermische Pufferspeicher oder das System zur thermischen Spitzenlastdeckung angesteuert werden können (Thomas, 2011). Üblich sind Anschlüsse für gängige Sensoren, z. B. für Vorlauf-, Raum-, Außen- und Speichertemperaturen, und Aktoren für Pumpen und Mischer. Darüber hinaus sind inzwischen auch Fernwartungssysteme sowie Schnittstellen für das Auslesen des elektrischen Lastgangs üblich, bspw. über die Impulsauswertung von Stromzählern (Thomas, 2011). Letzteres ist eine notwendige Bedingung für die Anwendbarkeit des in dieser Arbeit entwickelten Modellsystems, bspw. weil die gemessenen Daten eine der Grundlagen der Lastprognose bilden.

Neben den bisher genannten Komponenten könnte sich zukünftig auch ein stationärer elektrischer Speicher als vorteilhaft erweisen. Dieser ist insbesondere zur Maximierung des Eigenverbrauchs lokal erzeugter elektrischer Energie hilfreich, wobei Speicherkapazität und -leistung entsprechend der individuellen Zielsetzung zu dimensionieren sind. Während im Sinne einer ökonomisch optimalen Auslegung ggf. ein kleiner Speicher ausreicht, ist zum Erreichen des

maximal möglichen Autarkiegrads sicherlich ein wesentlich größerer Speicher notwendig. Aus ökonomischer Sicht spielen hierbei neben der notwendigen Investition insbesondere die Ein- und Ausspeicherwirkungsgrade eine entscheidende Rolle (vgl. Abschnitt 7.4.6). Im Rahmen dieser Arbeit wird jedoch aufgrund der heute signifikanten Zusatzinvestitionen für einen stationären elektrischen Speicher in der Regel von dessen Berücksichtigung abgesehen. Es soll vielmehr gezeigt werden, dass mit Hilfe der entwickelten Methoden auch ohne einen solchen Speicher eine Erhöhung des Eigenverbrauchs bzw. eine Verbesserung des Betriebs aus ökonomischer Sicht möglich ist. Darüber hinaus ergibt sich als Forschungsfrage, ob die angewendeten Methoden auch zu einer technisch und ökonomisch verbesserten Auslegung und Nutzung eines elektrischen Pufferspeichers beitragen können. Entsprechende Fragen werden in der späteren Fallstudie im Rahmen eines Ausblicks diskutiert sowie mit Optimierungsergebnissen untermauert (vgl. Abschnitt 7.4.6).

Technologiespezifische Unterschiede zwischen verschiedenen Mikro-KWK-Anlagen bestehen einerseits hinsichtlich ihrer Effizienz (vgl. Abschnitt 3.4) und andererseits auch in Bezug auf das dynamische Betriebsverhalten der Anlagen. Die wichtigsten dynamischen Eigenschaften von Mikro-KWK-Anlagen werden im Folgenden kurz charakterisiert (VDI, 2011) und im weiteren Verlauf der Arbeit meist unter dem Begriff *Flexibilität* zusammengefasst. Eine zusammenfassende Bewertung verschiedener Mikro-KWK-Technologien hinsichtlich dieser und weiterer Kriterien erfolgt in Abschnitt 3.5.

*Anfahrverhalten:* Die Anfahrzeit bis zur Abgabe der Nennleistung einer Mikro-KWK-Anlage ist technologiespezifisch unterschiedlich. Bis die generierte elektrische Leistung den Eigenverbrauch der KWK-Anlage übersteigt, stellt diese sogar kurzzeitig einen elektrischen Verbraucher dar. Die Zeitspannen liegen je nach eingesetzter Technologie bei Sekunden bis hin zu einigen Minuten. Insbesondere bei Anlagen, die mit hoher Betriebstemperatur arbeiten, benötigt das System längere Zeit, bis die benötigte Temperatur erreicht wird. Somit ist hinsichtlich des Anfahrverhaltens ggf. eine Unterscheidung zwischen Warm- und Kaltstart notwendig.

*Abfahrverhalten:* Auch das Abfahrverhalten unterscheidet sich in Abhängigkeit der eingesetzten Technologie. Teilweise wird nach dem Abschalten ein gewisser Überhang an thermischer und elektrischer Energie abgegeben. Entsprechend sind bei einer energetischen Bewertung ggf. auch die Abfahrvorgänge mit einzubeziehen.

*Lastwechselverhalten:* Das Lastwechselverhalten wird im Wesentlichen durch systemspezifische Laständerungsgradienten charakterisiert. Da viele Anlagen keinen leistungsmodulierenden Betrieb ermöglichen, beschränkt sich die Betrachtung vielfach auf den Leistungsverlauf zwischen mehreren diskreten Betriebspunkten. Im Fall von leistungsmodulierbaren Anlagen sind die Gradienten über den gesamten Leistungsbereich hinweg zu berücksichtigen. Je nach zeitlicher Auflösung einer Einsatzoptimierung muss jedoch von der Berücksichtigung entsprechender Gradienten abstrahiert werden.

*Mindestbetriebs- und Mindeststillstandszeiten:* Die Mindestbetriebszeit beschreibt die minimale Zeit, die eine Anlage in Betrieb sein sollte, bevor sie wieder abgefahren wird. Entsprechend bezeichnet die Mindeststillstandszeit die minimale Zeit, die eine Anlage stillstehen sollte, bevor sie erneut angefahren wird. Die Zeitspannen werden in der Regel aus technischen Gründen vom Hersteller definiert und sind entsprechend in der Fahrplangestaltung bzw. Steuerung und Regelung von Mikro-KWK-Anlagen zu berücksichtigen.

*Abnutzungskenngrößen:* Technologiespezifische Kenngrößen hinsichtlich der Lebensdauer-minderung von Anlagen durch häufige Lastwechsel oder Taktzyklen können technologieabhän-gig stark unterschiedlich ausfallen. Entsprechende Kenngrößen sind in der Regel jedoch kaum bekannt und erfordern intensive Prüfstanduntersuchungen. Je nach Güte der Datenlage könn-ten bspw. spezifische Laständerungs- oder Taktkosten je Anlagentyp oder Technologieklasse in eine Betriebsoptimierung einfließen.

### 3.2.2 Wärmekraftmaschinen

Wärmekraftmaschinen sind Anlagen, die thermische Energie in einem sogenannten thermody-namischen Kreisprozess teilweise in mechanische Energie umwandeln und mit letzterer bspw. einen Generator zur Stromerzeugung betreiben. Die konkreten Prozesse verschiedener Tech-nologien unterscheiden sich z. B. hinsichtlich des verwendeten Arbeitsmediums oder der Art der Beheizung. Alle thermodynamischen Kreisprozesse sind in ihrem Wirkungsgrad nach oben beschränkt vom sogenannten Carnot-Wirkungsgrad  $\eta_C$ , der von der jeweiligen unteren ( $T_u$ ) und oberen ( $T_o$ ) Arbeitstemperatur eines Prozesses abhängt (Gleichung 3.2).

$$\eta_C = 1 - \frac{T_u}{T_o} \quad (3.2)$$

Ihm gegenüber steht der ebenfalls temperaturabhängige maximale Wirkungsgrad von Brenn-stoffzellen (vgl. Abschnitt 3.2.3). Eine Gegenüberstellung beider Werte gibt Abbildung 3.3.

#### Hubkolbenmotoren

Die Mehrzahl der heute in Einsatz befindlichen Mikro-KWK-Anlagen basieren auf klassischen Hubkolbenmotoren (Thomas, 2011). Dies ist damit zu begründen, dass bereits verfügbare Motoren relativ leicht für den Dauerbetrieb in einem festen Betriebspunkt angepasst werden können. Zunehmend wird jedoch auch das Ziel verfolgt, einen modulierenden Betrieb zu er-möglichen, um flexibler auf variierende Nachfragesituationen reagieren zu können. Aufgrund der verbreiteten Verfügbarkeit von Erdgas als leitungsgebundenen Energieträger werden heute meist Otto-Motoren eingesetzt. Die Nutzung von Heizöl, Rapsmethylester (RME, Biodiesel) oder Pflanzenöl macht hingegen den Einsatz von Diesellaggregaten notwendig. Um die Anfor-derungen an Lebensdauer, Laufruhe und Emissionsverhalten einzuhalten, werden die Hubkol-benmotoren stets im Viertakt-Verfahren betrieben (Thomas, 2011).

Hubkolbenmotoren sind aufgrund des jahrzehntelangen Einsatzes im Automobilbereich und den damit verbundenen Lerneffekten trotz ihrer vergleichsweise hohen Komplexität effizient herzustellen. Jedoch sind die meisten existierenden Motoren aufgrund ihrer thermischen Leistung für den Einsatz in KWK-Anlagen für Einzelhaushalte deutlich überdimensioniert, sodass deren primäres Einsatzgebiet KWK-Anlagen für größere Bürogebäude oder Mehrfamilienhäuser sind. Fortschreitende Entwicklungen von Motoren mit geringer Leistung im niedrigen einstelligen kW-Bereich machen die Technik trotzdem zunehmend interessant für den Einsatz in Mikro-KWK-Systemen. Allerdings fällt der erreichbare elektrische Wirkungsgrad mit oft deutlich unter 25 % vor allem bei kleinen Motoren eher niedrig aus (Thomas, 2011).

Verbrennungsmotorischen Mikro-KWK-Anlagen zeichnen sich durch ein schnelles An- und Abfahrverhalten aus, weshalb sie sich theoretisch gut eignen, um in kurzer Zeit auf lokale Nachfrageänderungen zu reagieren. Allerdings wirken sich häufige Kaltstartvorgänge stark negativ auf die Lebensdauer der Motoren aus, was wiederum gegen eine Betriebsführung spricht, die zu häufiger Taktung führt. Die Systeme werden deshalb in der Regel mit festen An- und Abfahrprogrammen in Verbindung mit einer ausschließlich wärmegeführten Betriebsstrategie ausgeführt (Thomas, 2011), die eine übermäßige Taktung verhindert (vgl. Abschnitt 3.3).

Hinsichtlich der erwarteten Lebensdauer und den notwendigen Wartungsintervallen unterscheiden sich Otto- und Dieselmotoren deutlich voneinander. Während bspw. der Hersteller PowerPlus Technologies für das Blockheizkraftwerk (BHKW) *ecopower* mit Ottomotor eine Lebensdauer von 40.000 Betriebsstunden angibt (PowerPlus, 2012), beziffert der Hersteller SenerTec die Lebensdauer des Mini-BHKW *DACHS* (SenerTec, 2012) mit Dieselmotor auf bis zu 80.000 Betriebsstunden. Um allerdings diese Zeiten tatsächlich zu erreichen, sind Wartungsintervalle von 4.000 (*ecopower*) bzw. 2.700 (*DACHS*) Betriebsstunden einzuhalten. Dies entspricht je nach Anlagenleistung und versorgtem Gebäude mindestens einer und ggf. sogar mehrerer Wartungen pro Jahr.

## Stirlingmotoren

Der Stirlingmotor, der bereits im Jahr 1816 von Robert Stirling patentiert wurde, ist bis heute aufgrund seiner spezifischen Eigenschaften lediglich in wenigen Nischen erfolgreich. Für den Einsatz in Mikro-KWK-Anlagen ist er jedoch sehr interessant, insbesondere aufgrund des Prinzips der externen Beheizung, welches eine hohe Brennstoffflexibilität ermöglicht. Der Stirlingmotor basiert auf einem geschlossenen thermodynamischen Kreisprozess mit gasförmigem Arbeitsmedium. Mit Hilfe von Wärmeübertragern wird das System von außen beheizt, wobei die beiden Arbeitsräume mittels eines Regenerators (Wärmespeicher) getrennt und abwechselnd erhitzt und abgekühlt werden. Es erfolgt somit der klassische Kraftmaschinenprozess, bestehend aus *Verdichten*, *Erwärmen*, *Entspannen*, *Kühlen*. In der Praxis werden aufgrund hoher Reibungsverluste lediglich elektrische Wirkungsgrade von ca. 22 bis 24 %, im kleinsten Leistungsbereich um 1 kW<sub>el</sub> sogar unter 15 %, erreicht (Thomas, 2011; De Paepe et al., 2006).

Bedingt durch das geschlossene System und die externe Beheizung ist beim Stirlingmotor eine gewisse Lastwechselträgheit zu beobachten. Dieser Nachteil wirkt sich dann negativ aus, wenn, wie beim Einsatz in Fahrzeugen, häufige Lastwechsel erforderlich sind. Im Falle der Anwendung für KWK-Anlagen überwiegt hingegen der Vorteil, dass der Innenraum des Motors nicht verschmutzt und deshalb die angestrebte Lebensdauer mit deutlich längeren Wartungsintervallen als bei Hubkolbenmotoren erreichbar ist. Es wird deshalb in etwa von einer Halbierung der Wartungs- und Instandhaltungskosten im Vergleich zu Ottomotoren ausgegangen. Für Freikolben-Stirlingmotoren soll sogar ein nahezu wartungsfreier Betrieb über die gesamte Lebensdauer möglich sein, da der Kurbeltrieb entfällt (Thomas, 2011).

Zusammenfassend können als größte Vorteile von Stirlingmotoren für den Einsatz in Mikro-KWK-Anlagen der wartungsarme Betrieb und die hohe Brennstoffflexibilität genannt werden. Leistungsmodulation ist in engen Grenzen realisierbar, wenn auch mit einem etwas trägen Lastwechselverhalten. Kaltstartzeiten unterhalb von 15 Minuten (Thomas, 2011) sprechen für gute Möglichkeiten zum bedarfsgerechten Einsatz, insbesondere, da eine hohe Anzahl an Starts und Lastwechseln bedingt durch die Bauart kaum zusätzlichen Verschleiß verursacht. Nachteilig auf die Wirtschaftlichkeit wirken sich bei Stirlingmotoren jedoch die niedrigen elektrischen Wirkungsgrade und die entsprechend niedrige Stromkennzahl aus. Die damit verbundenen niedrigen jährlichen Laufzeiten versprechen nur einen geringen Ertrag aus der Stromeigenutzung und dem Stromverkauf.

### **Dampfmaschinen**

Im Leistungsbereich industrieller und zentraler Großkraftwerke stellt der Clausius-Rankine-Prozess den vorherrschenden Stand der Technik zur Stromerzeugung aus fossilen Energieträgern dar. Aufgrund der nicht hinreichend in kleine Leistungsbereiche skalierbaren Technik der Dampfturbine werden für Mikro-KWK-Anlagen stattdessen Rotations- oder Kolbenmaschinen, bzw. Doppelfreikolben zur Entspannung des Wasserdampfes eingesetzt (Thomas, 2011). Durch die externe Beheizung zur Dampferzeugung zeichnen sich Dampfmaschinen in Analogie zu Stirlingmotoren durch eine hohe Brennstoffflexibilität aus.

Wie beim Kraftwerksprozess hängt der erreichbare elektrische Wirkungsgrad maßgeblich von den verwendeten Dampfparametern ab. Während großtechnische Anlagen Werte von über 600 °C und knapp 300 bar vor bzw. 0,06 bar nach der Entspannung erreichen (Strauß, 2012), können im dezentralen, kleinskaligen Bereich entsprechende Dampfparameter nicht erreicht werden. Aktuell verfügbare Anlagen arbeiten bspw. mit Werten von 400 °C und 25 bar vor der Entspannung bzw. 0,4 bar bei der Kondensation (Thomas, 2011). Hieraus resultiert ein vergleichsweise schlechter elektrischer Wirkungsgrad von maximal 11 %. Der erreichbare Gesamtwirkungsgrad liegt hingegen im Bereich deutlich über 90 %, da die Dampfkondensation und die Abkühlung des Abgases theoretisch bei Rücklauftemperatur erfolgen können.

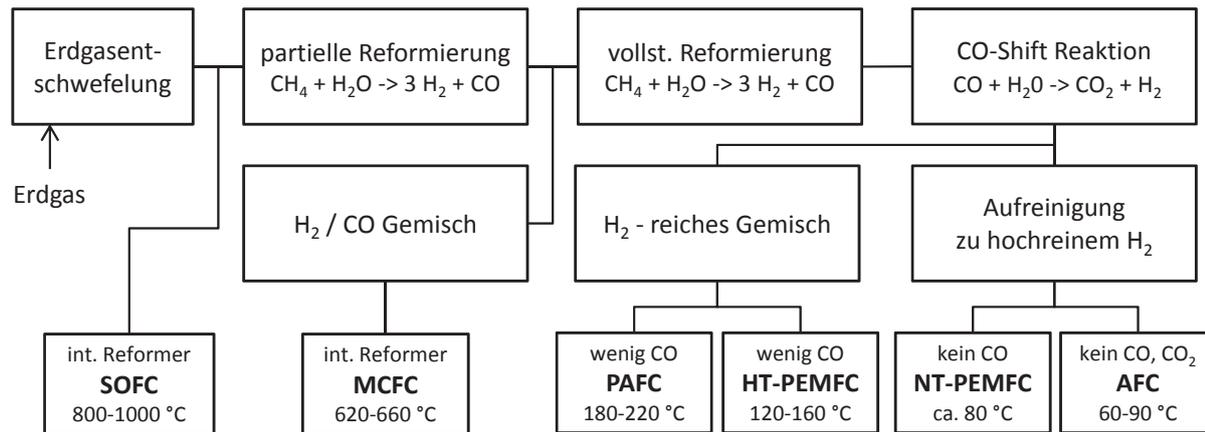
Mikro-KWK-Anlagen basierend auf Dampfmaschinen sind kompakt und geräuscharm umsetzbar. Die Verbrennung zur externen Beheizung kann kontinuierlich erfolgen, was zur Folge hat, dass im Vergleich zur innermotorischen Verbrennung weniger Kohlenmonoxid, unverbrannte Kohlenwasserstoffe und Stickoxide emittiert werden. Ein nachgeschalteter Katalysator ist deshalb meist verzichtbar. Analog zum Stirlingmotor verspricht die externe Beheizung zudem einen wartungsarmen Betrieb, bringt aber auch ein tendenziell träges Lastwechselverhalten mit sich (Thomas, 2011). Nachteilig wirken sich des Weiteren vor allem die niedrige Stromkennzahl und der niedrige elektrische Wirkungsgrad aus. Die zu erwartenden niedrigen jährlichen Laufzeiten versprechen analog zum Stirlingmotor nur einen geringen Ertrag aus der Stromeigennutzung und dem Stromverkauf.

### 3.2.3 Brennstoffzellen

Die Umwandlung von Wasserstoff sowie Kohlenmonoxid, Erdgas und anderer Kohlenwasserstoffe in Strom und Wärme findet in Brennstoffzellen auf elektrochemischem Weg statt. Als Oxidant dient dabei reiner Sauerstoff oder Luft. Die Gewinnung elektrischer Energie erfolgt durch die Nutzung der freien Reaktionsenthalpie  $\Delta G_0$  des Wasserstoffs ( $\Delta G_0 \approx -237$  kJ/mol) bzw. Kohlenmonoxids ( $\Delta G_0 \approx -257$  kJ/mol) (Crastan, 2012; Vetter, 2005). Dies bietet gegenüber Wärmekraftmaschinen den Vorteil hoher elektrischer Wirkungsgrade, die je nach Technologie theoretisch bis zu 60 % betragen können (Crastan, 2012). Emissionsseitig bedingt die sogenannte *kalte Verbrennung* in Brennstoffzellen eine Reduktion oder sogar Vermeidung sonst üblicher Verbrennungsprodukte wie Ruß, Stickoxide oder unverbrannter Kohlenwasserstoffe. Auch die spezifischen, auf den Stromoutput bezogenen CO<sub>2</sub>-Emissionen können durch den hohen Wirkungsgrad gegenüber anderen Technologien gesenkt werden (Crastan, 2012).

Verschiedene Brennstoffzellentechnologien werden anhand ihres Arbeitstemperaturniveaus sowie anhand des eingesetzten Elektrolyten unterschieden. Sie unterscheiden sich darüber hinaus stark hinsichtlich des einsetzbaren Brennstoffs bzw. der benötigten Reinheit eingebrachter Edukte (vgl. Crastan (2012) und Abbildung 3.1 für die folgenden Ausführungen).

Die alkalische Brennstoffzelle (Alkaline Fuel Cell, AFC) wird mit reinem Wasserstoff und Sauerstoff betrieben. Aufgrund des niedrigen Temperaturniveaus stellt sich ein hoher elektrischer Wirkungsgrad ein. Allerdings bereitet die Gasaufbereitung und die Notwendigkeit hochreinen Wasser- und v. a. Sauerstoffs Probleme für dezentrale Anwendungen. Die Polymer-elektrolytbrennstoffzelle (auch Proton Exchange Membrane Fuel Cell, PEMFC) kann hingegen mit Luftsauerstoff betrieben werden. Sie benötigt in der Niedertemperaturlösung (NT, ca. 80 °C) nahezu reinen Wasserstoff (unter 10 - 30 ppm CO), als Hochtemperaturlösung (HT, ca. 120 – 160 °C) ein wasserstoffreiches Reformat (CO-Toleranz bis zu 1.000 ppm). PEMFC haben in der Regel ein gutes Kaltstart- sowie ein vergleichsweise gutes Lastwechselverhalten und einen hohen elektrischen Wirkungsgrad (vgl. Abbildung 3.3). Insofern eignen



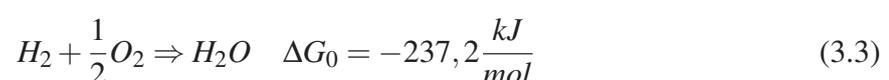
**Abbildung 3.1:** Schritte der Erdgasaufbereitung für verschiedene Brennstoffzellentechnologien. In Anlehnung an Crastan (2012).

sie sich besonders für den Einsatz in Mikro-KWK-Systemen. Beschränkend auf die Flexibilität wirkt bei PEMFC-Mikro-KWK-Systemen die notwendige vorgeschaltete Reformierung des leitungsgebundenen Energieträgers Erdgas (vgl. Beschreibung unten). Die weiteren, in Abbildung 3.1 genannten Brennstoffzellentechnologien Festoxidbrennstoffzelle (Solid Oxide Fuel Cell, SOFC) und Schmelzkarbonatbrennstoffzelle (Molten Carbonate Fuel Cell, MCFC) weisen hohe bis sehr hohe Betriebstemperaturen zwischen 500 und 1000 °C auf. Dies qualifiziert sie eher für Anlagen mit einer elektrischen Leistung  $> 50 \text{ kW}_{el}$  (Vetter, 2005). Dennoch gibt es auch Hersteller von SOFC-Systemen zur Hausenergieversorgung (z. B. BlueGEN, 2013). Diese zeichnen sich durch einen ebenfalls hohen elektrischen Wirkungsgrad aus, bieten jedoch andererseits keinerlei Flexibilitätspotenzial in ihrem Betrieb: aufgrund der hohen Betriebstemperaturen und Aufheizzeiten sind die Anlagen ausschließlich kontinuierlich zu betreiben.

Basierend auf dieser Charakterisierung wird für eine detailliertere Betrachtung der Brennstoffzellentechnologie die PEMFC ausgewählt. Sie verbindet gute elektrische Wirkungsgrade mit einer gewissen Flexibilität für den dezentralen Einsatz und zeichnet sich durch einen emissionsarmen, laufruhigen und wartungsarmen Betrieb aus.

### Polymerelektrolytbrennstoffzellen (PEMFC)

Die allgemeine Wasserstoff/Sauerstoffreaktion, die in der Brennstoffzelle abläuft, ist durch die Reaktionsgleichung 3.3 repräsentiert. Der Prozess der Dampfreformierung zur dezentralen Wasserstoffbereitstellung wird im weiteren Verlauf des Abschnitts näher beschrieben.



Der prinzipielle Aufbau einer PEMFC ist in Abbildung 3.2 dargestellt. Die beiden porösen Elektroden (Anode und Kathode) enthalten Katalysatorschichten, die als Reaktionszone dienen. Der Katalysator ist empfindlich gegenüber Kohlenmonoxid, weshalb möglichst reiner

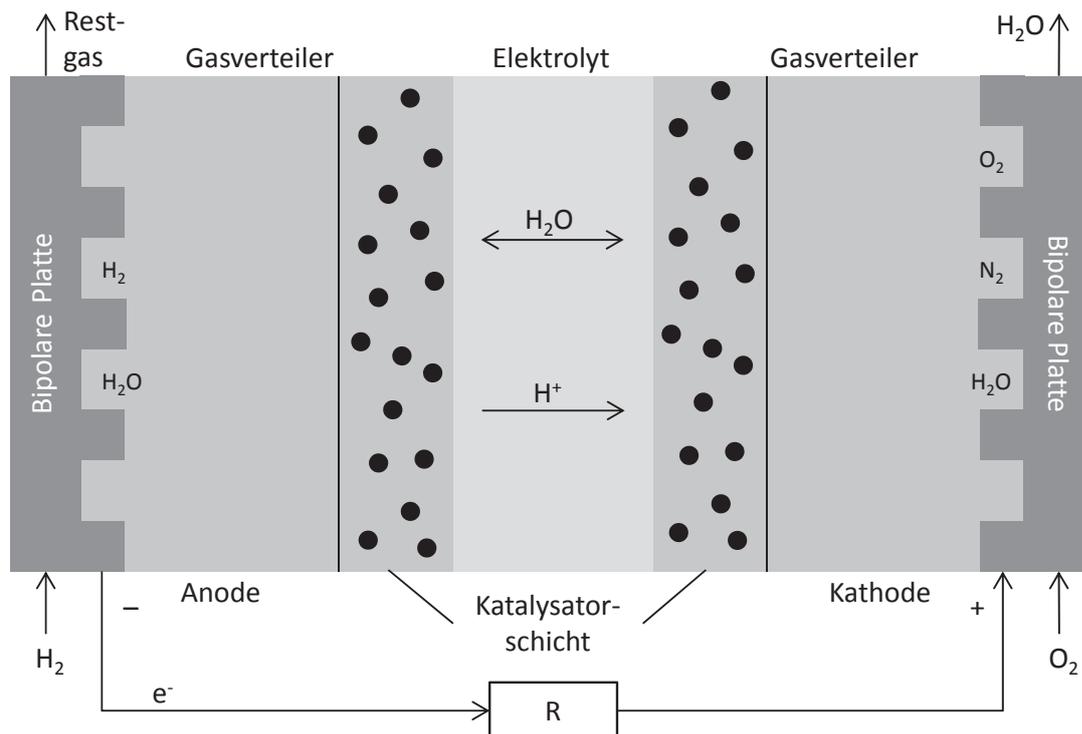


Abbildung 3.2: Prinzipieller Aufbau einer PEMFC. In Anlehnung an Vetter (2005) und Löhn (2010).

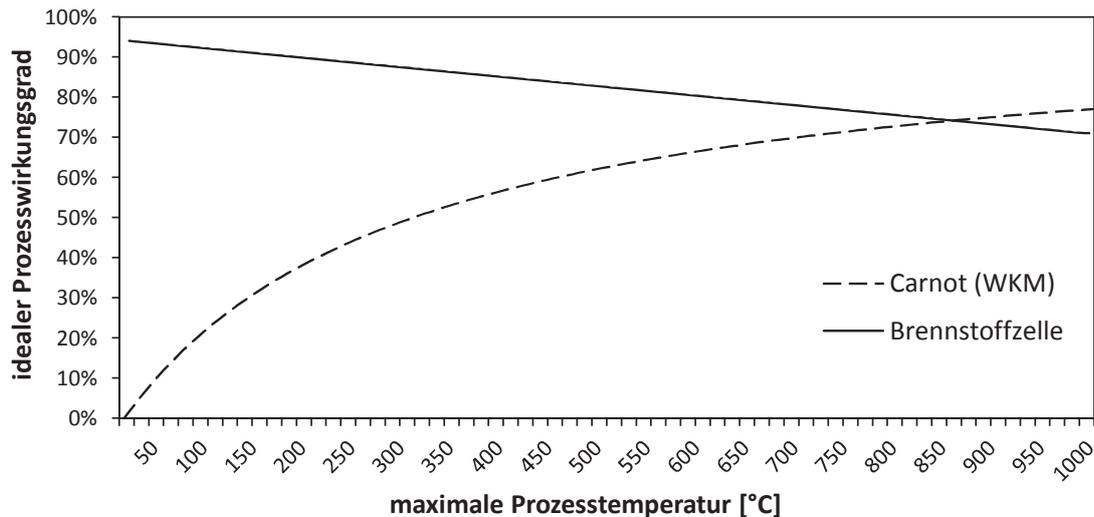
Wasserstoff für den Betrieb einzusetzen ist. Da eine einzelne Zelle nur eine Spannung von ca. einem Volt generiert, werden in der Regel mehrere Zellen zu sogenannten *Stacks* zusammengefasst. Dazu werden die Einzelzellen in Reihe geschaltet und durch die in Abbildung 3.2 angedeuteten Bipolarplatten getrennt, welche gleichzeitig auch zum Gasmanagement eingesetzt werden (Löhn, 2010). Auf der Anodenseite findet die Oxidation des Wasserstoffs statt.



Die Elektronen wandern anschließend über den angeschlossenen Stromkreis von der Anode zur Kathode (Verbraucher R), wohingegen die Protonen durch die semipermeable, elektronenundurchlässige Membran wandern können. Auf der Kathodenseite entsteht durch die Reaktion mit Sauerstoff das Produkt Wasser, das getrieben durch Elektroosmose und Diffusionseffekte auch zwischen Anode und Kathode ausgetauscht wird (Vetter, 2005).



Der von der Betriebstemperatur abhängige, maximale Wirkungsgrad einer Brennstoffzelle  $\eta_{FC,max}$  lässt sich analog zum Carnot-Wirkungsgrad  $\eta_C$  für Wärmekraftmaschinen allgemein angeben und ist definiert durch das Verhältnis des freien Gibbschen Anteils  $\Delta G$  und der Reaktionsenthalpie  $\Delta H$ . Mit Hilfe der Gibbs-Helmholtz-Gleichung (Smolinka, 2005) ergibt sich der Wirkungsgrad der Brennstoffzelle in Abhängigkeit des temperaturabhängigen entropischen



**Abbildung 3.3:** Idealer elektrischer Wirkungsgrad einer PEMFC im Vergleich zum Carnot-Wirkungsgrad von Wärmekraftmaschinen (WKM). In Anlehnung an Thomas (2011).

Anteils  $T \cdot \Delta S$  (Gleichungen 3.6-3.8). Durch die Temperaturabhängigkeit kann außerdem ein direkter Vergleich zum Carnot-Wirkungsgrad (Gleichung 3.2) gezogen werden. Den jeweiligen Verlauf in Abhängigkeit der Betriebs- bzw. Verbrennungstemperatur und der Umgebungstemperatur von 20 °C stellt Abbildung 3.3 dar.

$$\eta_{FC,max} = \frac{\Delta G}{\Delta H} \quad (3.6)$$

$$\text{mit } \Delta G = \Delta H - T \cdot \Delta S \quad (3.7)$$

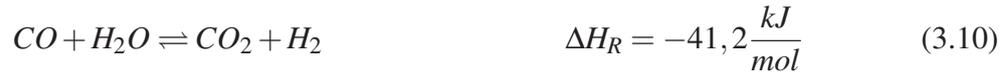
$$\Rightarrow \eta_{FC,max} = 1 - T \cdot \frac{\Delta S}{\Delta H} \quad (3.8)$$

Beim Einsatz der PEMFC-Technologie in einem Mikro-KWK-System bestimmt der Wirkungsgrad des Stacks den Gesamtwirkungsgrad des Systems nur teilweise. Weitere wesentliche Einflussfaktoren sind die Wirkungsgrade des im Folgenden beschriebenen Dampfreformers sowie der Nebenaggregate, wie z. B. des Wechselrichters.

### Reformierungsverfahren zur dezentralen Wasserstoffbereitstellung

Dezentrale Reformierungsverfahren dienen der Wasserstoffbereitstellung aus meist leitungsgebundenen Energieträgern wie Erdgas oder Biogas sowie anderen speicherbaren Energieträgern wie bspw. Flüssiggas. Neben der Dampfreformierung existieren zum selben Zweck auch weitere Verfahren wie die partielle Oxidation von Kohlenwasserstoffen oder die autotherme Reformierung als eine Kombination beider Verfahren (Eichlseder u. Klell, 2012). In Verbindung mit stationären PEMFC-Anwendungen eignet sich aufgrund der hohen Wasserstoffausbeute bei gleichzeitig geringem CO-Anteil im Produktgas vor allem die Dampfreformierung eines lei-

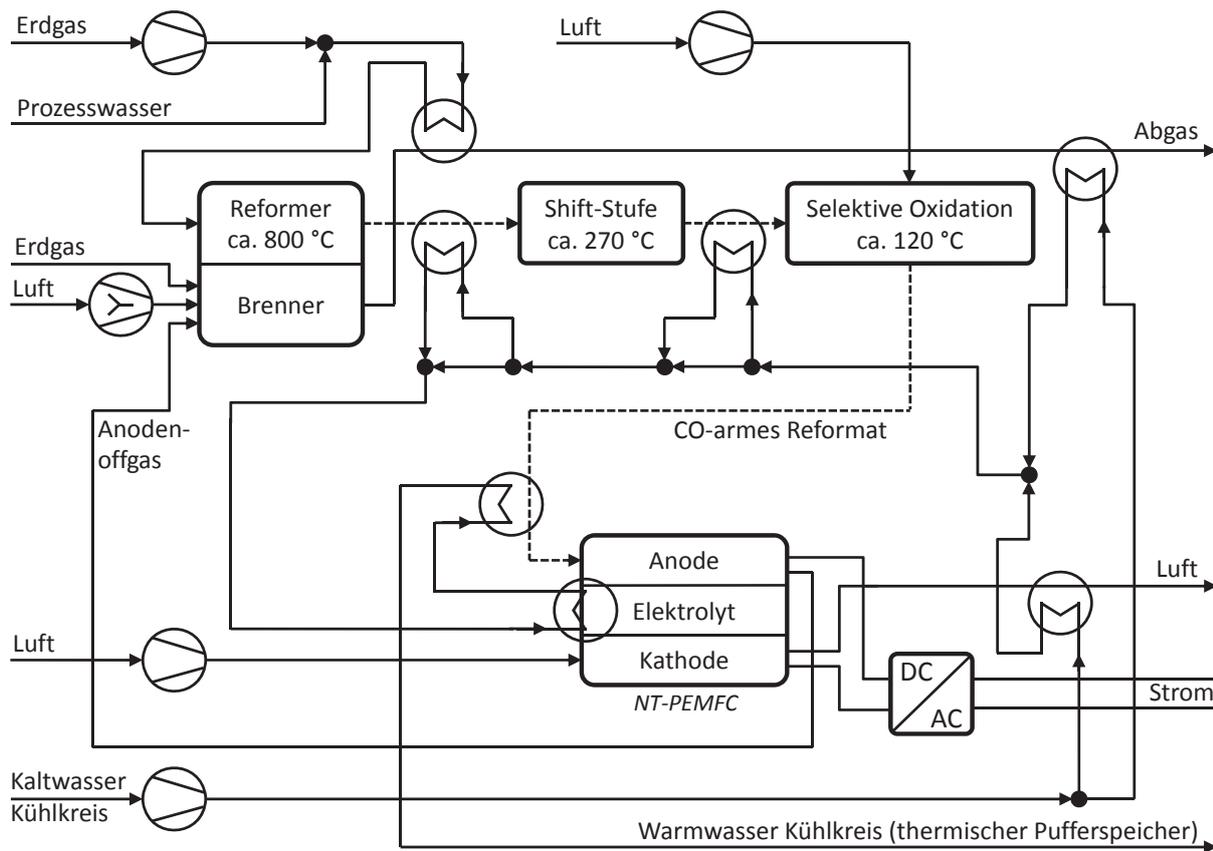
tungsgebundenen Energieträgers (Heinzel et al., 2002). Für Erdgas, im Folgenden vereinfacht als reines Methan betrachtet, lauten die ablaufenden Reaktionsgleichungen der Dampfreformierung inklusive der sogenannten Wassergas-Shift Reaktion (Reaktionsgleichung 3.10) wie folgt.



Die endotherme Reaktion 3.9 läuft bei hohen Temperaturen zwischen 650 °C und 800 °C und dem Einsatz eines Katalysators (Platin oder Nickel) ab. Um die benötigte Wärme bereitzustellen, wird Methan (beim Einsatz in Mikro-KWK-Systemen zusätzlich auch H<sub>2</sub>-reiches Anoden-Offgas der Brennstoffzelle) in einem Gasbrenner oxidiert. Um Rußbildung zu vermeiden, wird der Reformer mit Wasserdampfüberschuss betrieben, was sich im sogenannten *steam to carbon* Verhältnis *S/C* bezogen auf die Molenströme der beiden Stoffe widerspiegelt. Das *Reformer-Brenner* Verhältnis *R/B* beschreibt hingegen das Molenstromverhältnis der zugeführten Methanmenge im Reformer und im Brenner und ist maßgeblich zur Berechnung des Reformerwirkungsgrades  $\eta_{Ref}$  (Vetter, 2005). Das Erreichen des theoretisch maximalen *R/B*-Verhältnisses ist dabei äquivalent mit einem Reformerwirkungsgrad von 100 %. Da der CO-Umsatz gemäß Reaktionsgleichung 3.10 in der Realität nicht perfekt abläuft, werden nur *x* Mol Wasserstoff gewonnen, sodass (1 - *x*) Mol CO im Produktgasstrom enthalten sind. Der erreichte Reformerwirkungsgrad kann nach Formel 3.12 berechnet werden (Vetter, 2005). In realen Anwendungen können auch kleinskalige Reformer heute Wirkungsgrade von ca.  $\eta_{Ref} = 0,92$  bezogen auf den Heizwert des eingesetzten Energieträgers erreichen (WSR, 2012).

$$\eta_{Ref} = \frac{(3 + x) \cdot H_{u,H_2} + (1 - x) \cdot H_{u,CO}}{(1 + \frac{1}{R/B}) \cdot H_{u,CH_4}} \quad (3.12)$$

Zur Nutzung der Produkte in der heute üblichen Niedertemperatur (NT-) PEMFC ist neben der Shift-Reaktion zusätzlich eine Stufe zur selektiven Oxidation des noch vorhandenen Kohlenmonoxids im Produktstrom durchzuführen. Dieser Schritt entfällt bei Verwendung der sogenannten Hochtemperatur (HT-) PEMFC aufgrund der höheren CO-Toleranz mit dem Nachteil der Notwendigkeit teurerer Werkstoffe (WSR, 2012). Aufgrund der derzeit noch nicht vollständig erreichten Marktreife der HT-PEMFC wird im Folgenden jedoch ausschließlich die NT-Variante betrachtet.



**Abbildung 3.4:** Vereinfachtes Anlagenschema eines PEMFC-Mikro-KWK-Systems mit Dampfreformer zur Wasserstoffbereitstellung. Eigene Darstellung in Anlehnung an Vetter (2005).

### PEMFC-Mikro-KWK-System

Zusätzlich zu den bisher beschriebenen Hauptkomponenten sind ein Wechselrichter zur Wandlung des Gleichstroms der Brennstoffzelle sowie ein thermischer Pufferspeicher obligatorisch (vgl. Abschnitt 3.2.1). Ein vereinfachtes Anlagenschema mit den wichtigsten Bauteilen sowie Stoff- und Energieströmen stellt Abbildung 3.4 dar. Die Flexibilität von PEMFC-Mikro-KWK-Systemen ist zusammenfassend maßgeblich bestimmt durch die Trägheit des Dampfreformers. Ein komplett abgekühltes System benötigt aufgrund des Aufheizvorgangs des Reformers ca. eine Stunde, bis die volle elektrische Ausgangsleistung zur Verfügung steht. Die naheliegende Lösung einer Zwischenspeicherung von Reformat, um die Aufheizphase zu überbrücken, ist derzeit nicht umsetzbar, da sich die Wasserstoffspeicherung technisch und ökonomisch als zu aufwändig erweist. Um Kaltstarts zumindest in Zeiten regelmäßigen Wärmebedarfs zu vermeiden, empfiehlt sich deshalb die Anwendung einer Standby Regelung, die ein vollständiges Auskühlen des Systems verhindert. Praktisch bedeutet dies, dass der im Dampfreformer integrierte Brenner beim Unterschreiten einer Mindesttemperatur für kurze Zeit zündet, um das System erneut aufzuheizen. Aufgrund der guten Wärmeisolierung verursacht dieses Vorgehen lediglich geringe Verluste im Bereich von durchschnittlich  $\leq 80$  kWh Erdgas pro Jahr (WSR,

2012). Da das System bei einem Warmstart dennoch ca. 15 Minuten bis zum Erreichen der vollen Leistung benötigt, und darüber hinaus aus Prozessgründen und zur Vermeidung starker Abnutzungserscheinungen eine Mindestbetriebsdauer vorzugeben ist, ergibt sich die Notwendigkeit einer detaillierten Einsatzplanung, wenn das Ziel eines ökonomisch optimierten Betriebs verfolgt wird (vgl. Abschnitt 3.3). Gleichzeitig kann jedoch für die Einsatzplanung vereinfachend von einer nutzbaren Anfahrleistung abstrahiert werden, da während des Startvorgangs ein Großteil des entstehenden Reformats nicht in der Brennstoffzelle umgesetzt, sondern zur thermischen Verwertung im Kreis geführt wird.

### 3.3 Betriebsweisen und Einsatzaspekte

Für Mikro-KWK-Anlagen können mehrere, prinzipiell unterschiedliche Betriebsstrategien unterschieden werden. Zu welchem Zeitpunkt und aufgrund welcher Kriterien die Anlage in Betrieb geht, ist von der gewählten Betriebsstrategie abhängig. Aufgrund technologiespezifischer Restriktionen können für manche Systeme jedoch nur bestimmte Betriebsweisen abgewendet werden. Im Folgenden werden die unterschiedlichen Ansätze erläutert.

#### Wärmegeführte Betriebsstrategie

Bei dieser Strategie folgt der Betrieb der Mikro-KWK-Anlage ausschließlich der thermischen Last. Dabei sind je nach Ausführung der Anlage die zwei Fälle mit und ohne thermischem Pufferspeicher zu unterscheiden. Im Fall ohne thermischem Pufferspeicher muss die produzierte Wärme sofort genutzt werden. Ist hingegen ein Pufferspeicher vorhanden, kann die produzierte Wärme auch zu einem späteren Zeitpunkt genutzt werden. Die beiden genannten Fälle unterscheiden sich dahingehend, dass jeweils unterschiedliche Kriterien zum Betrieb der Mikro-KWK-Anlage führen. Im dem Fall, in dem ein Wärmespeicher vorhanden ist, wird die Anlage in der Regel dann in Betrieb genommen, wenn die Temperatur des thermischen Pufferspeichers einen kritischen Wert unterschreitet, und weiter betrieben, bis wieder eine definierte obere Grenze erreicht wurde. Dann wird auch vom sogenannten *speicherbewirtschaftenden* Betrieb gesprochen. Insbesondere im Fall sehr kleiner Mikro-KWK-Anlagen, die sich aufgrund ihrer geringen Leistungswerte auch für Einfamilienhäuser eignen, ist ein thermischer Pufferspeicher obligatorisch. Im Fall der Anlagenausführung ohne Wärmespeicher geht die Anlage immer dann in Betrieb, wenn eine thermische Last vorliegt. In beiden genannten Fällen ist ein System zur Deckung thermischer Lastspitzen notwendig (i. d. R. ein Gasbrenner oder ein elektrischer Heizstab), der im Falle thermischer Unterdeckung die Versorgung des Objekts übernimmt.

Der wärmegeführte Betrieb ist die heute mit Abstand am häufigsten anzutreffende Betriebsweise von Mikro-KWK-Anlagen. Dies ist durch die Tatsache begründet, dass Mikro-KWK-Anlagen in Wohngebäuden in erster Linie dazu dienen, die konventionelle Heizungsanlage zu ersetzen. Somit ist das Primärziel des Betriebs die Deckung des thermischen Bedarfs im Ge-

bäude. Darüber hinaus wird die Einspeisevergütung für erzeugten Strom gemäß KWKG nur dann gewährt, wenn die bei der Produktion anfallende Wärme nicht ungenutzt an die Umgebung abgegeben wird (BRD, 2012b).

### **Stromgeführte Betriebsstrategie**

Beim stromgeführten Betrieb fährt die Mikro-KWK-Anlage mit ihrer elektrischen Leistung dem individuellen lokalen elektrischen Lastgang nach. Liegt die elektrische Last über der maximalen Leistung der Anlage, wird Energie aus dem elektrischen Netz bezogen. Bei dieser Betriebsweise fällt die bereitgestellte thermische Energie somit oft nicht bedarfsgerecht an. Ist der thermische Pufferspeicher bis zum Maximum gefüllt, und es liegt kein thermischer Bedarf vor, muss die überschüssige thermische Energie an die Umgebung abgeführt werden. Aus diesem Grund ist ein stromgeführter Betrieb gemäß KWKG nur so weit zulässig, wie die anfallende thermische Energie auch genutzt wird. Auch beim stromgeführten Betrieb ist stets ein System zur thermischen Spitzenlastdeckung notwendig. Heutige Mikro-KWK-Anlagen unterstützen den beschriebenen stromgeführten Betrieb in der Regel nicht. Dies ist im Wesentlichen durch folgende Punkte begründet:

- Bedingt durch die eingesetzten Technologien ist ein modulierender Betrieb nicht oder nur in engen Grenzen möglich.
- Häufige An- und Abfahrvorgänge beeinträchtigen die Lebensdauer der Anlagen.
- Vorrangiges Ziel ist die Deckung der lokalen thermischen Nachfrage. Sowohl eine thermische Über- als auch eine Unterdeckung sind deshalb nicht erwünscht.

Die genannten Probleme werden durch simulative Untersuchungen wie bspw. von Jungbluth (2006) bestätigt, wo eine stromgeführte Fahrweise von Brennstoffzellensystemen unter realen Bedingungen als weder technisch noch wirtschaftlich sinnvoll eingeordnet wird.

### **Netzorientierte Betriebsstrategie**

Die netzorientierte Betriebsstrategie ergänzt den wärmegeführten Betrieb um die Einbeziehung steuernder Signale aus dem elektrischen Netz. Neben der Hauptaufgabe der Befriedigung der thermischen Nachfrage im Haushalt wird versucht, Ziele wie Engpassmanagement oder Netzstützung in die Umsetzung der Zweckerfüllung mit einzubeziehen. Dies erfordert Steuerungssignale des Netzbetreibers hinsichtlich der aktuell gewünschten Leistung, weshalb eine dafür geeignete Kommunikationsstruktur vorhanden sein muss. Theoretisch können auch netzinhärente Kenngrößen als Steuersignale verwendet werden (Kaestle, 2007; Wasiak et al., 2008).

Der netzorientierte Betrieb befindet sich derzeit in der Praxis nicht im Einsatz, wird jedoch weiterhin intensiv erforscht (vgl. z. B. Pielke, 2010). Es ist jedoch fraglich, ob der realisierbare ökonomische Nutzen für den Anlagenbetreiber dessen Flexibilitätseinbußen kompensiert. Nennenswerte Vorteile sind nur durch einen koordinierten Betrieb mehrerer Anlagen möglich,

wobei auch dann der Nutzen jedes einzelnen Teilnehmers stark begrenzt ist. Gleichzeitig ist eine Vernetzung der Anlagen notwendig, und nur eine hohe Marktdurchdringung im jeweiligen Netzgebiet ermöglicht überhaupt die Umsetzung. Aufgrund der notwendigen Strukturen steht der netzorientierte Betrieb in engem Zusammenhang mit dem nachfolgend charakterisierten Betrieb im Rahmen eines sogenannten *virtuellen Kraftwerks*.

### **Betrieb in einem virtuellen Kraftwerk**

Viele in einem virtuellen Verbund agierende dezentrale Anlagen, die durch eine übergeordnete Instanz entsprechend bestimmter Systemziele gesteuert werden, werden als virtuelles Kraftwerk bezeichnet (Droste-Franke et al., 2009). Der Hintergrund dieses Konzeptes ist, dass die redundante Struktur eines virtuellen Kraftwerks zum einen die Verfügbarkeit und damit die Versorgungssicherheit erhöht, und zum anderen, dass ein, bezogen auf den Verbund, global optimierter Betrieb ermöglicht wird. Virtuelle Kraftwerke können nach entsprechender Präqualifikation (VDN, 2007) aufgrund der Aggregation vieler kleiner Einzelanlagen Systemdienstleistungen erbringen und somit, nicht nur bezogen auf die elektrische Leistung, reale Großkraftwerke ersetzen. Allerdings ist hierfür eine umfangreiche Kommunikationsinfrastruktur notwendig. Darüber hinaus ist es ähnlich wie bei der netzorientierten Betriebsstrategie fraglich, ob die Teilnahme für die Anlagenbetreiber aus wirtschaftlicher Sicht hinreichend attraktiv ist, um die entstehenden Flexibilitätseinbußen zu kompensieren. Insofern eignet sich die Betriebsweise eher für großangelegte Contracting-Konzepte, in denen Haushaltsbewohner und Anlagenbetreiber nicht identisch sind.

### **Ökonomisch optimierte Betriebsstrategie**

Der ökonomisch optimierten Betriebsstrategie liegt das Ziel zugrunde, die Systemausgaben zur Deckung der Haushaltsnachfrage nach thermischer und elektrischer Energie aus Sicht des (personenidentischen) Anlagenbetreibers und Haushaltsbewohners zu minimieren. Im Unterschied zu den bisher vorgestellten Betriebsweise, entscheidet die lokale Optimierung hierbei ausschließlich aufgrund der lokalen Nachfragestruktur sowie unter Einhaltung aller technischen und ökonomischen Restriktionen über den Zeitpunkt, die Dauer und den Betriebspunkt des Anlageneinsatzes, welche der Anlage anschließend mit Hilfe eines Fahrplans vorgegeben werden. Im Rahmen der Optimierung können Parameter wie variable Strompreise, Einspeisevergütungen, variierende Brennstoffpreise und technische Restriktionen der Anlage, wie beispielsweise maximale Taktzahlen pro Jahr, Mindestbetriebszeiten, An- und Abfahrzeiten und Wirkungsgradverläufe berücksichtigt werden, wobei hinsichtlich des Detailgrads der technischen Modellierung ein guter Mittelweg zwischen der Genauigkeit der erzielten Ergebnisse und der dazu benötigten Rechenzeit gefunden werden muss.

Von den oben genannten Parametern ist für diese Art des Betriebs insbesondere die Kenntnis des kurzfristigen zukünftigen Verlaufs der Nachfrage nach thermischer und elektrischer

Energie notwendig. Dies stellt in der Praxis ein erhebliches Problem dar, da der Verlauf je nach Wochentag, Lebensgewohnheiten und weiteren Faktoren variiert. An dieser Stelle setzt die vorliegende Arbeit an, auch weil bisher nur sehr wenige Konzepte existieren, mit deren Hilfe der ökonomisch optimierte Betrieb in der Realität tatsächlich umsetzbar wäre (vgl. Abschnitt 4.4).

### 3.4 Effizienz- und Betriebskennzahlen

#### Effizienzkennzahlen

Zur Effizienzbeurteilung bzw. der Berechnung des Wirkungsgrads thermodynamischer Anlagen wird die abgegebene Nutzleistung der durch einen Energieträger bzw. Brennstoff eingebrachten Leistung  $\dot{Q}_{fuel}$  gegenübergestellt. Um die Vergleichbarkeit mehrerer Anlagen zu gewährleisten, beziehen sich Wirkungsgradangaben stets auf einen stationären Betriebspunkt. In der Realität ist der Wirkungsgrad technologiespezifisch jedoch meist eine zeitabhängige Größe, die von den dynamischen Betriebsbedingungen abhängt. Dies gilt insbesondere für Anlagen, die einen leistungsmodulierenden Betrieb ermöglichen (VDI, 2011). Im Folgenden werden die gängigen statischen Wirkungsgradangaben für Mikro-KWK-Anlagen formal definiert. Neben dem elektrischen  $\eta_{el}$  und dem thermischen Wirkungsgrad  $\eta_{th}$  wird häufig auch der Gesamtwirkungsgrad  $\eta_{ges}$  ausgewiesen. Letzterer sollte aufgrund der oben genannten Problematik jedoch nur zu einer groben Effizienzbewertung herangezogen werden. Für eine belastbare Aussage zur Effizienz des realen Betriebs einer Anlage sollten die tatsächlichen Jahresnutzungsgrade herangezogen werden, die den eingesetzten Brennstoff und die bereitgestellten Produkte energetisch ins Verhältnis setzen. Sie sind analog zu den folgenden Gleichungen definiert, jedoch werden anstelle von Leistungswerten die zugehörigen Energiemengen eingesetzt, die über ein komplettes Jahr zu messen sind, um die dynamischen Betriebsbedingungen der Realität vollständig einzubeziehen (Thomas, 2011).

$$\eta_{el} = \frac{P_{el}}{\dot{Q}_{fuel}} \quad \eta_{th} = \frac{P_{th}}{\dot{Q}_{fuel}} \quad \eta_{ges} = \frac{P_{el} + P_{th}}{\dot{Q}_{fuel}} = \eta_{el} + \eta_{th} \quad (3.13)$$

Aufgrund der auf dem unteren Heizwert basierenden Wirkungsgradberechnung können moderne Heizungsanlagen (Brennwertkessel) theoretisch thermische Wirkungsgrade größer als 100 % erreichen. Für den Erdgasfall beträgt der theoretisch maximale Gesamtwirkungsgrad  $\eta_{ges} = 111\%$ , wenn von einer vollständigen Nutzung des Brennwertes ausgegangen wird.

Eine weitere Kenngröße zur Beurteilung der Effizienz von Mikro-KWK-Anlagen ist der wenig verbreitete differentielle elektrische Wirkungsgrad  $\eta_{diff,el}$  (Kaestle et al., 2009). Er beschreibt das Verhältnis zwischen der elektrischen Leistung  $P_{el}$  einer Anlage und dem individuellen Mehrbedarf an Brennstoff  $\Delta\dot{Q}_{fuel}$  gegenüber einer konventionellen Heizung und äquivalenter Wärmeausbringungsmenge. Es handelt sich folglich um eine anschauliche Größe, um die Effizienz des Stromertrags einer Anlage im Verhältnis zum Brennstoffmehrbedarf zu bewer-

ten. Sie verdeutlicht dadurch auch Effizienzunterschiede verschiedener KWK-Technologien. Eine ähnliche Aussage für den Vergleich unterschiedlicher Anlagen lässt die weiter verbreitete Stromkennzahl (power to heat ratio, PHR) zu, die das Verhältnis zwischen elektrischer und thermischer Nutzleistung ausdrückt. Eine hohe Stromkennzahl repräsentiert einen hohen Stromertrag bei einer festen, durch den Wärmebedarf gedeckelten Wärmeausbringungsmenge.

$$\eta_{diff,el} = \frac{P_{el}}{\Delta \dot{Q}_{fuel}} \quad PHR = \frac{P_{el}}{P_{th}} = \frac{\eta_{el}}{\eta_{th}} \quad (3.14)$$

Der Primärenergiefaktor  $f_{PE}$  laut EnEV darf für erdgasbetriebene Anlagen standardmäßig mit  $f_{PE} = 0,7$  angenommen werden. Beim Nachweis einer höheren Effizienz im realen Betrieb kann jedoch auch eine separate Berechnung erfolgen. Die vereinfachte statische Formel zur Berechnung ohne Berücksichtigung von Anfahrverlusten lautet (BRD, 2012; Thomas, 2011):

$$f_{PE} = \frac{f_{PE,fuel} - f_{PE,el} \cdot \eta_{el}}{\eta_{ges} - \eta_{el}} \quad (3.15)$$

Der Primärenergiefaktor des Brennstoffs  $f_{PE,fuel}$  hat für Erdgas den Wert 1,1. Der Faktor  $f_{PE,el}$  für den Netzbezug elektrischer Energie wird laut EnEV mit dem Wert des nicht erneuerbaren Anteils angesetzt, der für Deutschland 2,4 lautet (DIN, 2011).

In der EU-Richtlinie 2012/27/EU (EU, 2012) wird eine Berechnungsvorschrift zur Bestimmung der Primärenergieeinsparung  $PEE$  durch KWK-Anlagen definiert, welche Grundlage zur begrifflichen Effizienzbestimmung ist. KWK-Anlagen werden als *hocheffizient* klassifiziert, wenn sie eine Primärenergieeinsparung  $PEE$  von mehr als 10 % erreichen. Diese Klassifizierung ist in der deutschen Gesetzgebung vielfach als Voraussetzung genannt, um eine KWK-Anlage als förderungswürdig einzustufen, bzw. um als Ersatzmaßnahme, bspw. für die Vorgaben des EEWärmeG, anerkannt zu werden (vgl. Abschnitt 2.2). Thomas (2011) gibt eine vereinfachte, statische Formel für die komplexe Berechnungsvorschrift an, die neben den von der Durchschnittstemperatur, vom Energieträger  $ec$  und von der Verwendung (*use*: Einspeisung oder Eigenverbrauch) abhängigen Referenzwirkungsgraden  $\eta_{ec,ref,use}$  auch den später definierten Produktionsdeckungsgrad  $\varphi_{el,prod}$  (Eigenverbrauchsrate) mit einbezieht.

$$PEE = 1 - \left( \frac{\eta_{th}}{\eta_{th,ref}} + \frac{\eta_{el}}{\eta_{el,ref,Einspeisung} \cdot (1 - \varphi_{el,prod}) + \eta_{el,ref,Eigenverbr.} \cdot \varphi_{el,prod}} \right)^{-1} \quad (3.16)$$

Für den Energieträger Erdgas in Deutschland (Durchschnittstemperatur ca. 9 °C im Jahr 2012) ergeben sich als Referenzwirkungsgrade für die getrennte Erzeugung  $\eta_{el,ref,Einspeisung} = 0,4912$ ,  $\eta_{el,ref,Eigenverbr.} = 0,4567$  und  $\eta_{th,ref} = 0,9$  (EU, 2011). In den Wirkungsgraden sind Korrekturfaktoren für die Durchschnittstemperatur und vermiedene Netzverluste bereits eingerechnet. Aufgrund der Abhängigkeit der  $PEE$  vom Produktionsdeckungsgrad und somit dem

individuellen Betrieb einer Anlage kann kein allgemeingültiges Ergebnis für jede Technologie angegeben werden. Jedoch lässt sich mit der Annahme eines Gesamtwirkungsgrades der Mikro-KWK-Anlage von  $\eta_{ges} = 0,9$  und dem schlechtesten Fall einer hundertprozentigen Netzeinspeisung der lokal erzeugten elektrischen Energie eine untere Grenze für den elektrischen Wirkungsgrad von 12,5 % für das Erreichen der Vorgabe  $PEE \geq 0,1$  abschätzen. Hierbei ist zu beachten, dass Anfahrverluste noch nicht berücksichtigt sind, obwohl die Richtlinie eigentlich die Verwendung realer Jahresnutzungsgrade vorschreibt. Aufgrund der relativ niedrigen Hürde ist jedoch davon auszugehen, dass moderne Anlagen, und insbesondere PEMFC-Systeme, die Kriterien für die Klassifizierung als *hocheffizient* deutlich übererfüllen.

### Betriebskennzahlen

Um den Betrieb einer Mikro-KWK-Anlage zu charakterisieren, haben sich verschiedene Kennzahlen etabliert. In Analogie zu den oben definierten Jahresnutzungsgraden zur Effizienzbewertung werden sie in der Regel für den Bewertungszeitraum eines Jahres ausgewiesen.

- Die jährliche Laufleistung wird am einfachsten durch die jährlichen Volllaststunden  $VLh$  charakterisiert. Die Berechnung erfolgt über die Bildung des Quotienten der kumulierten Energiebereitstellung eines Jahres und der Nennleistung der Anlage. Im Falle von starrer Kuppelproduktion reicht hierfür die Betrachtung einer Zielenergieform aus. Ist das Verhältnis der Zielenergieformen hingegen variabel, muss die Gesamtnennleistung  $P_{ges} = P_{th} + P_{el}$  sowie die kumulierte Gesamtenergiebereitstellung  $W_{ges} = W_{el} + Q_{th}$  der KWK-Anlage zur Berechnung verwendet werden. Die jährliche Volllaststundenzahl wird häufig als grober Indikator für die Möglichkeit des Erreichens eines wirtschaftlichen Betriebs genutzt. Üblich ist außerdem diese Kennzahl ex-ante über die angenommene oder gemessene thermische Lastdauerlinie eines Objekts zu bestimmen, um so die zu erwartenden jährlichen Volllaststunden abzuleiten.
- Der thermische Bedarfsdeckungsgrad  $\varphi_{th}$  beschreibt den Anteil der Wärmebereitstellung durch die Mikro-KWK-Anlage  $Q_{th}$  am gesamten lokalen Wärmebedarf  $D_{th,ges}$ . Die Differenz  $\Delta Q = Q_{BS} = D_{th,ges} - Q_{th}$  wird in der Regel durch das System zur Spitzenlastdeckung, z. B. einen in den thermischen Pufferspeicher integrierten Zusatzbrenner gedeckt ( $Q_{BS}$ ). Da die lokale Nutzung der produzierten Wärme bei Mikro-KWK-Anlagen obligatorisch ist, muss keine weitere Unterteilung der Kenngröße vorgenommen werden.
- Der elektrische Bedarfsdeckungsgrad  $\varphi_{el,tot}$  beschreibt analog den Anteil der lokal durch die Mikro-KWK-Anlage erzeugten und unmittelbar lokal eingesetzten elektrischen Energie  $W_{direkt}$  am gesamten elektrischen Bedarf  $D_{el,ges}$  im Betrachtungszeitraum. Die Differenz  $\Delta W = W_{gr} = D_{el,ges} - W_{direkt}$  wird über das elektrische Netz bereitgestellt. Der Wert von  $\varphi_{el,tot}$  kann somit auch als stromseitiger Autarkiegrad verstanden werden.
- Der elektrische Erzeugungsgrad  $\varphi_{el,erz}$  bezeichnet das Verhältnis zwischen der gesamten lokal erzeugten elektrischen Energie  $W_{el}$  und dem lokalen Gesamtbedarf  $D_{el,ges}$ . Entspre-

chend kann genau dann ein Wert größer als 100 % erreicht werden, wenn im Objekt mehr elektrische Energie erzeugt als benötigt wird. In diesem Fall wird der Betreiber der Anlage zum Nettostromexporteur. Der elektrische Erzeugungsgrad ist somit auch als Autarkiepotenzial zu interpretieren.

- Der elektrische Produktionsdeckungsgrad  $\varphi_{el,prod}$  repräsentiert den Anteil der erzeugten elektrischen Energie, der direkt im Objekt genutzt werden kann, an der insgesamt lokal erzeugten elektrischen Energie  $W_{el}$ . Somit ist er äquivalent zum häufig verwendeten Begriff der *Eigennutzungsrate*. Aufgrund der durch den lokalen Wärmebedarf gedeckelten jährlichen Volllaststundenzahl wird insbesondere durch den Vergleich des elektrischen Produktionsdeckungsgrads für unterschiedliche Betriebsstrategien deutlich, wie gut diese jeweils auf die Nachfragestruktur des zu versorgenden Objekts abgestimmt sind.

Die folgenden Gleichungen fassen die Kennzahlen zum Anlagenbetrieb nochmals zusammen.

$$VLh = \frac{W_{el} + Q_{th}}{P_{el} + P_{th}} \quad \varphi_{th} = \frac{Q_{th}}{D_{th,ges}} \quad (3.17)$$

$$\varphi_{el,tot} = \frac{W_{direkt}}{D_{el,ges}} \quad \varphi_{el,erz} = \frac{W_{el}}{D_{el,ges}} \quad \varphi_{el,prod} = \frac{W_{direkt}}{W_{el}} \quad (3.18)$$

### 3.5 Technologievergleich und -auswahl

Der Vergleich der in Abschnitt 3.2 beschriebenen Technologien offenbart signifikante Unterschiede in Bezug auf technische und ökonomische Kriterien. Während klassische verbrennungsmotorische Anlagen genauso wie Stirlingmotoren oder Dampfmaschinen niedrige elektrische Wirkungsgrade und Stromkennzahlen aufweisen, erweisen sich hier vor allem die Brennstoffzellen, vertreten durch die PEMFC-Technologie, als überlegen. Durch das gute Verhältnis zwischen thermischem und elektrischem Output ermöglicht diese hohe jährliche Laufzeiten und somit eine große jährliche Stromerzeugungsmenge. So wird bereits ohne besonderes Steuerungskonzept ein vergleichsweise hoher Anteil lokal produzierten Stroms auch lokal verwendet. Andererseits verhindern jedoch das träge Anfahrverhalten und insbesondere lange Kaltstartzeiten, maßgeblich bestimmt vom notwendigen Dampfreformer, die Umsetzung eines stromgeführten Betriebs. Insofern können PEMFC-Anlagen besonders von einer detaillierten Einsatzplanung profitieren. Dies ist auch deshalb von Bedeutung, weil die aufzubringenden Investition für Brennstoffzellenanlagen noch deutlich über der anderer Technologien liegt.

Einen qualitativen Überblick zum Vergleich aller beschriebenen Technologien bietet Tabelle 3.2. Neben der Bewertung erreichbarer Wirkungsgrade und der Betriebsflexibilität sind auch Einordnungen hinsichtlich des Aufwands zur Reparatur und Instandhaltung (R&I), der notwendigen Investitionen sowie der Brennstoffflexibilität (BF) jeder Technologie enthalten. Die Bewertung bezüglich der Emissionen bezieht sich nicht ausschließlich auf CO<sub>2</sub>, sondern auch auf die Emission von Luftschadstoffen wie bspw. NO<sub>x</sub> oder SO<sub>x</sub> (Pehnt, 2008). Auf Basis des

**Tabelle 3.2:** Vergleich unterschiedlicher Mikro-KWK-Technologien hinsichtlich prinzipieller Betriebs-eigenschaften (Thomas, 2011; Haas et al., 2010; Pehnt, 2008; De Paepe et al., 2006; Vetter, 2005)

	Hubkolben- motor	Stirling- motor	Dampf- maschine	PEMFC
Flex.	(+)	(o)	(o)	(-)
$\eta_{el,Nenn}$	(o)	(-)	(-)	(+)
$\eta_{el,Teil}$	(-)	(o)	(o)	(+)
$\eta_{ges}$	(+)	(+)	(+)	(+)
PHR	(o)	(-)	(-)	(+)
Inv.	(o)	(o)	(o)	(-)
R&I	(-)	(+)	(+)	(o)
BF	(o)	(+)	(+)	(-)
Emissionen	(-)	(o)	(o)	(+)

Im Technologievergleich (+): überdurchschnittlich, (o): durchschnittlich, (-): unterdurchschnittlich

Flex.: Flexibilität (Lastwechsel, Start, Stopp); PHR: Stromkennzahl; Inv.: Investition

R&I: Aufwand für Reparatur und Instandhaltung; BF: Brennstoffflexibilität

qualitativen Überblicks wird deutlich, dass signifikante Unterschiede zwischen den dargestellten Technologien bestehen. Die PEMFC erweist sich in energetischer Hinsicht als den anderen dargestellten Technologien überlegen, muss jedoch hinsichtlich der Betriebs- und Brennstoffflexibilität sowie der notwendigen Investitionen schlechtere Bewertungen hinnehmen.

Auf Basis der genannten Vor- und Nachteile jeder Technologie wird für die weitere Betrachtungen die PEMFC-Technologie ausgewählt, welche durch ein entsprechendes Referenzsystem repräsentiert wird, für das aus einer Industriekooperation technische Daten zur Verfügung stehen (WSR, 2012). Die PEMFC-Technologie bietet neben signifikanten Primärenergieeinsparungen aufgrund des hohen elektrischen Wirkungsgrads bei Nenn- und Teillast die größten Potenziale zur dezentralen Stromerzeugung. Gleichzeitig eignet sie sich für eine optimierende Einsatzplanung, da das vergleichsweise träge Lastwechsel- und Anfahrverhalten aufgrund der integrierten Dampfreformierung einen Lastfolgebetrieb in Echtzeit verhindert. Wegen des modularen Aufbaus von PEMFC-Anlagen sowie hoher Kostendegressionspotenziale bei einer Serienfertigung bieten sie des Weiteren zukünftig großes Optimierungspotenzial hinsichtlich der notwendigen Anfangsinvestition (WSR, 2012). Um den für die Serienfertigung notwendigen Markterfolg zu unterstützen ist jedoch das Ausschöpfen aller ökonomischen Potenziale notwendig, da generierte Einsparungen direkt die Wirtschaftlichkeit der Anlagen beeinflussen.

### Primärenergetische Einordnung

Die primärenergetische Einordnung von Mikro-KWK-Anlagen jenseits der in der EU Richtlinie 2012/27/EU (EU, 2012) definierten Kennzahl *PEE* erfolgt üblicherweise im Vergleich zu einem Referenzversorgungsfall. Angaben zur erreichbaren Primärenergieeinsparung durch Mikro-KWK-Anlagen variieren in der Literatur in weiten Grenzen. Neben hohen Einsparpo-

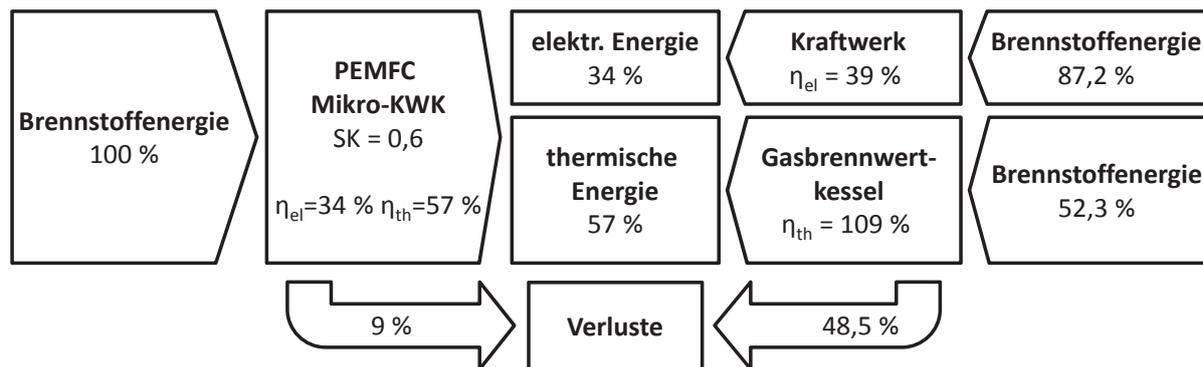


Abbildung 3.5: Sankey-Diagramm einer Mikro-KWK-Anlage und der ungekoppelten Versorgung

tenzialen zwischen 15 und 40 % (Thomas, 2011; Pehnt, 2008; von Roon u. Steck, 2009; Simader, 2004) berechnen manche Arbeiten gar einen primärenergetischen Nachteil der dezentralen Versorgung mittels Mikro-KWK-Anlagen gegenüber einer getrennten Versorgungsstruktur (Weimer u. Berger, 2003). Gründe für die unterschiedlichen Ergebnisse sind vor allem in den getroffenen Annahmen zum durchschnittlichen elektrischen Wirkungsgrad zentraler Großkraftwerke, der Referenztechnologie zur dezentralen Wärmebereitstellung sowie der zum Vergleich angenommenen KWK-Technologie zu suchen. Ebenso beeinflusst die angenommene Bedarfscharakteristik des versorgten Gebäudes das Ergebnis.

Da für Mikro-KWK-Anlagen aufgrund der Struktur und Höhe des Wärmebedarfs insbesondere der Modernisierungsfall in bestehenden Haushalten interessant ist, kommt gemäß Thomas (2011) als Referenzfall für den Vergleich am ehesten die Kombination Großkraftwerk und Gasbrennwerttherme in Betracht. Der durchschnittliche elektrische Wirkungsgrad von Großkraftwerken in Deutschland liegt bei ca. 39 % (Schaumann u. Schmitz, 2009). Für den Gasbrennwertkessel wird ein Normnutzungsgrad von 109 % angenommen. Letzterer Wert wird in der Praxis zwar kaum erreicht (Wolff et al., 2004), verhindert aber eine Überschätzung der Effekte, da in der statischen Betrachtung auch für die Mikro-KWK-Anlage Wirkungsgrade angesetzt werden, die evtl. nicht zu jedem Zeitpunkt realisierbar sind. Bei der Mikro-KWK-Anlage zur Gegenüberstellung handelt es sich um das im weiteren Verlauf der Arbeit betrachtete PEMFC-System, das einen elektrischen Wirkungsgrad von  $\eta_{el} = 0,34$  bei einer Stromkennzahl von ca. 0,6 aufweist. Entsprechend ergibt sich ein differentieller Wirkungsgrad von  $\eta_{diff,el} = 0,71$ .

Die in Abbildung 3.5 skizzierte statische Berechnung ergibt bei den angenommenen Rahmenbedingungen eine primärenergetische Einsparung von 39,5 %. Entsprechend kann davon ausgegangen werden, dass der angestellte Vergleich auch bei einer möglichen Steigerung des durchschnittlichen Wirkungsgrads der zentralisierten Stromerzeugung einen deutlichen primärenergetischen Vorteil für die angenommene Mikro-KWK-Technologie ergibt.

Der PEE nach allgemeiner Berechnung gemäß EU (2012) hat bei der Annahme eines konservativ geschätzten Produktionsdeckungsgrads von  $\phi_{el,prod} = 0,3$  einen Wert von 0,2478. Dass der Wert unterhalb der oben durchgeführten Berechnung liegt, kann vor allem mit dem gemäß

EU (2012) zu verwendenden Referenzwirkungsgrad  $\eta_{el,ref,Einspeisung} = 0,4912$  begründet werden, der weit über dem durchschnittlichen Wirkungsgrad des deutschen Kraftwerksparks liegt.

Für den Primärenergiefaktor gemäß EnEV ergibt sich in der statischen Betrachtung nach Thomas (2011) ein Wert von  $f_{PE} = 0,3138$ . Alle berechneten Werte müssen vor deren Verwendung im Rahmen einer Produktzertifizierung mit realen Jahresnutzungsgraden belegt werden.

### 3.6 Wechselwirkungen des Anlagenbetriebs mit Elektrofahrzeugen

Bei den in dieser Arbeit betrachteten Elektrofahrzeugen handelt es sich ausschließlich um batterieelektrische Fahrzeuge. Diese weisen in der Regel Batteriekapazitäten von ca. 20 kWh auf und können an üblichen Haushaltssteckdosen geladen werden (ADAC, 2013). Prinzipiell können auch Plug-In Hybridfahrzeuge mit entsprechend geringerer Batteriekapazität berücksichtigt werden. Die maximale Ladeleistung an einer Haushaltssteckdose beträgt bei der standardisierten Absicherung von 16 Ampere je Stromkreis 3,68 Kilowatt, weshalb für eine Vollladung einer Batterie mit 20 Kilowattstunden Kapazität mindestens sechs Stunden Ladezeit benötigt werden. Ein Elektrofahrzeug wird jedoch nur in seltenen Fällen mit nahezu vollständig entladener Batterie an den Heimatstandort zurückkehren. Doch auch bei einer durchschnittlichen täglich zurückgelegten Strecke von bspw. 50 km und einer heimischen Parkdauer von durchschnittlich ca. 40 bis 70 % jedes Tages (DLR u. infas, 2009; Kaschub et al., 2011) ergibt sich bereits eine signifikante tägliche flexible Nachfrage von ca. zehn Kilowattstunden bei einer minimalen Ladedauer von 2,72 Stunden.

Die Wechselwirkung zwischen dem Betrieb der Mikro-KWK-Anlage und dem Elektrofahrzeug besteht in Form des heimischen Ladens (vgl. Abschnitt 2.1.4). Aus dem Blickwinkel der Anlageneinsatzplanung handelt es sich bei einem Elektrofahrzeug um eine temporär vorhandene und zeitlich sowie leistungsmäßig beschränkt flexible Senke für die lokal erzeugte Elektrizität. Da die elektrische Leistung dezentraler Mikro-KWK-Anlagen für Einzelhaushalte im niedrigen einstelligen Kilowatt-Bereich liegt, reicht ein normaler Haushaltsanschluss aus, um die zur Verfügung stehende Leistung vollständig für das Laden eines Elektrofahrzeugs zu nutzen. Allerdings wird nur in seltenen Fällen das vollständige Laden ohne Zuhilfenahme des elektrischen Netzes möglich sein, da bspw. der Ladevorgang für 10 Kilowattstunden bei einer elektrischen Anlagenleistung von 1,2 Kilowatt (vgl. Abschnitt 7.3) ohne Verluste und Berücksichtigung des Batteriemangementesystems mindestens 8,33 Stunden benötigt. Erste Untersuchungen zeigen, dass die Kopplung von Mikro-KWK-Betrieb und Lademanagement eines Elektrofahrzeugs großen Einfluss auf die Eigennutzungsrate von lokal erzeugtem Strom und dadurch auch auf die Wirtschaftlichkeit einer Mikro-KWK-Anlage haben kann (Gräßle et al., 2011). Deshalb werden die Wechselwirkungen im Rahmen der Fallstudie untersucht.

# Kapitel 4

## Methoden und Modellansätze zur Optimierung des Mikro-KWK-Betriebs

Dieses Kapitel widmet sich, entsprechend der Zielsetzung dieser Arbeit, der kurzfristigen Optimierung des Betriebs von Mikro-KWK-Anlagen. Der gemäß einem exogen gegebenen Zielkriterium optimale Anlageneinsatz ist anschließend an die Optimierung in Form eines Fahrplans verfügbar und entsprechend umzusetzen. Zunächst werden in Abschnitt 4.1 mehrere denkbare Optimierungsziele genannt und definiert, bevor in Abschnitt 4.2 unterschiedliche methodische Herangehensweisen zur Lösung eines entsprechenden Optimierungsproblems beschrieben werden. Anschließend widmet sich Abschnitt 4.3 der Problematik der Modellierung des zeitlichen Verlaufs des Energiebedarfs für den betrachteten Haushalt, welcher Grundlage der Optimierung ist. Einen Überblick zum Stand der Forschung gibt Abschnitt 4.4, in dem existierende Arbeiten beschrieben und klassifiziert werden. Basierend auf den Ausführungen dieses Kapitels werden in Abschnitt 4.5 abschließend die im weiteren Verlauf dieser Arbeit umgesetzten Methoden zur Optimierung ausgewählt.

### 4.1 Optimierungsziele

Bei der Optimierung des Betriebs von Mikro-KWK-Anlagen ist in der Regel der versorgte Haushalt als Systemgrenze zu wählen. Alternative Versorgungsmöglichkeiten wie das elektrische Netz und das thermische Spitzenlastsystem müssen dabei stets mit einbezogen werden, da eine Vollversorgung des Haushalts allein mit einer Mikro-KWK-Anlage in der Regel nicht möglich bzw. nicht wirtschaftlich ist. Für die Einsatzoptimierung sind des Weiteren mehrere Zielstellungen denkbar. Am weitesten verbreitet ist das Ziel minimaler Ausgaben für die Vollversorgung des betrachteten Haushalts mit Strom und Wärme. Daneben kann aber auch das Ziel der Minimierung von Emissionen, ein maximaler Autarkiegrad oder ein optimaler Betrieb im Sinne von Stabilitätskriterien des lokalen Verteilungsnetzes angestrebt werden. Im letzteren Fall verschiebt sich ggf. die Systemgrenze, da auch der Betrieb anderer Anlagen mit in die

Optimierung einbezogen wird. Auch die Optimierung des Betriebs gemäß der Zielstellungen einer übergeordneten Instanz, bspw. eines virtuellen Kraftwerks, ist in analoger Weise denkbar.

Gegenstand dieser Arbeit ist jedoch ausschließlich die ökonomische Optimierung des Betriebs im Sinne des Investors und Betreibers der Mikro-KWK-Anlage. Dies ist gleichbedeutend mit der Minimierung der aufzubringenden Systemausgaben zur Deckung der gesamten im betrachteten Haushalt auftretenden thermischen und elektrischen Nachfrage (ggf. inklusive Elektrofahrzeug) im Betrachtungszeitraum. Es ist jedoch festzuhalten, dass die ausgabenminimale Versorgung durch die untersuchte Mikro-KWK-Anlage nicht zwangsläufig zu deren ökonomischen Vorteilhaftigkeit gegenüber anderen Versorgungsalternativen führt, sondern die entsprechende Betriebsweise lediglich als die aus wirtschaftlicher Sicht bestmögliche für die betrachtete Anlage bei der unterstellten Nachfragestruktur zu verstehen ist. Dabei ist die Bereitstellung einer in der Realität anwendbaren Methode zur Bestimmung des ausgabenminimalen Betriebs ein wesentliches Ziel der vorliegenden Arbeit. Ein weiteres besteht in der stringenten Ergebnisbewertung immer dann, wenn entweder kein exaktes Lösungsverfahren oder unsichere Eingangsdaten zum Einsatz kommen. Unter Einbezug der derzeit gültigen rechtlichen Rahmenbedingungen und der Erlösstruktur beim Mikro-KWK-Betrieb in Deutschland (vgl. Abschnitt 2.2.4) ist die Ausgabenminimierung gleichzusetzen mit der Maximierung des elektrischen Produktionsdeckungsgrad (BRD, 2012b). Auch im Falle zeit- oder lastvariabler Tarifstrukturen für den Netzbezug elektrischer Energie ist diese Aussage nicht einzuschränken, obgleich entsprechende Tarife durchaus Rückwirkungen auf den optimalen Betrieb einer Anlage haben können und deshalb im weiteren Verlauf der Arbeit zu berücksichtigen sind.

Auch andere der oben genannten Ziele wie bspw. das der Minimierung von Emissionen für die Versorgung des betrachteten Haushalts könnten bei Anpassung der Zielfunktion mit den im Folgenden vorgestellten Methoden verfolgt werden (Matics u. Krost, 2008; Hawkes u. Leach, 2005). Neben der isolierten Betrachtung von Einzelhaushalten ist darüber hinaus auch die ökonomische Optimierung des Betriebs aus Sicht eines Verbunds mehrerer dezentraler Anlagen (virtuelles Kraftwerk) denkbar und wurde bspw. in Wille-Hausmann et al. (2010) oder Kaestle (2007) untersucht. Die Unterstützung der Einhaltung von Stabilitätskriterien des elektrischen Netzes ist ebenfalls Gegenstand der Forschung und wird unter anderem in Schulz (2007) oder Pielke (2010) behandelt. Diese Fragestellungen stehen jedoch nicht im Fokus dieser Arbeit, weshalb sich alle folgenden Ausführungen auf die ökonomische Optimierung des Mikro-KWK-Betriebs in einem Einzelhaushalt und bei Identität von Anlagenbetreiber und Haushaltsbewohner beschränken.

## 4.2 Methodische Ansätze zur Optimierung des Mikro-KWK-Betriebs

Häufig werden Modelle zur Optimierung des Mikro-KWK-Betriebs als gemischt-ganzzahlige lineare Programme (Mixed Integer linear Program, MIP) formuliert (vgl. Literaturüberblick in Abschnitt 4.4). Dies ist technischen Restriktionen der Anlagen geschuldet, da z. B. vielfach keine stufenlose Modulation der Leistung möglich ist und entsprechend feste Betriebspunkte abzubilden sind. Des Weiteren ist in der Regel der Leistungsbereich zwischen Null und einer Mindestleistung nicht umsetzbar. Schon diese Sachverhalte führen zur Notwendigkeit eines MIP. Aber auch weitere Restriktionen wie Mindestbetriebs- und Mindeststillstandszeiten sowie eine Zählung der durchlaufenen Zyklen (An- und vollständiges Abfahren) erfordern den Einsatz ganzzahliger bzw. binärer Variablen. Dennoch existieren einige Modelle, die als lineare Programme (LP) formuliert sind und die oben beispielhaft genannten Charakteristika vernachlässigen (vgl. z. B. Yun et al., 2011; Cho et al., 2009; Oh et al., 2012).

Im Folgenden werden in Abschnitt 4.2.1 zunächst exakte deterministische Verfahren zur Lösung von LP sowie MIP vorgestellt. Anschließend nennt und charakterisiert Abschnitt 4.2.2 deterministische heuristische Verfahren, die ebenfalls zur Lösung angewendet werden können. Deterministische Optimierungsverfahren werden immer dann verwendet, wenn alle Eingangsgrößen mit hoher Sicherheit bekannt sind, keine ausreichend gesicherte Wahrscheinlichkeitsverteilung unsicherer Parameter vorhanden ist, oder ein stochastischer Modellierungsansatz zu rechenintensiv wäre. In letzteren Fällen sollten mögliche Auswirkungen von Unsicherheiten in einem nachgelagerten Schritt untersucht werden, wozu klassischerweise Sensitivitätsanalysen Anwendung finden. Dabei werden unsichere Rahmenparameter im Bereich ihrer möglichen Ausprägungen variiert, um die Sensitivität der Gesamtergebnisse in Relation zur Parameterschwankung zu analysieren. Abschnitt 4.2.3 widmet sich stochastischen Ansätzen zur Anlageneinsatzplanung. Diese können eingesetzt werden, wenn für unsichere Eingangsparameter Wahrscheinlichkeitsverteilungen bekannt sind. Ziel ist es dann, statt eines deterministischen Werts den Erwartungswert der Zielfunktion zu maximieren.

### 4.2.1 Deterministische exakte Verfahren

Exakte Verfahren garantieren für die Klasse der linearen Programme (LP) das Finden einer global optimalen Lösung bzw. sind in der Lage, den Nachweis zu erbringen, wenn eine solche nicht existiert. Neben dem weit verbreiteten Simplex-Verfahren mit exponentieller Laufzeit ist auch das Innere-Punkte-Verfahren mit polynomialer Laufzeit zur exakten Lösung von LP geeignet (Nickel et al., 2011).

Die Klasse der ganzzahligen linearen Programme (MIP) stellen aus komplexitätstheoretischer Sicht einen Sonderfall dar. Es existieren mit dem Branch-and-Bound Verfahren, dem

Schnittebenenverfahren und dem Branch-and-Cut Verfahren als deren Kombination ebenfalls exakte Methoden für das Finden und den Nachweis global optimaler Lösungen, doch ist das Problem NP-vollständig und somit nach derzeitigem Forschungsstand wahrscheinlich nicht effizient lösbar (Karp, 1972; Nickel et al., 2011).

### **Simplex-Verfahren für LP**

Die Lösung von LP gilt als der am besten entwickelte Teil der mathematischen Programmierung (Zimmermann, 2008). Es gilt die Randbedingung, dass sowohl die Zielfunktion als auch alle Nebenbedingungen eine von den Entscheidungsvariablen lineare Abhängigkeit aufweisen. Des Weiteren dürfen alle Variablen im LP unter Einhaltung individueller Restriktionen jeden reellen Wert annehmen. Zur Lösung von LP eignet sich das 1947 von Dantzig entwickelte Simplex-Verfahren (z. B. Dantzig, 1963), welches in der Praxis das mit Abstand am weitesten verbreitete Verfahren darstellt und zur Klasse der impliziten Enumerationsverfahren zählt (Neumann u. Morlock, 2002). Das Verfahren weist zwar theoretisch eine exponentielle Laufzeit auf, arbeitet in der Praxis jedoch für die meisten Probleme sehr schnell. Die weite Verbreitung ist nicht nur durch die robusten Eigenschaften des Simplex-Verfahrens begründet, sondern auch dadurch, dass es Anwendung in den Verfahren Branch-and-Bound bzw. Branch-and-Cut für MIP findet. Hier kann das Verfahren seine Stärke ausspielen, gut mit Startwerten initialisierbar zu sein und somit mehrere sehr ähnliche Probleme schnell lösen zu können. Für die genaue Definition des Grundmodells der linearen Programmierung sowie eine mathematische Beschreibung des Simplex-Verfahrens sei auf entsprechende Literatur verwiesen (Nickel et al., 2011; Dantzig, 1963; Neumann u. Morlock, 2002; Zimmermann, 2008).

### **Innere-Punkte-Verfahren für LP**

Das Innere-Punkte-Verfahren (Karmarkar, 1984) kann sowohl für LP als auch für allgemeine nichtlineare Programme angewendet werden. Aufgrund der polynomialen Laufzeit bei der Lösung von LP ist das Verfahren dem Simplex-Verfahren theoretisch überlegen. Hervorzuheben ist die schnelle Konvergenz bei dünnbesetzten Problemen (Jarre u. Stoer, 2003). Entsprechend der Bezeichnung sucht das Innere-Punkte-Verfahren den Pfad zum Optimum durch das Innere des Lösungsraum-Polyeders. Hingegen läuft der Simplex-Algorithmus dessen Ecken ab, da auf einer, entsprechend der lineare Optimierungstheorie, die Optimallösung zu finden ist.

Ein Nachteil des Innere-Punkte-Verfahrens gegenüber dem Simplex-Verfahren ist die mangelnde Fähigkeit, bereits ermittelte Lösungen eines ähnlichen Problems gewinnbringend zur Lösung eines leicht abgeänderten Problems zu nutzen (Jarre u. Stoer, 2003). Diese Fähigkeit ist vor allem für die im Folgenden beschriebenen Lösungsverfahren für gemischt-ganzzahlige Programme wichtig, bei denen nacheinander eine Vielzahl ähnlicher und teilweise aufeinander aufbauender Subprobleme zu lösen sind.

### **Branch-and-Bound und Branch-and-Cut Verfahren für MIP**

Das Branch-and-Bound Verfahren ist streng genommen kein eigenes Verfahren, sondern eine mathematische Behandlungsmethode oder ein sogenanntes Meta-Verfahren, welches mit Hilfe von Branch-and-Bound Algorithmen umgesetzt wird. Die Kombination von Branch-and-Bound Verfahren mit einem Schnittebenenverfahren führt zu sogenannten Branch-and-Cut Verfahren (Neumann u. Morlock, 2002; Wolsey, 1998). Beide Vorgehen können im Bereich der Dekompositionsverfahren eingeordnet werden, welche als Mittel zur Komplexitätsreduktion einsetzbar sind (Zimmermann, 2008).

Die Grundidee beider Ansätze ist es, zunächst mit Hilfe des Simplex Verfahrens die LP-Relaxierung eines gegebenen MIP zu lösen. Hierzu werden Ganzzahligkeitsrestriktionen entfernt und somit nur obere und untere Schranken für ganzzahlige Variablen berücksichtigt. Ist die Lösung des relaxierten Problems ebenfalls eine ganzzahlige Lösung, ist diese auch optimal. Ist dies nicht der Fall, wird das Ursprungsproblem in mehrere Subprobleme aufgespalten (*branch*), die zusammen alle gültigen Lösungen enthalten. Jedoch wird je Subproblem der zulässige Bereich einer oder mehrerer Variablen eingeschränkt, wodurch ein Baum von Problemen aufgespannt wird, die gemeinsam das Grundproblem vollständig charakterisieren. Durch die Ermittlung dualer Schranken, die durch die LP-Relaxierung der Subprobleme ermittelt werden kann, können nun Teile des Baums abgeschnitten werden, sobald ausgeschlossen werden kann, dass diese Optimallösungen enthalten (*bound*). Zur weiteren Beschleunigung des Lösungsprozesses erweitern Branch-and-Cut Verfahren das obige Vorgehen mit einem Schnittebenenverfahren, um den Baum aller Probleme möglichst schnell und effizient zu beschneiden. Hierzu kommen u. a. komplexe Heuristiken zum Einsatz (Zimmermann, 2008).

Aufgrund der NP-Vollständigkeit von MIP (Nickel et al., 2011; Karp, 1972) kann die Lösung trotz inzwischen weit fortgeschrittener Algorithmen langwierig sein, insbesondere bei einer hohen Anzahl ganzzahliger Variablen. Oft werden zwar schnell gute ganzzahlige Lösungen gefunden, doch der Beweis der Optimalität erfordert weitere langwierige Berechnungen bis hin zum Extremfall der vollständigen Enumeration aller möglichen Ausprägungskombinationen ganzzahliger Variablen. Deshalb ermöglichen kommerzielle Solver die Angabe eines sogenannten Optimalitätskriteriums, das die momentan beste Lösung ins Verhältnis zum theoretischen globalen Optimum der LP-Relaxierung bzw. der aktuell gültigen dualen Schranke setzt. Ist das Abbruchkriterium erfüllt, wird die bis dahin beste ganzzahlige Lösung akzeptiert und die Optimierung beendet. Die Wahl des Optimalitätskriteriums ist für jedes betrachtete MIP unter Berücksichtigung der individuellen Anforderungen an die Qualität der Lösung zu treffen und hat einen wesentlichen Einfluss auf die Berechnungszeit und Ergebnisgüte.

### 4.2.2 Deterministische heuristische Verfahren

Deterministische heuristische Verfahren dienen dem Zweck, bei kurzer Laufzeit gute Lösungen für das zugrundeliegende Problem zu finden. Diese weichen jedoch in der Regel von der globalen Optimallösung ab. Darüber hinaus ist alleinstehend ohne die Kenntnis des globalen Optimums keine gesicherte Gütebewertung berechneter Lösungen möglich.

#### Greedy-Heuristiken

Greedy-Heuristiken arbeiten iterativ und wählen in jedem Iterationsschritt eine Lösung bzw. Teillösung, welche zur größtmöglichen Verbesserung des Zielfunktionswerts führt (vgl. z. B. Neumann u. Morlock, 2002). Je nach Problemstellung arbeiten entsprechend formulierte Algorithmen schnell und finden gute, jedoch meist keine optimalen Lösungen. Ohne vergleichende Analyse mit einer exakten Lösung des zugrunde liegenden Problems kann die Qualität der Lösung einer Greedy-Heuristik generell nur schwer eingeordnet werden. Darüber hinaus sind die Algorithmen in vielen Fällen problemspezifisch zu entwickeln und nicht allgemein verwendbar. Bekannte Greedy-Heuristiken sind z. B. der Algorithmus von Kruskal zur Berechnung minimaler Spannbäume ungerichteter Graphen oder der Dijkstra-Algorithmus zur Lösung des Problems der kürzesten Wege (vgl. z. B. Schöning, 2001).

Aufgrund der Struktur des Problems zur Bestimmung eines optimierten Mikro-KWK-Fahrplans eignet sich eine problemspezifisch entwickelte Greedy-Heuristik zu dessen Lösung. Zwar kann im Gegensatz zur Lösung eines MIP mit den oben beschriebenen Methoden meist keine global optimale Lösung gefunden, noch kann alleinstehend eine Aussage über die Qualität der Lösung getroffen werden. Jedoch ermöglicht die parallele Anwendung beider Verfahren die Beurteilung der prinzipiellen Eignung eines entwickelten Algorithmus und den Ausweis eines Zielerreichungsgrads relativ zum MIP-Optimum für jede Lösung der Heuristik.

#### Metaheuristiken

Neben problemspezifisch zu entwickelnden Greedy-Heuristiken existieren allgemein einsetzbare metaheuristische Verfahren zur Lösung bzw. Annäherung komplexer Optimierungsprobleme. Hierzu zählen beispielsweise Simulated Annealing (SA), Genetische Algorithmen (GA), Partikel Schwarm Optimierung (PSO) oder Ameisenalgorithmen (vgl. z. B. Nickel et al., 2011; Talbi, 2009). Allen ist gemein, dass die globale Optimalität der gefundenen Lösung nicht garantiert werden kann und eine Aussage über die Lösungsqualität in aufwändigen Tests abgeleitet werden muss, falls das globale Optimum unbekannt ist.

Der Einsatz entsprechender Methoden zur dezentralen Optimierung des Mikro-KWK-Betriebs ist bisher eher unüblich (ein Beispiel für die Anwendung genetischer Algorithmen ist in Azmy (2005) zu finden), da meist auf die oben beschriebenen exakten Verfahren zurückgegriffen wird. Dies ist zum einen begründet mit der Tatsache, dass das zu lösende Problem

in der Regel gut in gemischt-ganzzahliger Form darstellbar ist. Zum anderen verfolgen viele Arbeiten das Ziel, prinzipielle Aussagen zur Wirtschaftlichkeit oder der Anlagenauslegung zu treffen, weshalb der Fokus eher auf dem Finden exakter Lösungen liegt als auf dem schnellen Finden ausreichend guter Lösungen. Letzteres ist jedoch im Sinne einer realistischen Einsetzbarkeit Zielsetzung dieser Arbeit, weshalb im weiteren Verlauf neben der exakten Lösung eines MIP (vgl. Abschnitt 6.3) auch ein Greedy-Algorithmus (vgl. Abschnitt 6.4) entwickelt und angewendet wird.

### 4.2.3 Stochastische Verfahren

In Anlehnung an Jacob (2012) können stochastische Modelle in externe und interne Methoden unterteilt werden. Hierbei bezeichnen externe Methoden Monte-Carlo Ansätze, mit deren Hilfe deterministische Modelle angewendet werden können und unsichere Randbedingungen durch wiederholte Berechnungen für viele Zufallsstichproben berücksichtigt werden. Interne Methoden endogenisieren hingegen die Wahrscheinlichkeitsverteilungen unsicherer Eingangsgrößen und Parameter, weshalb hierbei zu jedem Zeitpunkt der gesamte Umfang an Unsicherheit berücksichtigt wird.

Für größere Probleme der Einsatzplanung vieler Anlagen mit heterogenen technischen Eigenschaften finden vermehrt interne Methoden der stochastischen Programmierung Anwendung (Carøe u. Schultz, 1998; Wang u. Singh, 2008). Dabei wird in der Regel das Ziel verfolgt, den Erwartungswert der Systemausgaben zu minimieren und somit die Unsicherheit hinsichtlich Brennstoffpreisen oder auch der Nachfrage modellendogen zu berücksichtigen. Energieversorgungsunternehmen benötigen außerdem robuste Einsatzpläne für ihren Kraftwerkspark, der unter anderem Anlagen enthält, welche aufgrund langer Anfahrzeiten eine robuste Optimierung der Anfahrzeitpunkte notwendig machen. Letzteres ist beispielsweise für Kohlekraftwerke notwendig, die Anfahrzeiten zwischen 2 und 5 Stunden aufweisen (Klobasa et al., 2009).

Generell kann bei der stochastischen Programmierung zwischen den Entscheidungssituationen *here and now* und *wait and see* unterschieden werden (Krey, 2006; Infanger, 1994; Böttcher, 1989). Während es im Fall *wait and see* möglich ist, die Realisierung der unsicheren Eingangsgröße abzuwarten, muss im *here and now* Fall unmittelbar eine antizipative Entscheidung für die Zukunft getroffen werden. Diese wird im Falle der Einsatzplanung wenig flexibler Kraftwerke als Fahrplan fixiert und mit Hilfe kurzfristiger Steuerungseingriffe (Kompensationshandlungen) auf die real eintretenden Größen angepasst. Es handelt sich dann um sogenannte *Kompensationsmodelle*, die in zwei- oder mehrstufiger Ausführung implementiert werden können. Carøe u. Schultz (1998) verwenden ein solches zweistufiges stochastisches Programm bspw. in einem städtischen Energiesystem zur Bestimmung der Anfahrzeitpunkte langsam regelbarer Kraftwerke in der ersten Stufe, während in der zweiten Stufe kurzfristige Entscheidungen hinsichtlich des Anfahrens schneller, bzw. des Leistungsniveaus aller Kraftwerke in Abhängigkeit der realisierten Lastsituation getroffen werden.

Da der Mikro-KWK-Einsatz stets von der Realisierung zukünftiger Größen wie der lokalen Nachfrageentwicklung abhängig ist und die Anlage darüber hinaus in der Regel nur eingeschränkt flexibel ist, handelt es sich bei der im Rahmen dieser Arbeit betrachteten Einsatzplanung ebenfalls um den *here and now* Fall. Die Fixierung des Fahrplans bei zunächst unsicheren Randbedingungen impliziert kurzfristige Kompensationshandlungen, wie bspw. den zunächst nicht antizipierten Netzbezug von Elektrizität oder den zusätzlichen, ungeplanten Einsatz des Spitzenlastkessels. Kompensationshandlungen sind folglich einerseits aufgrund von Prognoseabweichungen notwendig und andererseits teilweise bereits im Voraus planbar, z. B. falls die Mikro-KWK-Anlagenleistung nicht ausreicht, um die prognostizierten Lasten zu decken.

Die stochastische Programmierung im *here and now* Fall ist in der Regel sehr rechenintensiv. Monte-Carlo Ansätze benötigen eine Vielzahl an wiederholten Berechnungen, sind im Gegenzug jedoch gut zur parallelen Berechnung geeignet. Mehrstufige Kompensationsmodelle erfordern in der praktischen Anwendung eine hohe Anzahl an Szenarien. Diese Zahl wirkt sich unmittelbar auf die Komplexität des Problems der ersten Stufe aus, weshalb für Modelle, die bereits im deterministischen Fall aufwändig zu lösen sind, zusätzliche Rechenzeitprobleme entstehen können (Krey, 2006). Zur Lösung werden deshalb verschiedene Dekompositionsverfahren, wie z. B. in Carøe u. Schultz (1998) die Lagrange-Relaxation, angewendet.

Für die Zielsetzung der vorliegenden Arbeit ist der Schluss zu ziehen, dass stochastische Verfahren aufgrund der hohen Berechnungsanforderungen und der damit verbundenen Notwendigkeit leistungsfähiger Hardware und Solver nur bedingt zur Anwendung in realen dezentralen Systemen geeignet sind. Im Falle der individuellen Einsatzoptimierung jeder Anlage könnten diese hohen Anforderungen nur mit signifikanten Zusatzinvestitionen erfüllt werden, welche die erzielbaren ökonomischen Verbesserungen unmittelbar konterkarieren könnten. Darüber hinaus fehlt bei der Installation einer neuen Anlage normalerweise zunächst die notwendige umfangreiche haushaltsindividuelle Datenbasis zur automatisierten Ableitung zwingend erforderlicher Wahrscheinlichkeitsverteilungen als Grundlage eines stochastischen Programms. Infolgedessen soll die nachfrageseitige Unsicherheit in Form einer haushaltsindividuellen Lastprognose adressiert werden, die sukzessive mittels neu gewonnener Daten trainiert und aktualisiert wird (vgl. Kapitel 5). Aufbauend darauf werden deterministische Methoden verwendet, wobei die erstellte Lastprognose als Eingangsparameter verwendet wird. Kurzfristige Kompensationshandlungen werden daraufhin abgeleitet, indem die Fahrplanumsetzung in einfacher regelbasierter Form unter Zuhilfenahme der realen Lastgänge simuliert wird. Diese ex-post Simulation repräsentiert damit den Betrieb, der in der Realität umsetzbar gewesen wäre (vgl. Abschnitt 6.5).

## 4.3 Modellierung der Haushaltsnachfrage

Die Grundlage der Optimierung der Betriebsstrategie einer Mikro-KWK-Anlage im Haushalt bildet die zeitliche Entwicklung der lokalen Energienachfrage. Folglich sind dem Modell detaillierte Zeitreihen zur elektrischen und thermischen Nachfrage zur Verfügung zu stellen, wobei ggf. das Vorhandensein eines Elektrofahrzeugs zu berücksichtigen ist. Der Verlauf dessen elektrischen Bedarfs ist in technischen und zeitlichen Grenzen variabel und nimmt insofern eine Sonderrolle ein. Die Zeitreihen der Haushaltsnachfrage werden, wenn es sich um realistische oder gemessene Verläufe handelt, auch als *Lastgänge* bezeichnet. Handelt es sich hingegen um Daten, die aus statistischen Analysen stammen oder auf einen bestimmten Jahresbedarf normiert sind, werden sie als *Lastprofile* beschrieben. Mit welcher Genauigkeit die verwendeten Daten in das Modell eingehen, hängt vor allem von dessen Ansatz ab. Während in Ansätzen mit perfekter Kenntnis aller Daten die Lastgänge direkt und vollständig verwendet werden, erfordern Modelle für den realen Einsatz einen prädiktiven Optimierungsansatz und somit eine vorgeschaltete Lastprognose (vgl. Abschnitt 4.4) sowie einen myopischen oder rollierenden Modellansatz, welcher der realen Informationslage gerecht wird (vgl. Abschnitt 6.3.2).

Die später im Rahmen der Fallstudie verwendeten Daten werden in Abschnitt 6.1.1 charakterisiert. Die folgenden Ausführungen sollen hingegen die prinzipiellen Möglichkeiten zur Modellierung der Haushaltsnachfrage aufzeigen, sodass die in Abschnitt 4.4 beschriebenen Arbeiten entsprechend eingeordnet werden können.

### 4.3.1 Elektrizitätsnachfrage

Im wärmegeführten Betrieb ist die lokale Nachfrage nach Elektrizität unerheblich, da sich die Betriebszeit der Anlage ausschließlich an festgelegten Steuerungsgrößen orientiert, welche wiederum ausschließlich von der lokalen Wärmenachfrage abhängen (vgl. Abschnitt 3.3). Im Falle eines ökonomisch optimierten Betriebs ist der elektrische Lastgang hingegen ein entscheidender Faktor, da die Optimierung versucht, den elektrischen Produktionsdeckungsgrad  $\varphi_{el,prod}$  (Eigennutzungsrate, vgl. Abschnitt 3.4) unter Einhaltung aller technischen und regulatorischen Nebenbedingungen zu maximieren (vgl. Abschnitt 2.2).

Neben der direkten Verwendung gemessener Lastgänge und dem im weiteren Verlauf der Arbeit entwickelten Konzept zur haushaltsindividuellen Lastprognose existieren weitere Möglichkeiten zur Bereitstellung elektrischer Lastgänge. Neben dem weit verbreiteten BDEW-Standardlastprofil H0 für Haushalte (BDEW, 2013) sind auch die sogenannten Referenzlastprofile aus VDI (2008) zu nennen, welche sich auf Haushalte unterschiedlicher Größen übertragen lassen. Beiden Möglichkeiten ist gemein, dass sie stromseitigen individuellen Nachfrageeigenschaften realer Haushalte nur unzureichend Rechnung tragen. Sie finden Anwendung in verschiedenen Arbeiten zur Anlagenauslegung, aber auch in Arbeiten zur Untersuchung der Betriebsoptimierung von Mikro-KWK-Anlagen (vgl. Abschnitt 4.4).

### Elektrisches BDEW-Standardlastprofil H0 für Haushalte

Das repräsentative BDEW-Standardlastprofil H0 (BDEW, 2013) wird von Energieversorgern verwendet, um die aggregierte Nachfrage von Haushalten zu prognostizieren, deren individuelle Lastgänge unbekannt sind. Bezogen auf Einzelhaushalte verliert das Profil im Allgemeinen seine Gültigkeit, da hier individuelle Einflüsse die statistisch abgeleitete zeitliche Entwicklung dominieren und Ausgleichseffekte zwischen mehreren Haushalten entfallen. Dies entspricht gerade der Zielsetzung des Standardlastprofils, da explizit die genannten Ausgleichseffekte zwischen vielen Haushalten von Interesse sind. Eigene Untersuchungen zeigen, dass bereits die Aggregation der gemessenen Lastgänge von ca. 50 bis 100 Haushalten ausreicht, um einen Summenlastgang zu erzeugen, der stark mit dem Standardlastprofil H0 korreliert ( $r > 0,9$ ).

Neben dem H0-Profil für Haushalte gibt es weitere Standardlastprofile für unterschiedliche Kundengruppen (bspw. Landwirtschaft, Gewerbe), für die jeweils ein ähnliches Abnahmeverhalten unterstellt werden kann. Darüber hinaus existieren Erweiterungen für Verbraucher, die mit besonderen Geräten wie bspw. Nachtspeicherheizungen ausgestattet sind (BDEW, 2013).

### Referenzlastprofile nach VDI Richtlinie 4655

Mit der VDI Richtlinie 4655 (VDI, 2008) werden Referenzlastprofile bereitgestellt, mit deren Hilfe verschiedene Betriebsweisen von Mikro-KWK-Anlagen oder anderen dezentralen Anlagentechnologien simuliert werden können. Zur Erzeugung realitätsnaher elektrischer und thermischer Lastgänge ist dabei lediglich die Kenntnis weniger grundlegender Gebäudekenn-daten notwendig, weshalb sich eine Vielzahl unterschiedlicher Lastgänge erzeugen lassen. Dabei ist insbesondere vorteilhaft, dass Daten für Einfamilienhäuser in einer hohen zeitlichen Auflösung von bis zu einer Minute bereitstehen. Insofern eignen sich die Daten hervorragend, um prinzipielle Untersuchungen durchzuführen, wie z. B. die Auswirkungen der Wahl unterschiedlicher zeitlicher Auflösungen auf die ermittelten Ergebnisse eines Optimierungs- oder Simulationsmodells (vgl. Abschnitt 6.3.5).

Die Richtlinie leitet typische Lastprofile aus realen, im Jahr 2004 gemessenen Daten ab. Für die Nutzung dieser Profile zur Berechnung weiterer *synthetischer* Lastgänge müssen anschließend nur wenige Daten zur Verfügung stehen. Diese sind jährliche oder monatliche Bedarfe an elektrischer Energie, wobei letztere auch über in der Richtlinie hinterlegte Kennzahlen abgeleitet werden können. Die minütliche Verteilung der Energienachfrage und somit die gleichzeitige Bestimmung minütlich aufgelöster elektrischer Lastgänge erfolgt anschließend basierend auf typtagspezifischen Profilen. Struktur und Häufigkeit der Typtage hängt von der gewählten Klimazone des Deutschen Wetterdienstes (DWD) ab. Die Richtlinie unterscheidet insgesamt zehn Typtage, wobei die Typisierung mit Hilfe des Wochentags, der Tagesdurchschnittstemperatur und dem auftretenden Bewölkungsgrad erfolgt.

Durch selbst durchgeführte Erweiterungen kann das Auftreten der Typtage darüber hinaus auch auf Basis exogen vorgegebener Klimadaten erfolgen. Dies ist insbesondere interessant,

wenn zu einem Gebäude täglich oder monatlich aufgelöste Bedarfe vorliegen, die in einen höher aufgelösten Lastgang überführt werden sollen. Als Grenze der Anwendbarkeit wird für Einfamilienhäuser eine Personenzahl von sechs angegeben, was durch die ursprüngliche Datenbasis begründet wird. Somit kann die Richtlinie gut auf die im Rahmen dieser Arbeit betrachteten Gebäude angewendet werden.

### 4.3.2 Wärmenachfrage

Der zeitliche Verlauf der Wärmenachfrage in Haushalten ist für alle denkbaren Mikro-KWK-Betriebsstrategien von Interesse, da er stets maßgeblich für den Umfang und Zeitpunkt des Betriebs der Anlage sowie des Spitzenlastsystems ist. Gemessene thermische Lastgänge basieren in der Regel auf dem zeitlichen Verlauf des Gasbezugs, bspw. gemessen an der zentralen Versorgungsleitung vor der wärmeerzeugenden Einheit. Ohne thermischen Pufferspeicher kann so näherungsweise auf die zeitliche Struktur der Wärmenachfrage für Heizung und Warmwasser geschlossen werden. Jedoch vernachlässigt diese Art der Leistungsmessung die thermische Trägheit des Heizungssystems und lässt des Weiteren keine Unterscheidung zwischen den beiden wesentlichen Wärmesenken Heizung und Warmwasserbereitung zu. Ist ein thermischer Pufferspeicher zwischen Erzeuger und Nachfrage vorhanden, kann hingegen aus entsprechend gemessenen Daten nicht direkt auf einen zeitlich hoch aufgelösten thermischen Lastgang geschlossen werden (Hawkes u. Leach, 2005).

Zur Modellierung kann neben selbst gemessenen Lastgängen als Grundlage analog zur elektrischen Nachfrage VDI (2008) herangezogen werden. Realistische thermische Lastgänge (Heizung und Warmwasser getrennt oder aggregiert) in hoher zeitlicher Auflösung können entweder mittels des bereits beschriebenen Typtagansatzes, erweitert um die Verwendung realer Wetterdaten, oder mit Hilfe gemessener täglicher oder monatlicher Verbrauchsdaten erzeugt werden. Um den verglichen mit der Realität zu geringen Schwankungen entsprechend erstellter thermischer Lastgänge innerhalb von Tagen desselben Typs zu begegnen, werden diese nochmals mit temperaturabhängigen Korrekturfaktoren angepasst. Ein entsprechendes Vorgehen ist in VDI (2008) beschrieben. Darüber hinaus ist auch eine probabilistische Anpassung möglich, wie sie bspw. in Pielke (2010) beschrieben wird.

Die durch VDI (2008) bereitgestellte Datengrundlage ermöglicht theoretisch die Ableitung von Lastgängen in einer zeitlichen Auflösung von bis zu einer Minute. Da das betrachtete Mikro-KWK-System jedoch annahmegemäß immer mit einem thermischen Pufferspeicher ausgestattet ist, der jede Wärmenachfrage des Haushalts entweder direkt (bei ausreichendem Füllstand) oder mit Hilfe des Spitzenlastkessels (bei zu geringem Füllstand) decken kann, erscheint für die vorliegende Problemstellung eine energetische Betrachtung in maximal viertelstündlicher Auflösung als ausreichend. Dafür spricht auch die generelle thermische Trägheit von Heizungssystemen, welche in Haushalten in der Regel die mit Abstand dominierenden Wärmeverbraucher darstellen.

### 4.3.3 Elektrizitätsnachfrage durch Elektrofahrzeuge

Die durch ein Elektrofahrzeug verursachte zusätzliche Stromnachfrage wird als mobilitätsbedingte Nachfrage bezeichnet und kann je nach Haushalt und Mobilitätsverhalten einen signifikanten Einfluss auf die gesamte Haushaltsnachfrage nach Elektrizität haben (vgl. Abschnitt 2.1.4). Bei der Ermittlung ist insbesondere zu beachten, zu welchem Anteil das Laden zuhause stattfindet und welche Energiemenge in welchen Zeitabschnitten nachgefragt werden. Bedingt durch die zeitliche Variabilität des Ladevorgangs ergibt sich in Abhängigkeit der genannten Größen ein gewisses Lastverschiebepotenzial, welches im Rahmen einer wechselwirkenden ökonomischen Optimierung des Einsatzes der Mikro-KWK-Anlage und des Ladevorgangs genutzt werden kann. Darüber hinaus können ökonomische Potenziale aufgrund evtl. zeitvariabler Tarifstrukturen mit Hilfe des optimierten Ladens ausgeschöpft werden.

Der konkrete zeitliche Verlauf der Ladelast ist entsprechend obiger Ausführungen unter Berücksichtigung des individuellen mobilitätsbedingten Energiebedarfs sowie technischer und zeitlicher Nebenbedingungen modellendogen zu bestimmen. Dem Modell sind hierzu die zeitlichen Grenzen der auftretenden (bspw. täglichen) Ladeslots sowie die aggregierten Slotnachfragen zu übergeben. Entsprechende Daten können auf Basis großer Mobilitätsstudien (DLR u. infas, 2009; Zumkeller et al., 2012) in begrenztem Umfang synthetisch generiert oder über einen größeren Zeitraum selbst gemessen und ausgewertet werden (vgl. Abschnitt 6.1.1).

### 4.3.4 Zeitliche Auflösung der Lastgangdaten

Die zeitliche Auflösung, insbesondere der elektrischen Lastgangdaten, die Eingang in die Optimierung finden, ist ein wichtiges Kriterium für die ausgewiesenen Ergebnisse und Kennzahlen (vgl. Abschnitt 3.4). Beispielsweise kommt es bei einer niedrigen zeitlichen Auflösung zu einer starken Durchschnittsbildung bei den elektrischen Lasten, sodass die in Haushalten typischerweise auftretenden Lastspitzen gefiltert werden. Dadurch überschätzt die Optimierung ggf. die mit einer Mikro-KWK-Anlage erzielbare Eigenversorgung, da der reale Lastverlauf möglicherweise temporär über der maximalen Leistung der Anlage liegt.

Der Problematik der gewählten zeitlichen Auflösung widmet sich ausführlich die Arbeit von Hawkes u. Leach (2005). Um den Effekt unterschiedlicher Annahmen zu quantifizieren, wird sowohl ein nichtlineares Modell zur Optimierung der Auslegung einer Mikro-KWK-Anlage als auch ein Modell zur Optimierung des Anlageneinsatzes bei fixierter Anlagengröße formuliert. Die Anwendung unter den Rahmenbedingungen Großbritanniens ergibt, dass die berechneten Ergebnisse wesentlich von der gewählten zeitlichen Auflösung abhängen. Bei der Anwendung zur Anlagenauslegung kann sich die als optimal ausgewiesene Anlagenleistung bspw. halbieren, wenn statt einer stündlichen eine zeitliche Auflösung von fünf Minuten gewählt wird. Dies wird u. a. dadurch begründet, dass die bei höherer zeitlicher Auflösung auftretenden elektrischen Lastgradienten nicht von der Anlage erfüllt werden können, weshalb eine niedrigere

Leistung in der Gesamtbetrachtung insgesamt zu niedrigeren Ausgaben führt. Des Weiteren erhöhen elektrische Lastspitzen die durchschnittliche Leistung eines Zeitschritts bei niedrigerer Auflösung, was zu einer Überschätzung des erzielbaren Eigenverbrauchs führt. Die resultierenden, über die gesamte Lebensdauer der Anlage anfallenden Betriebsausgaben variieren laut der Analyse bis zu 16 % in Abhängigkeit von der gewählten zeitlichen Auflösung. Erwartungsgemäß steigen sie mit der zeitlichen Auflösung, da scheinbar positive Effekte aufgrund der o. g. Mittelwertbildung zunehmend entfallen. Als Fazit geben die Autoren an, dass für realistische Ergebnisse eine zeitliche Auflösung von 10 Minuten gewählt werden sollte. Höhere zeitliche Auflösungen seien aufgrund der stark ansteigenden Rechenzeiten nicht zu empfehlen, während niedrigere die Ergebnisse zu stark verfälschten.

Die beschriebene Arbeit von Hawkes u. Leach (2005) liefert interessante Ergebnisse, die jedoch aufgrund einiger spezieller Annahmen nicht direkt auf die vorliegende Arbeit übertragen werden können. Zunächst ist festzuhalten, dass die Autoren davon ausgehen, dass kein thermischer Pufferspeicher zur Entkopplung von Produktion und Nachfrage vorhanden ist. Dies ist unter heutigen Rahmenbedingungen und beziehend auf die aktuelle Marktsituation keine zeitgemäße Annahme. Darüber hinaus erfolgt die Analyse lediglich auf Basis dreier typischer Tage, welche mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht das gesamte jährlich auftretende Spektrum von Haushaltslastgängen abdecken. Die Analysen für Großbritannien können des Weiteren aufgrund unterschiedlicher gesetzlicher Rahmenbedingungen nicht direkt auf Deutschland übertragen werden. Zusammenfassend ist somit fraglich, ob die Schlussfolgerungen von Hawkes u. Leach (2005) auf die in dieser Arbeit durchgeführten Analysen ebenfalls zutreffen. Diesem Umstand wird zum einen mit eigenen Untersuchungen zu der Auswirkung unterschiedlicher zeitlicher Auflösungen auf die berechneten Ergebnisse (vgl. Abschnitt 6.3.5) und zum anderen mit einer zeitlich hoch aufgelösten Simulation der Umsetzung modellgestützt ermittelter Fahrpläne (vgl. Abschnitt 6.5) Rechnung getragen.

## **4.4 Literaturüberblick zu existierenden Modellen zur Betriebsoptimierung**

Die in diesem Abschnitt beschriebenen Arbeiten enthalten vornehmlich Ansätze zur Optimierung des Betriebs einzelner dezentraler Mikro-KWK-Anlagen mit unterschiedlichen Zielsetzungen. Einen allgemeineren Überblick zu Arbeiten auf dem Gebiet der Einsatzplanung von KWK-Anlagen auf Systemebene gibt Salgado u. Pedrero (2008). Grundsätzlich können Arbeiten zur Betriebsoptimierung unterschieden werden in rein deterministische Ansätze und solche prädiktiver Optimierung (PO). Die Anwendung stochastischer Methoden auf die Problemstellung ist hingegen laut Salgado u. Pedrero (2008) bisher weitgehend unüblich. Rein deterministische Modelle eignen sich bspw., um prinzipielle Aussagen über die Auslegung oder Wirtschaftlichkeit von Mikro-KWK-Anlagen zu treffen, während PO-Ansätze das Ziel verfolgen,

den Betrieb in der realen Anwendung zu optimieren. In der Literatur werden letztere Ansätze auch oft mit dem Begriff *Model Predictive Control (MPC)* beschrieben. Im Kontext dieser Arbeit wird dieser Begriff jedoch bewusst vermieden, da unter MPC-Ansätzen teilweise auch sehr kurzfristige Steuerungsansätze verstanden werden, die sich in ihrer Zielsetzung und Implementierung von den hier vorgestellten Ansätzen der prädiktiven Optimierung unterscheiden.

Die identifizierten Arbeiten unterscheiden sich jeweils hinsichtlich der verwendeten Informationsqualität sowie der zur Optimierung verwendeten Methoden. Darüber hinaus widmen sie sich meist einer speziellen Zielsetzung wie beispielsweise dem möglichst netzkonformen Betrieb oder der Minimierung der Systemausgaben in Zusammenhang mit dem Betrieb einer oder mehrerer Anlagen. Neben der Zielsetzung und dem Aggregationsgrad der Betrachtung geht die Beschreibung vor allem auf die eingesetzten Methoden ein, um eine Abgrenzung gegenüber der vorliegenden Arbeit zu ermöglichen. Ein besonderes Augenmerk liegt dabei auf dem jeweiligen Umgang mit der in der Realität auftretenden Unsicherheit hinsichtlich der kurzfristigen zukünftigen Nachfragestruktur des versorgten Objekts. Dementsprechend werden im nächsten Abschnitt zunächst einige rein deterministische Ansätze mit perfekter Kenntnis der Lastgangdaten vorgestellt, bevor sich der darauf folgende Abschnitt den identifizierten Arbeiten mit Methoden zur prädiktiven Optimierung widmet. Einen zusammenfassenden Überblick und eine Klassifizierung der dargestellten Literatur bietet Tabelle 4.1 am Ende des Kapitels.

#### **4.4.1 Arbeiten mit perfekter Kenntnis zukünftiger Lastgangdaten**

Der Forschungsbericht „Ökologische und ökonomische Analyse von Brennstoffzellen-Heizgeräten“ (Pehnt et al., 2012) analysiert die Wirtschaftlichkeit sowie die ökologischen Auswirkungen von Mikro-KWK-Anlagen auf Brennstoffzellenbasis in Ein- und Mehrfamilienhäusern. Dabei werden auch zusätzliche Vermarktungsoptionen für den lokal erzeugten Strom wie bspw. der day-ahead Strommarkt oder der Minutenreservemarkt betrachtet. Neben simulativ abgeleiteten Aussagen wird im Rahmen des Berichts auch ein gemischt-ganzzahliges Programm beschrieben, mit dessen Hilfe in täglichem Rhythmus ein optimierter Fahrplan aufgestellt werden kann. Die zugrunde liegenden Daten sind stündlich aufgelöst und es wird perfekte Kenntnis der Lastgangdaten für einen begrenzten Zeithorizont angenommen. Die Ergebnisse zeigen, dass wesentliche Zusatzerlöse im Vergleich zum Referenzszenario des wärmegeführten Betriebs nur mit Hilfe der Optimierung erreicht werden können. Die Erlöse durch die betrachteten zusätzlichen Vermarktungsoptionen bewegen sich im Bereich einstelliger Eurowerte, sodass eine weitere Betrachtung nur für Verbundsysteme einer Vielzahl von Mikro-KWK-Anlagen sinnvoll erscheint. DSM-Maßnahmen oder variable Elektrizitätsbezugpreise werden nicht betrachtet.

In Hawkes et al. (2006) wird ein nichtlineares Optimierungsmodell beschrieben, das neben der optimalen Anlagengröße auch deren optimalen Einsatz bestimmt. Zur Lösung wer-

den Verfahren der sequentiellen quadratischen Programmierung (SQP) angewendet. Der kostenminimierende Ansatz greift auf vorgegebene Nachfrageprofile zurück und reduziert diese gemäß Hawkes u. Leach (2005) auf sechs repräsentative Typtage pro Jahr. Darüber hinaus leiten Hawkes u. Leach (2007) für drei verschiedene Mikro-KWK-Technologien (Stirlingmotor, Gasmotor, SOFC) optimierte Betriebsstrategien ab, die regelbasiert in Abhängigkeit des Strom-einkaufspreises sowie der Jahreszeit formuliert werden. Die Strategien sind stark von der britischen Gesetzgebung abhängig, die hinsichtlich der Einspeisevergütungen nicht vergleichbar mit der heutigen Situation in Deutschland ist. Des Weiteren werden die abgeleiteten Strategien zwar als *kostenoptimal* beschrieben, sind faktisch jedoch lediglich regelbasierte Empfehlungen, die keine echte Optimierung enthalten und deren Ableitung auf standardisierten Profilen beruht.

Die Arbeit von Oh et al. (2012) beschreibt die Ableitung des optimierten Betriebs einer 1 kW PEMFC-Mikro-KWK-Anlage auf Basis eines Typtagansatzes. Als Grundlage der Untersuchung wurden basierend auf einer zweijährigen Datensammlung in Haushalten repräsentative Nachfrageprofile ermittelt. Diese sind wiederum Eingangsdaten für eine ökonomische Optimierung des Anlagenbetriebs unter der Annahme perfekter Kenntnis der zukünftigen Nachfrage. Die Analyse ergibt, dass für den betrachteten Haushalt Einsparungen von ca. 20 % gegenüber dem Referenzfall ungekoppelter Versorgung erzielt werden können. In der Untersuchung werden weder DSM-Maßnahmen noch zeit- oder lastvariable Tarife berücksichtigt.

Die Dissertation „Beitrag zur Energiesystemintegration dezentraler Energiewandlungsanlagen mit besonderer Berücksichtigung kleiner Kraft-Wärme-Kopplungsanlagen in kommunalen Versorgungsstrukturen“ (Woldt, 2007) untersucht die Versorgung eines begrenzten Gebiets in Deutschland durch einen Kommunalversorger. Dabei wird eine kostenminimale Energieversorgung des Gebiets mittels eines gemischt-ganzzahligen linearen Programms ermittelt. Es werden vier verschiedene Szenarios mit unterschiedlicher Verbreitung und Betreiberstruktur dezentraler Mikro-KWK-Anlagen betrachtet. Das vorgestellte Managementsystem sieht zwar ein Modul zur Prognose kommunaler Lastgänge vor, doch für die eigentliche Analyse wird perfekte Kenntnis aller Daten angenommen. Die Datengrundlage bilden auf elektrischer Seite das H0-Profil sowie auf thermischer Seite tagestypische Profile. Variable Stromtarife oder DSM-Maßnahmen werden nicht untersucht. Die Anwendung des Modells zeigt, dass der systemoptimale Betrieb aus Sicht des Kommunalversorgers den ökonomischen Interessen der Einzelhaushalte in der Regel nicht gerecht wird, weshalb Contracting Modelle empfohlen werden.

Die Dissertation „Systembetrachtung zur Integration von Mini-Blockheizkraftwerken in das elektrische Versorgungsnetz“ (Schulz, 2007) entwickelt netzorientierte Integrationsstrategien für dezentrale Mikro-KWK-Systeme. Als Grundlage für die Analysen dienen Lastprofile, die basierend auf Messungen in einer Neubausiedlung selbst entwickelt wurden und gut mit den BDEW-Standardlastprofilen vereinbar sind. Die Rückwirkungen des Betriebs verteilter Mikro-

KWK-Anlagen werden mittels eines Simulationsmodells evaluiert, wobei sich der netzorientierte Betrieb unter den getroffenen Annahmen sowohl für den Betreiber der Anlage als auch aus Netzsicht als vorteilhaft erweist. Eine echte Optimierung des Betriebs erfolgt jedoch nicht; alle entwickelten Strategien werden simulativ ermittelt und bewertet.

In der auf Schulz (2007) aufbauenden Dissertation „Technisch-wirtschaftliche Systembeurteilung zur netzorientierten Integration von Mini-Blockheizkraftwerken“ (Pielke, 2010) wird die netzorientierte Betriebsweise für kleine KWK-Anlagen mit dem Ziel der Orientierung des Betriebs an der lokalen Netzlast weiterentwickelt. Diese soll, neben der Verbesserung des Netzbetriebs bei einem hohen Anteil dezentraler Erzeuger, auch ökonomische Vorteile für die Anlagenbetreiber mit sich bringen. Hinsichtlich des elektrischen Siedlungslastgangs wird im Rahmen der durchgeführten Simulationen perfekte Kenntnis angenommen, wohingegen thermische Lastgänge prognostiziert werden. Allerdings genügen die Fehlermaße in allen beschriebenen Verfahren nicht den Anforderungen, so dass bei konkreten Berechnungen auch für den thermischen Lastgang die perfekte Kenntnis angenommen wird. Die realisierten ökonomischen Verbesserungen gegenüber dem wärmegeführten Betrieb sind aus Sicht des Investors marginal, größere positive Effekte sind lediglich für den Bereich der öffentlichen Energieversorgung zu beobachten, da die netzorientierte Betriebsweise dem Netzbetrieb zugutekommt. Alle Ergebnisse werden simulativ abgeleitet und es findet keine Optimierung des Anlageneinsatzes statt.

Ren u. Gao (2010) untersuchen in ihrer Studie die ökonomische und ökologische Performance von Mikro-KWK-Anlagen bei unterschiedlichen Betriebsstrategien in Japan. Neben einer gasmotorischen Anlage ist auch ein PEMFC-System Gegenstand der Untersuchung. Zur ökonomischen und ökologischen Optimierung des Anlageneinsatzes wird ein MIP angewendet, das ursprünglich in Ren et al. (2008) zur Anlagenauslegung entwickelt wurde. In das Modell gehen auch zeitvariable Tarifstrukturen ein. Die Energiebedarfe für das betrachtete Beispielgebäude werden basierend auf verschiedenen, in Japan durchgeführten Untersuchungen synthetisiert. Bei der Optimierung gilt stets die Annahme der perfekten Kenntnis der zukünftigen Nachfrage. Im Ergebnis konstatieren die Autoren sowohl ökonomische als auch ökologische Vorteile des PEMFC-Systems gegenüber der gasmotorischen Anlage. Im Optimum wird eine Kostenreduktion um 26 % und eine Reduktion der CO<sub>2</sub>-Emissionen um 9 % erreicht.

Weitere Arbeiten wie bspw. von Ang et al. (2012), Arndt (2008), Ren et al. (2008), Jungbluth (2006) oder Sawillion (2002) beschäftigen sich weniger mit dem Betrieb, sondern mehr mit der Technologieauswahl bzw. Auslegung von Mikro-KWK-Anlagen in Abhängigkeit der zu versorgenden Gebäude. Häufig werden dafür simulative Ansätze gewählt und stets perfekte Kenntnis hinsichtlich der verwendeten Lastgangdaten angenommen.

#### 4.4.2 Arbeiten zur prädiktiven Optimierung des Anlagenbetriebs

Die Dissertation „Modellbildung und Regelstrategien für erdgasbetriebene Brennstoffzellen-Blockheizkraftwerke“ (Vetter, 2005) fokussiert auf die Modellbildung und simulationsbasierte Entwicklung von Regelstrategien für eine Mikro-KWK-Anlage auf Brennstoffzellenbasis. Als Referenzsystem dient ein PEM-Brennstoffzellenheizgerät, ausgeführt in zwei Leistungsklassen ( $1 \text{ kW}_{el}$  und  $2 \text{ kW}_{el}$ ). Integraler Bestandteil ist jeweils ein thermischer Schichtenpufferspeicher mit einem integrierten elektrischen Heizstab zur thermischen Spitzenlastdeckung. Elektrofahrzeuge oder andere steuerbare elektrischen Geräte werden nicht betrachtet. Der Fokus der Arbeit ist stark regelungstechnisch geprägt und es wird eine hierarchische Struktur mehrerer Regelkreise eingeführt. Es wird weiterhin angenommen, dass die untersuchte Mikro-KWK-Anlage zwischen minimaler und maximaler elektrischer Leistung in kleinen Schritten modulieren kann, was einen partiell stromgeführten Betrieb ermöglicht. Dies ist bei der im Rahmen dieser Arbeit betrachteten Referenzanlage (vgl. Abschnitt 7.3) aufgrund technischer Restriktionen nicht möglich und auch für andere Anlagen aufgrund der Trägheit des zwingend notwendigen Dampfreformers in der Praxis zumindest unwahrscheinlich. Neben der Untersuchung von wärme- und stromgeführtem Betrieb werden zwei optimierte Betriebsführungsstrategien entwickelt, welche zum einen den Primärenergieaufwand und zum anderen die Betriebskosten (bei konstanten oder zeitvariablen Tarifen) minimieren sollen. Dabei kommt als Prognoseverfahren für die Verbrauchsdaten ein einfaches Trendmodell zum Einsatz, das 1-Schritt Prognosen auf Basis des gleitenden Durchschnitts ermöglicht. Aufgrund der niedrigen zeitlichen Auflösung von ca. 5 Stunden sind die ausgewiesenen Fehler zwar einerseits gering ( $\leq 10 \%$ ), ermöglichen jedoch andererseits auch keine detaillierte Einsatzplanung in höherer zeitlicher Auflösung (vgl. Hawkes u. Leach, 2005) und haben demzufolge größere Abweichung im simulierten Anwendungsfall zur Folge.

Die ökonomische und ökologische Bewertung der untersuchten Betriebsführungsstrategien erfolgt in einer Jahressimulation für mehrere Dämmstandards. Auf elektrischer Seite kommt hingegen lediglich ein einziger gemessener Lastgang zum Einsatz. Die Analyse ergibt, dass in Abhängigkeit der Anlagengröße und des Dämmstandards des Gebäudes signifikant positive Effekt sowohl im ökonomischen als auch im ökologischen Sinne erzielt werden können. Die Analyse eines Passivhauses zeigt hingegen, dass für diese Mikro-KWK-Anlagen in der Regel ungeeignet sind, da eine Wärmepumpe als Referenztechnologie sowohl ökonomisch als auch ökologisch vorteilhaft ist.

Im Forschungsprojekt „Adaptiver Energie- und Lastmanager für Gebäude mit Mikro-KWK-Anlagen“ (Krost et al., 2007; Matics u. Krost, 2008) wird die Einbindung kleiner KWK-Anlagen in Gebäude untersucht. Gegenstand der Untersuchung ist es, drei unterschiedliche Steuerungsansätze miteinander zu vergleichen. Neben dem wärmegeführten Betrieb wird ein sogenannter Energiemanager sowie ein integrierter Energie- und Lastmanager untersucht. Letz-

terer optimiert nicht nur den Anlageneinsatz, sondern integriert auch Lastverschiebemöglichkeiten durch Haushaltsgeräte, nicht jedoch durch Elektrofahrzeuge. Die im Ergebnis größten Einsparungen sind mit dem Einsatz des integrierten Energie- und Lastmanagers bei zeitvariablen Tarifen möglich. Der Energiemanager verwendet dabei ein Lastprognosemodell, das versucht, kurzfristige vergangene Muster in den Lastprofilen zu erkennen, um eine Prognose für die nächsten drei Stunden (Krost et al., 2007) bzw. die nächsten 45 Minuten (Matics u. Krost, 2008) zu erstellen. Das übergeordnete Ziel ist die Ermittlung eines Sollwerts für die Mikro-KWK-Anlage, wozu ein Fuzzy-Regler verwendet wird, der auf Basis der prognostizierten Lastwerte den Sollwert der Mikro-KWK-Anlage bestimmt. Dieser wird in einer Neuro-Fuzzy-Struktur datengetrieben trainiert und es werden Betriebskosteneinsparungen gegenüber der Referenzstrategie erreicht. Allerdings ist die propagierte Echtzeitfähigkeit in Frage zu stellen, da mehrere Minuten Rechendauer je 15 Minuten Schritt deutlich zu hoch erscheinen. Erschwerend kommt hinzu, dass die Berechnungen auf einem gewöhnlichen PC-System durchgeführt wurden und in dezentralen Systemen von einer wesentlich geringeren Rechenleistung ausgegangen werden muss.

Hinsichtlich der untersuchten gasmotorischen Mikro-KWK-Anlage werden verschiedene technische Restriktionen eingeführt. Diese sind jedoch für Brennstoffzellenanlagen ungeeignet (bspw. wird in Matics u. Krost (2008) eine minimale Betriebszeit von lediglich vier Minuten angenommen). Darüber hinaus beschränkt sich die Beschreibung des Lastprognosemodells und der Fuzzy-Sollwertbestimmung weitgehend auf die Nennung der Methode. Die Erzeugung der Zugehörigkeitsfunktionen des zugrunde liegenden Fuzzy-Systems sowie die Parameter des Lernprozesses sind nicht detailliert beschrieben. Auch fehlt eine ausführliche und differenzierte Betrachtung der Prognosegüte, sodass unklar ist, welchen Anteil die Prognose an der Verbesserung des Betriebs hat.

Gräßle et al. (2011) präsentieren ein intelligentes Energiemanagementsystem für Smart Home Umgebungen, das auch die Steuerung einer gasmotorischen Mikro-KWK-Anlage beinhaltet. In der Arbeit wird insbesondere die Kopplung der Anlagensteuerung mit dem Ladeprozess eines Elektrofahrzeugs unter der Annahme einer zeitvariablen Tarifstruktur für den Netzbezug von Elektrizität adressiert. Zwar ist das entwickelte Modell darauf ausgerichtet, Prognosen für Strom- und Wärmebedarf zu berücksichtigen, doch wird die Analyse unter der Annahme perfekter Kenntnis der zukünftigen Nachfrage durchgeführt. Zu deren Ermittlung kommt auf elektrischer Seite das Standardlastprofil H0 und auf thermischer Seite ein einfaches Einzonen-Gebäudemodell zum Einsatz. Des Weiteren werden Standzeiten und Ladebedarfe des Elektrofahrzeugs exogen vorgegeben. Die Ableitung des ökonomisch optimierten Betriebs erfolgt anschließend in einer hierarchischen Observer/Controller (O/C) Architektur (Schmeck, 2005). Das zugrunde liegende Optimierungsproblem in stündlicher Auflösung wird hierbei vereinfacht regelbasiert gelöst, wobei keine Einordnung der Ergebnisse gegenüber dem globalen Optimum erfolgt.

Bao et al. (2011) baut auf der selben O/C-Architektur für Smart Homes auf und erweitert diese um einen Algorithmus zur Vorhersage des Nutzerverhaltens. Hierbei werden die Schaltzustände einzelner Geräte prognostiziert, was u. a. das Vorhandensein umfangreicher Sensorik im Haushalt voraussetzt. Diese ist notwendig, um einerseits eine ausreichende Datenbasis für den Lernvorgang bereitzustellen und andererseits kürzlich vergangene Schaltvorgänge mit in neue Prognosen einfließen lassen zu können. Eine Beschreibung der Kopplung beider beschriebenen Arbeiten zu einem integrierten Ansatz konnte bislang nicht identifiziert werden, obwohl sich dies aufgrund der gemeinsamen Architektur anbieten würde.

Houwing et al. (2011) beschreiben die Entwicklung und Anwendung eines PO-Systems zur Ableitung des ökonomisch optimierten Betriebs einer PEMFC-Mikro-KWK-Anlage. Das Modell wird in ähnlicher Ausprägung bereits in Houwing et al. (2008) für eine Stirling-Anlage angewendet, wobei hierbei der Fokus auf der Analyse prinzipieller Unsicherheiten in den Eingangsparametern liegt. Beide Arbeiten beinhalten detaillierte techno-ökonomische Charakteristika der Anlage sowie zeitvariable Tarife für den Netzbezug von Elektrizität. Die zugrunde liegenden rechtlichen Rahmenbedingungen beziehen sich auf die Niederlande. Zur Ableitung des optimalen Betriebs wird in Houwing et al. (2011) ein MIP formuliert, welches mittels des Branch-and-Bound Algorithmus gelöst wird. Trotz der prinzipiellen Beschreibung der Methode als PO-Ansatz erfolgt die Anwendung lediglich unter der Annahme perfekter Kenntnis aller zukünftigen Daten. Die ermittelte Reduktion der Betriebskosten ist deshalb als obere Grenze zu verstehen.

Wehmhörner (2012) entwickelt ein regelungstechnisches Konzept zur multikriteriellen Regelung von Mikro-KWK-Anlagen, wobei ein besonderer Fokus auf der temperaturbasierten Zustandsbestimmung des thermischen Pufferspeichers liegt. Die Versorgung des betrachteten Mehrfamilienhauses erfolgt mittels einer gasmotorischen Mikro-KWK-Anlage, die mit einer Gasbrennwerttherme zur Spitzenlastdeckung gekoppelt ist. Zur Simulation des entwickelten Regelkonzeptes werden thermische Lastgänge aus einer Gebäudesimulation sowie elektrische Lastgänge aus VDI (2008) verwendet. Aufgrund der schnellen Laständerungsgeschwindigkeit der Mikro-KWK-Anlage wird unterstellt, dass die berechneten Sollwerte unmittelbar umgesetzt werden und somit keine Prognose elektrischer oder thermischer Lasten notwendig ist. Diese Annahme kann evtl. für die betrachtete Technologie getroffen werden. Für PEMFC-Mikro-KWK-Anlagen ist sie jedoch aufgrund der begrenzten Flexibilität nicht gültig.

Die Dissertation „Optimierte Betriebsführung von Niederspannungsnetzen mit einem hohen Anteil an dezentraler Erzeugung“ (Thoma, 2007) wendet verschiedene Methoden an, um den Betrieb eines beispielhaften Niederspannungsnetzes unter Berücksichtigung eines hohen Anteils dezentraler Erzeugung zu optimieren. Dabei liegt die Annahme zugrunde, dass der Netzbetreiber gleichzeitig auch Besitzer und Betreiber der dezentralen Erzeugungsanlagen ist. Inso-

fern werden im Wesentlichen Werksnetze bzw. kleinere Arealnetze adressiert, wenngleich die Annahme der Identität von Netzbetreiber und Energieversorger dem Unbundling widerspricht, das im Zuge der Liberalisierung verordnet wurde. Die Optimierung der Betriebsführung erfolgt ökonomisch durch die Minimierung der systemrelevanten Betriebskosten und mit dem Einsatz einer Batterie zur Spitzenlastdeckung. Weitere DSM-Maßnahmen sind hingegen nicht vorgesehen. Das Optimierungsproblem ist als MIP formuliert und integriert Prognosewerte der elektrischen und thermischen Last sowie der Erzeugung durch PV-Anlagen. Die Lastprognosen werden mit Hilfe multipler Regressionsmodelle bereitgestellt, die PV-Erzeugungsprognose erfolgt mittels eines physikalischen Modells. Darüber hinaus wird eine Intraday Regelung vorgeschlagen, um die day-ahead aufgestellten Fahrpläne laufend auf eintretende Abweichungen von der Prognose anzupassen. Die Ergebnisse zeigen, dass die variablen Kosten im Vergleich zu konventionellen Betriebsführungsstrategien deutlich gesenkt werden können.

Die Arbeiten von Yun et al. (2011) und Cho et al. (2009) beschreiben einen Ansatz zur Ermittlung des ökonomisch optimierten Betriebs einer gasmotorischen Mikro-KWK-Anlage mit thermischem und elektrischem Pufferspeicher. Die Optimierung erfolgt mittels eines LP, welches laufend Energiebedarfsprognosen eines nicht-generischen physikalischen Gebäudemodells einbezieht. Die Durchführung erfolgt wiederholt in kleinen Zeitabständen (mindestens alle vier Zeitschritte) und es wird jeweils der Betrieb für die folgenden vier bis zehn Zeitschritte optimiert. Die Nutzung eines rein linearen Programms impliziert dabei eine perfekte Modulierbarkeit der KWK-Anlage zwischen Null und dem maximalen Output hinsichtlich der Produkte Strom und Wärme. Die Analyse ergibt, dass die größten Einsparungen von knapp 14 % gegenüber der konventionellen Gebäudeversorgung möglich sind, wenn die Optimierung jeweils die folgenden zehn Zeitschritte umfasst.

Hollinger et al. (2011) präsentieren einen PO-Ansatz zur Einsatzoptimierung einer gasmotorischen Mikro-KWK-Anlage zur Versorgung von Mehrfamilienhäusern. DSM-Maßnahmen werden in der Arbeit nicht untersucht. Zur Prognose der thermischen und elektrischen Lasten kommt ein einfacher Regressionsansatz zum Einsatz. Jedoch wird die Güte der erstellten Prognosen nur für die thermische Seite angegeben und keine fundierte Aussage zu den Auswirkungen von Prognosefehlern getroffen. Die Optimierung des Anlageneinsatzes erfolgt mit einem MIP in stündlicher Iteration. Außer einer einfachen Bilanz- und Speicherrestriktion werden auch feste Betriebspunkte für die Anlage vorgegeben. Hinsichtlich der Lösungszeit des Optimierungsproblems wird lediglich ein Testproblem analysiert für das nicht-kommerzielle Löser wesentlich schlechter abschneiden als der ebenfalls verwendete kommerzielle Löser CPLEX. Für die in einem Feldtest untersuchte Versorgungssituation, in welcher der Betreiber der Anlage und die Abnehmer der bereitgestellten Produkte nicht personenidentisch sind, können aus Betreibersicht 5 % höhere Stromerlöse aufgrund der Optimierung erzielt werden.

Die Arbeit von Collazos et al. (2009) präsentiert einen PO-Ansatz, basierend auf einem MIP mit rollierendem Planungshorizont. Die Optimierung des Betriebs der betrachteten Mikro-KWK-Anlage auf Basis eines Stirlingmotors wird in jedem Zeitschritt stündlicher oder viertelstündlicher Länge wiederholt, wobei keine DSM Maßnahmen vorgesehen sind. Der zukünftige lokale Energiebedarf wird über ein autoregressives Modell zweiter Ordnung mit externen Inputs (ARX) für 25 Stunden im Voraus bestimmt. Allerdings erfolgt die Validierung nicht mit realen, sondern mit simulierten Daten (aus einem dynamischen Gebäudesimulationsmodell) und es findet keine Bewertung der Prognosegüte statt. Bei der Anwendung des Modells beschränken sich die Autoren auf wenige ausgewählte Tage, wobei standardisierte Profile für die Stromnachfrage und das Nutzerverhalten verwendet werden. Als Ergebnis werden Betriebskosten ausgewiesen, die an den betrachteten Tagen 13 % unterhalb derer liegen, die im Standardfall der getrennten Versorgung entstehen.

Basierend auf einem metaheuristischen Ansatz wird in Azmy (2005) ein online Management für PEMFC-Anlagen entwickelt. Zunächst wird zur Lösung des nichtlinearen Programms zur ökonomischen Optimierung des Anlagenbetriebs ein genetischer Algorithmus (GA) angewendet. Die in der offline Optimierung gewonnenen Erkenntnisse werden dann in einem zweiten Schritt zum Training eines künstlichen neuronalen Netzes (KNN) verwendet, das anschließend zur online Optimierung des Anlageneinsatzes eingesetzt wird. In der online Anwendung bestimmt das KNN jeweils in Abhängigkeit allgemeiner Parameter, vergangener Lastdaten und einer dreistündigen (perfekten) Lastprognose den Betriebspunkt für den unmittelbar folgenden Zeitschritt in viertelstündlicher Auflösung. Die Verwendung perfekter Lastprognosen schränkt die Aussagekraft der erzielten Ergebnisse (zwischen 2 und 18 % Abweichung der KNN Lösung vom GA-Optimum) stark ein. Des Weiteren erscheinen einige der verwendeten Randbedingungen unrealistisch, da eine stufenlose Modulierbarkeit der PEMFC-Mikro-KWK-Anlage unterstellt, kein thermischer Pufferspeicher berücksichtigt und das Verschwenden überschüssiger thermischer Energie erlaubt wurde.

Einen sehr einfachen Ansatz zur Senkung der Betriebskosten einer Mikro-KWK-Anlage verfolgen Boait et al. (2006). Die Autoren analysieren dazu sowohl reale als auch synthetisch generierte Lastgänge britischer Haushalte und argumentieren, dass eine tageszeitabhängige Wahl der gewünschten Raumtemperatur bereits positive Effekte auf die realisierte Eigennutzungsrate haben kann. Beispielsweise wird gezeigt, dass eine morgendliche Absenkung bei gleichzeitiger abendlicher Erhöhung der Zieltemperatur des beheizten Raums bis zu 15 % mehr Eigennutzung ermöglicht, da Gleichzeitigkeitseffekte zwischen elektrischem und thermischem Lastprofil besser ausgenutzt werden. Andererseits schränken die Autoren ein, dass dieser Ansatz zum einen nicht allgemeingültig sein kann und zum anderen nicht für jeden Nutzer akzeptabel ist.

Einen Ansatz zur Optimierung des Einsatzes von KWK-Anlagen in Wärmenetzen präsentiert die Arbeit von Wille-Haussmann et al. (2010). Das formulierte MIP maximiert die Einnahmen des Betreibers unter Berücksichtigung technischer Nebenbedingungen sowie dem Ziel der Deckung der Wärmenachfrage. Die Betrachtungsebene ist dabei ein kleines Nahwärmenetz mit fünf identischen motorischen KWK-Anlagen, wobei der erzeugte Strom vollständig und vergütet mit EEX Spotmarktpreisen eingespeist wird. Datenseitig baut das Modell auf einem Prognosemodell auf, das zukünftige thermische Lasten mittels multipler Regression bestimmt. Die präsentierte Anwendung geht hingegen ausschließlich von einer perfekten Prognose aus, wobei eine Senkung der Kosten um 10 % erreicht wird.

## 4.5 Auswahl der verwendeten Optimierungsmethoden

Die Auswertung der Literatur (zur Übersicht vgl. Tabelle 4.1) zeigt, dass ein breites Spektrum an Arbeiten existiert und viele Fragestellungen bereits abgedeckt wurden. Gleichzeitig konnte jedoch keine Arbeit identifiziert werden, die gleichzeitig ein in der Realität tatsächlich umsetzbares generisches Konzept zur haushaltsindividuellen prädiktiv optimierten Einsatzplanung einer PEMFC-Mikro-KWK-Anlage entwickelt und dabei neben den rechtlichen Rahmenbedingungen Deutschlands auch zukünftige Mobilitätskonzepte sowie zeitvariable Stromtarife integriert. Letztgenannte Punkte sind sicherlich der Aktualität der Themen geschuldet, während ersteres bei einigen Arbeiten nicht der Zielsetzung entspricht, da eher prinzipielle Aussagen zur Wirtschaftlichkeit der betrachteten Anlagen abgeleitet werden sollen. Die überwiegend mangelhafte Umsetzbarkeit der identifizierten Konzepte in der Realität ist bedingt durch die Verwendung rechenintensiver Verfahren, die zudem in hoher Iterationsfrequenz durchzuführen sind (z. B. Houwing et al., 2011; Krost et al., 2007; Matics u. Krost, 2008). Weitere Probleme bzgl. der Umsetzbarkeit ergeben sich durch nicht erfüllbare Flexibilitätsannahmen (Matics u. Krost, 2008; Vetter, 2005), die Notwendigkeit aufwändiger Messtechnik (Gräßle et al., 2011; Bao et al., 2011) oder die Verwendung einer zu niedrigen zeitlichen Auflösung bei der Optimierung und/oder Lastprognose (Gräßle et al., 2011; Vetter, 2005). Generell ist bei nahezu allen identifizierten Arbeiten ein Mangel im Bereich der Ergebnisbewertung festzustellen. Verschiedene Lastprognosemodelle werden nicht verglichen und Fehlermaße werden, wenn überhaupt, nur teilweise und oftmals inkonsistent ausgewiesen. In besonderem Maße gilt dieser Mangel auch für Ergebnisse, die mittels einer heuristischen oder regelbasierten Optimierungsmethode erzielt wurden. Diese werden nicht oder nur unzureichend mit dem theoretisch erreichbaren Optimum verglichen, obwohl die Daten und Methoden hierfür prinzipiell vorhanden wären.

Aus der Auswertung des Stands der Forschung leitet sich der Beitrag der vorliegenden Arbeit ab. Dieser erfolgt in Form der Bereitstellung eines Modellsystems, das so weit wie möglich generisch einsetzbar ist und zukünftigen Entwicklungen in Form zeitvariabler Tarife und zu-

**Tabelle 4.1:** Überblick zu existierenden Modellansätzen zur Optimierung und Bewertung des Betriebs dezentraler Mikro-KWK-Anlagen

Lastgangdaten		PO	Methoden	Quelle
elektrisch	thermisch			
<i>Siedlung oder Verteilungsnetzabschnitt</i>				
Siedlungsprofil	Siedlungsprofil	-	Simulation	Schulz (2007)
Profil	Profil	(x) <sup>d</sup>	Optimierung (MIP)	Woldt (2007)
Synthese	Synthese	(x) <sup>a</sup>	Regression, Simulation	Pielke (2010)
-	Messung	(x) <sup>b</sup>	Mult. Regression, Optimierung (MIP)	Wille-Hausmann et al. (2010)
Messung	Messung	x	Mult. Regr., Opt. (MIP) und Heuristik	Thoma (2007)
<i>Einzelgebäude oder Einzelhaushalt</i>				
Messung	Gebäudemodell	-	Optimierung (MIP)	Pehnt et al. (2012)
Synthese	Synthese	-	Optimierung (MIP)	Ren u. Gao (2010)
Profil	Profil	-	Optimierung (SQP)	Hawkes et al. (2006)
Messung	Messung	-	Regelwerk für Jahreszeiten und Strompreise	Hawkes u. Leach (2007)
Profil	Profil	-	Optimierung (LP)	Oh et al. (2012)
Messung	Messung	-	Regelwerk gemäß statistischer Analysen	Boait et al. (2006)
Synthese	Gebäudemodell	-	Simulation	Jungbluth (2006)
Synthese	Gebäudemodell	-	Regelungskaskaden, Simulation	Wehmhörer (2012)
Messung	Messung	(x) <sup>c</sup>	Offline und online Optimierung (GA,KNN)	Azmy (2005)
Synthese	Synthese	(x) <sup>d</sup>	Optimierung (MIP)	Houwing et al. (2011)
Profil	Gebäudemodell	(x) <sup>d</sup>	Regelbasierte Einsatzplanung	Gräßle et al. (2011), Bao et al. (2011)
Messung	Messung	x	Regression, Optimierung (MIP)	Hollinger et al. (2011)
Messung	Gebäudemodell	x	Gleitender Durchschnitt und Trend, Simulation	Vetter (2005)
Messung	Messung	x	Mustererkennung mit Neuro-Fuzzy-System, Fuzzy-Sollwertbestimmung	Krost et al. (2007), Matics u. Krost (2008)
Gebäudemodell	Gebäudemodell	x	ARX, Optimierung (MIP)	Collazos et al. (2009)
Gebäudemodell	Gebäudemodell	x	Optimierung (LP)	Yun et al. (2011), Cho et al. (2009)

<sup>a</sup>: Thermische Lastprognose entwickelt, aber in der Analyse perfekte Kenntnis zukünftiger Werte verwendet. <sup>b</sup>: Nur thermische Lastprognose berücksichtigt und vollständige Einspeisung des Stroms angenommen. <sup>c</sup>: Perfekte Kenntnis aller Lastgänge bei der online Optimierung mittels KNN angenommen. <sup>d</sup>: PO-Ansatz entwickelt oder vorgesehen, aber für die Analyse perfekte Voraussicht angenommen.

nehmender Verbreitung von Elektrofahrzeugen Rechnung trägt. Die Entwicklungen sind im Bereich der (ökonomisch motivierten) prädiktiven Optimierung eines Anlagenfahrplans einzuordnen, da sie neben der laufenden und adaptiven Prognose benötigter Eingangsdaten die modellgestützte Ermittlung eines ökonomisch optimierten Betriebs aus Sicht des Anlageneigentümers ermöglichen. In besonderem Maße soll der Umsetzbarkeit in der Realität Rechnung getragen werden, indem neben einem tendenziell rechenintensiven Verfahren zur Optimierung des Anlageneinsatzes auch ein problemspezifisch entwickelter heuristischer Ansatz eingesetzt wird. Der direkte Einsatz eines gemischt-ganzzahligen Programms in der dezentralen Anwendung ist aufgrund des Rechenaufwands und der damit verbundenen Notwendigkeit hochwertiger, in der Regel kommerzieller Solver, wenn überhaupt, nur mit Zusatzinvestitionen möglich. Letzteres schließt auch die Anwendung eines stochastischen Programms aus, da der Aufwand zur Lösung die dezentral verfügbaren Ressourcen übersteigen würde. Die Problemstruktur eignet sich jedoch auch für die Anwendung einer Greedy-Heuristik, da jeder Zeitschritt durch die jeweils gültige thermische und elektrische Nachfrage sowie dem ggf. zeitabhängigen Strompreis charakterisiert ist und so unter Zuhilfenahme einer Bewertungsmetrik die Bildung einer Rangfolge im Sinne der Zielsetzung minimaler Systemausgaben erlaubt. Hierbei stellt sich wie bei jeder Heuristik das Problem, dass die Güte des Ergebnisses nicht ohne die hinreichende Kenntnis des tatsächlichen Optimums bewertet werden kann. Als Referenzmethode wird deshalb ein MIP formuliert, dessen Lösung als Benchmark für die Lösungsgüte der Heuristik verwendet werden kann. Darüber hinaus gibt der Vergleich der Ergebnisse aller implementierter Methoden in den beiden Fällen *perfekter Kenntnis* und *fehlerbehafteter Prognose* zukünftiger Lastgänge Aufschluss darüber, welche Auswirkungen Prognosefehler auf die erzielbaren Einsparungen haben. Im Umkehrschluss ergeben sich aus den Vergleichen auch die Potenziale, die durch eine Weiterentwicklung der Heuristik oder der Lastprognose ausschöpfbar bleiben. Szenariobasierte Vergleiche offenbaren des Weiteren die Auswirkungen zeitvariabler Tarife und die der Möglichkeit, den Ladevorgang eines Elektrofahrzeugs zeitlich zu steuern. Hierbei sind nicht nur die absoluten Unterschiede von Interesse, sondern auch eventuelle methodenbedingte Auswirkungen unterschiedlicher Rahmenbedingungen auf die Ergebnissgüte der Heuristik. Der ausführliche Vergleich unterschiedlicher Varianten soll hierbei die identifizierte Schwäche einer mangelhaften Ergebnisbewertung in den bisher existierenden Arbeiten adressieren.

Die beschriebene Zielsetzung der prädiktiven Optimierung unter Unsicherheit begründet die Notwendigkeit einer kurzfristigen haushaltsindividuellen Lastprognose, welche als Grundlage für die deterministischen Optimierungsmethoden zur Einsatzplanung dient. Das folgende Kapitel widmet sich passenden Methoden zur kurzfristigen Lastprognose, mit einem Fokus auf die Prognose des elektrischen Lastgangs. Eine Vorauswahl zu den in Abschnitt 6.2 ausführlich untersuchten Methoden erfolgt wiederum am Ende des Kapitels, bevor alle bisher ausgewählten Methoden in Kapitel 6 zu einem integrierten Modellsystem vereint werden.

# Kapitel 5

## Kurzfristige Lastprognose zur Begegnung nachfrageseitiger Unsicherheiten

Die Zielsetzung der Entwicklung eines Modellsystems zur prädiktiven Optimierung des Anlagenfahrplans einer Mikro-KWK-Anlage begründet die Notwendigkeit einer geeigneten Methode zur kurzfristigen haushaltsindividuellen Lastprognose. Diese soll mit größtmöglicher Genauigkeit die unsicheren zukünftigen Lastgänge des betrachteten Gebäudes prognostizieren und hierfür nur solche Eingangsdaten verwenden, die in jedem Haushalt ohne signifikante Zusatzinvestitionen zur Verfügung gestellt werden können.

Dieses Kapitel widmet sich der Identifikation einer geeigneten Methode, wobei der Fokus auf die elektrische Lastprognose gelegt wird. Dies ist einerseits damit begründet, dass die Kenntnis der zukünftigen elektrischen Last maßgeblich für die Möglichkeit der ökonomischen Optimierung des Anlagenbetriebs ist. Andererseits ist dieser Fokus zielführend, da die kurzfristige elektrische Lastprognose aufgrund ihrer großen Relevanz für den stabilen Betrieb des Energiesystems auf aggregierter Ebene bereits weit verbreitet ist und die Forschung entsprechend viele Methoden hervorgebracht hat. Abschnitt 5.1 widmet sich zunächst einigen prinzipiellen Fragestellungen im Bereich der kurzfristigen Lastprognose. Neben einer Klassifizierung verschiedener Methoden erfolgt die Einführung geeigneter Fehler- und Gütemaße, die Beschreibung des Vorgehens zur Auswahl und Aufbereitung verwendeter Eingangsdaten sowie die Definition prinzipiell unterschiedlicher Modellierungsansätze. Im Anschluss beschreiben die Abschnitte 5.2 und 5.3 die grundlegende mathematische Definition vielfältiger Methoden, mit ihren jeweiligen Besonderheiten sowie Vor- und Nachteilen. Der darauf folgende Abschnitt 5.4 referenziert in kondensierter Form unterschiedliche artverwandte Arbeiten aus der Literatur und schließt das Kapitel mit dem Ableiten einer Vorauswahl geeigneter Methoden ab, die im Rahmen des Modellsystems umgesetzt werden.

## 5.1 Vorbemerkungen zu den vorgestellten Methoden

Aufgrund der großen Methodenvielfalt und intensiver Forschungsarbeit im Bereich der elektrischen Lastprognose während der letzten Jahrzehnte sind einige Vorbemerkungen zum Themenkomplex notwendig. Zunächst soll im folgenden Abschnitt eine Möglichkeit zur Klassifizierung existierender Methoden anhand unterschiedlicher Kriterien gegeben werden. Anschließend widmet sich ein Abschnitt der Gütebewertung unterschiedlicher Lastprognosemodelle, wobei mit der Entwicklung eines problemspezifischen Fehlermaßes ein direkter Bezug der Prognosebewertung zur in dieser Arbeit untersuchten Problemstellung hergestellt wird. Ein weiterer Abschnitt geht auf mögliche Auf- und Nachbereitungsschritte für Input- und Outputgrößen von Lastprognosemodellen ein. Des Weiteren wird ein wesentlicher Punkt für die konkrete Umsetzung der Lastprognose für die spätere dynamische Anwendung adressiert, indem auf die Problematik der Wahl eines geeigneten Modellansatzes eingegangen wird. Letzterer hat sowohl großen Einfluss auf das Datenmanagement als auch auf die Komplexität eines einzelnen Gesamtmodells oder diverser Submodelle.

### 5.1.1 Klassifizierung

Die elektrische Lastprognose ist bereits heute ein wesentlicher Baustein für den sicheren Betrieb des Energiesystems. Große Energieversorger nutzen Prognosemethoden, um beispielsweise den mittel- und langfristigen Ausbau sowie den kurzfristigen Einsatz ihres Kraftwerkparks zu planen. Hingegen versuchen Netzbetreiber die Auslastung elektrischer Netze vorherzusagen. Entsprechend ihrer Bedeutung ist die Lastprognose ein weit verbreitetes Forschungsgebiet, auf dem seit über 30 Jahren zahlreiche Arbeiten unterschiedlicher Zielrichtung entstanden sind. Nahezu alle verfügbaren Methoden sowie diverse Weiterentwicklungen und Kombinationen mehrerer Ansätze wurden eingesetzt, um das Ziel einer möglichst akkuraten Prognose zu realisieren.

Als wesentliche Unterscheidungsmerkmale verschiedener Arbeiten können zunächst die im Folgenden aufgelisteten Punkte dienen. Diese spiegeln sich zwischenzeitlich auch in ersten Standardisierungsbemühungen wider (Lopez et al., 2012; Hufendiek, 2001).

- Das Aggregationsniveau, auf dem die Prognose stattfinden soll: Haushalt, Straßenzug, Netzabschnitt, Stadt, Region, Land, Kontinent.
- Der betrachtete Zeithorizont: kurzfristig (bis zu einer Woche), mittelfristig (bis zu einem Jahr), langfristig (mehrere Jahre).
- Die zeitliche Auflösung der Prognose (wird im Allgemeinen gröber mit steigendem Zeithorizont).

Neben der prinzipiellen Klassifizierung unterschiedlicher Arbeiten nach ihrer Zielsetzung ist insbesondere eine Unterscheidung anhand der jeweils verwendeten Methode zu treffen. Diese

wird in der Regel in Abhängigkeit der o. g. Parameter sowie der Datenverfügbarkeit getroffen und hat auch Auswirkungen auf das Vorgehen zur Prä- und Postkonditionierung der Ein- bzw. Ausgabedaten.

Die später einzeln vorgestellten Methoden lassen sich in klassische statistische/ökonometrische sowie in moderne Methoden des Soft Computing unterscheiden. Theoretisch könnten zwar auch die meisten der letztgenannten Methoden im Bereich der Statistik eingeordnet werden, doch durch die inzwischen weit verbreitete Abgrenzung in der Literatur gegenüber klassischen statistischen Methoden wird auch hier auf diese Einteilung zurückgegriffen. Des Weiteren könnten bspw. künstliche neuronale Netze (KNN) zwischen parametrischen und nicht-parametrischen statistischen Verfahren eingeordnet werden, während in der Statistik eine klare Abgrenzung zwischen beiden Verfahren üblich ist (Anders, 1997; Rentz et al., 1999). Für die vorliegende Arbeit sind außerdem lediglich quantitative Methoden von Interesse, weshalb von der Beschreibung qualitativer Prognosemethoden wie bspw. der Delphi-Methode oder Szenariotechniken abgesehen wird. Einen nochmals breiter angelegten Überblick zur Thematik der kurzfristigen (elektrischen) Lastprognose gibt bspw. Kyriakides u. Polycarpou (2007).

Eine weitere methodische Unterscheidungsmöglichkeit bezieht sich auf unterschiedliche Zielsetzungen. Während funktionsapproximierende Verfahren versuchen, den Verlauf einer Funktion in Abhängigkeit einer oder mehrerer Inputgrößen zu approximieren, sind Modelle zur Klassenbildung dazu geeignet, ähnliche Datensätze so zusammenzufassen, dass mehrere gegenüber einander möglichst heterogene Klassen entstehen, die in sich selbst wiederum möglichst homogen sind. Werden bei funktionsapproximierenden Verfahren ausschließlich Outputs zeitverzögert (sog. Lags) als Inputs verwendet, handelt es sich um ein univariates Zeitreihenmodell, z. B. ein Box-Jenkins-Modell (Stier, 2001). Werden hingegen (auch) weitere externe Größen verwendet, spricht man von einem multivariaten oder *erklärenden Ansatz*. Diese werden im Rahmen dieser Arbeit bevorzugt angewendet, da zur haushaltsindividuellen Lastprognose neben historischen Lastdaten weitere Größen in das Modell integriert werden sollen, um die Ergebnisse zu verbessern. Dazu zählen zukünftig eventuell zeitvariable Tarife für den Bezug elektrischer Energie, die Anwesenheit der Bewohner des Haushalts oder Wetterdaten. Da funktionsapproximierende Verfahren in der Lage sind, durch eine Generalisierung für unterschiedliche Konstellationen von Inputgrößen entsprechende Outputwerte zu berechnen, eignen sie sich für die Zielsetzung im Rahmen dieser Arbeit. Dies könnte insbesondere zukünftig interessant werden, wenn belastbare Messdaten zu elektrischen Haushaltslastgängen bei dynamischer Tarifstruktur vorliegen. Durch geeignete Lernverfahren könnten moderne Methoden die im Lastgang enthaltenen Sensitivitäten erfassen und für Prognosen nutzbar machen. Derzeit scheitert eine entsprechende Untersuchung jedoch noch an der mangelhaften Datenbasis.

Der Fokus dieses Kapitels liegt so weit wie möglich auf der kurzfristigen Lastprognose, da diese relevant ist für die Ziele der vorliegenden Arbeit. Die Betrachtung ist hingegen nicht

ausschließlich auf ein bestimmtes Aggregationsniveau beschränkt, da insbesondere für Einzelhaushalte bisher nur wenige Arbeiten existieren. Bei der späteren Auswahl näher untersuchter Methoden wird als Auswahlkriterium zudem berücksichtigt, dass diese möglichst gut generisch einsetzbar sein sollen. Das bedeutet vor allem, dass sie möglichst ohne aufwändige Anpassungen für unterschiedliche Haushalte einsetzbar und möglichst robust gegenüber Ausreißern und Sondersituationen sind. Eine der im weiteren Verlauf der Arbeit adressierten Folgen daraus ist, dass bei Auswahl, Implementierung und Parametrierung der Methoden darauf geachtet wird, nicht einen einzelnen Beispielhaushalt möglichst gut abzubilden, sondern basierend auf der Betrachtung mehrerer Datensätze ein möglichst gutes durchschnittliches Ergebnis für viele Einzelhaushalte zu erzielen. Dies hat den Vorteil, dass im Anwendungsfall eine aufwändige Modellanpassung bei Inbetriebnahme entfallen kann. Letzteres ist gleichzeitig eine notwendige Bedingung, da zum Zeitpunkt der Inbetriebnahme wahrscheinlich in vielen Fällen keine ausreichende Datenbasis zur Verfügung steht.

### 5.1.2 Bewertung von Lastprognosen

Zur vollständigen Bewertung der Ergebnisse eines Lastprognosemodells sollten in Hinblick auf die vorliegende Problemstellung mindestens Daten eines kompletten Jahres berücksichtigt werden, da nur so die typischerweise auftretenden saisonalen Unterschiede und Sondersituationen im Lastgang vollständig erfasst werden. Die allen Fehlermaßen zugrunde liegenden Größen sind die Abweichungen der prognostizierten ( $\hat{P}_t$ ) von den realen ( $P_t$ ) Lastwerten in allen Zeitschritten  $t \in T$  des Betrachtungshorizonts  $T$ .

Im Folgenden werden verschiedene Fehlermaße definiert. Neben solchen, die typischerweise für die elektrische Lastprognose auf aggregierter Ebene angewendet werden und statistisch unterschiedlich belastbare Aussagen treffen, wird auch ein problemspezifisches Fehlermaß eingeführt, das den speziellen Anforderungen im Kontext des Ziels einer ökonomisch optimierten Einsatzplanung einer Mikro-KWK-Anlage gerecht wird. Einen Überblick über die verschiedenen Kennzahlen gibt Tabelle 5.1. Jedes Fehlermaß hat unterschiedliche Eigenschaften hinsichtlich seiner Aussagekraft und kann teilweise in mehreren Varianten angegeben werden (Dannecker et al., 2010; Hyndman u. Koehler, 2006; Hufendiek, 2001).

- Der mittlere Fehler (Mean Error, ME) zeigt, ob das betrachtete Modell einen systematischen Fehler besitzt, und wird häufig auch prozentual angegeben (Mean Percentage Error, MPE). Falls der Fehler nahe Null liegt, werden die Werte im Mittel weder unter- noch überschätzt. Bezogen auf die Lastprognose bedeutet dies, dass die jährliche prognostizierte Summe des Energiebedarfs gut mit der realen Summe übereinstimmt.
- Der mittlere absolute Fehler (Mean Absolute Error, MAE) zeigt die mittlere absolute Abweichung der Prognose zur Realität. Der Wert ist skalenabhängig und somit nur interpretierbar, wenn die Größenordnungen der Zielwerte bekannt und aussagekräftig sind.

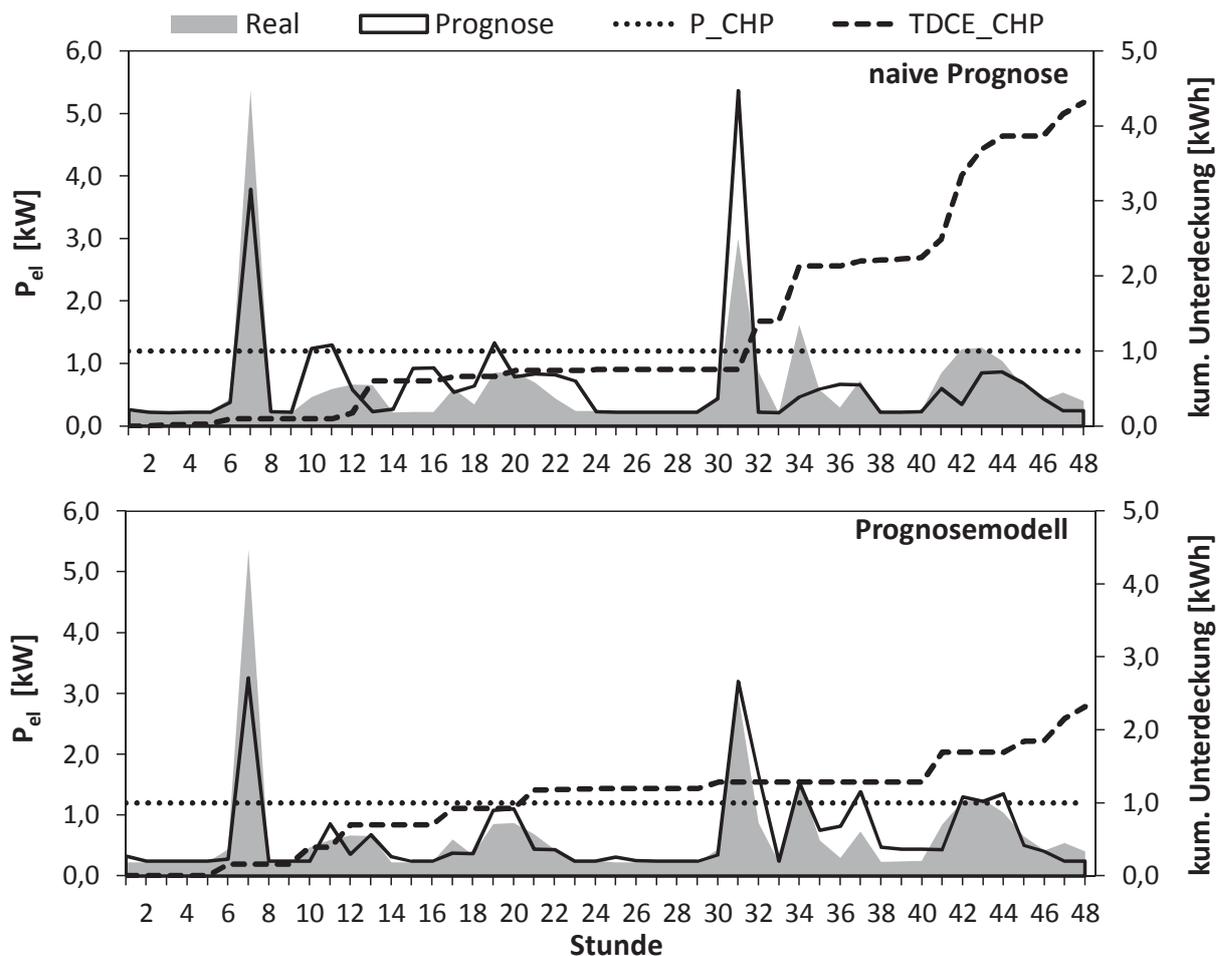
- Der mittlere absolute prozentuale Fehler (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) bezieht wie der MAE alle absoluten Abweichungen ein und setzt sie ins Verhältnis zum realen Wert. Die prozentualen Fehlermaße bieten den Vorteil, dass sie unabhängig von der Größenordnung der prognostizierten Größe sind. Jedoch leidet die Interpretierbarkeit stark, wenn einige reale Werte nahe Null liegen. Wenn einer der realen Werte gar Null entspricht, lassen sich die prozentualen Maße ohne den Ausschluss dieser Wertepaare nicht mehr berechnen (Anders, 1997, S.81).
- Der Median des absoluten prozentualen Fehlers (Median Absolute Percentage Error, MdAPE) repräsentiert den Median aller absoluten prozentualen Fehler. Durch die Wahl des Medians statt des Mittelwerts wird der Fehler weniger stark überschätzt, da die Auswirkungen punktuell hoher prozentualer Fehler geringer sind als bei der Berechnung des MAPE.
- Der mittlere quadratische Fehler (Mean Squared Error, MSE) ist ebenfalls skalenabhängig und berechnet die mittlere quadrierte Abweichung vom Sollwert. Hohe Abweichungen werden aufgrund der Quadrierung stärker gewichtet. Wenn der ME nahe Null liegt, repräsentiert der MSE näherungsweise die Varianz der Prognosefehler.
- Die Wurzel des MSE (Root Mean Squared Error, RMSE) entspricht näherungsweise der Standardabweichung der Prognosefehler. Der RMSE ist eines der am meisten verwendeten Fehlermaße in der Literatur. Er ist wiederum nur dann interpretierbar, wenn die Größenordnungen der realen Werte bekannt sind.
- Der relative RMSE (Relative Root Mean Squared Error, RRMSE) vergleicht den RMSE der untersuchten Prognose mit dem eines naiven Modells mit zeitlicher Verschiebung  $d$  (Lag). Liegt der RRMSE unter eins, bedeutet dies, dass das Modell besser arbeitet als die unterstellte naive Prognose.
- Der normierte RMSE (Normalized Root Mean Squared Error, NRMSE) bezieht den RMSE auf die Schwankungsbreite der realen Zeitreihenwerte. Dementsprechend wird der NRMSE in der Regel als prozentualer Wert angegeben. Niedrige Werte lassen auf eine geringe Varianz der Residuen schließen.
- Die gesamte von der Prognose ungedeckte Nachfrage, die theoretisch im Leistungsbereich der Mikro-KWK-Anlage läge und somit durch diese gedeckt werden könnte (Total Deficient Cover of Energy CHP, TDCE<sub>CHP</sub>), ist ein problemspezifisch entwickeltes Fehlermaß zur Bewertung der Prognose im Hinblick auf deren späteren Verwendungszweck. Das Fehlermaß kann sinnvollerweise auch prozentual angegeben werden (Total Percentage Deficient Cover of Energy CHP, TPDCE<sub>CHP</sub>) und ist nur gemeinsam mit einem ME nahe Null aussagekräftig. Darüber hinaus ist es abhängig von der jeweils unterstellten Anlagenleistung.

Basierend auf obiger Beschreibung werden fünf Fehlermaße sowie ein Gütemaß für die Bewertung der Prognosegüte ausgewählt. Dabei ist zu beachten, dass bei der durchzuführenden

**Tabelle 5.1:** Bewertungsmaße der Prognosegüte von Lastprognosemodellen in Anlehnung an Dannecker et al. (2010); Hyndman u. Koehler (2006); Hufendiek (2001); Bol (2004)

Abk.	Bezeichnung	Berechnung
ME	Mean Error	$\frac{1}{ T } \cdot \sum_{t \in T} \hat{P}_t - P_t$
MPE	Mean Percentage Error	$\frac{1}{ T } \cdot \sum_{t \in T} \frac{\hat{P}_t - P_t}{P_t}$
MAE	Mean Absolute Error	$\frac{1}{ T } \cdot \sum_{t \in T}  \hat{P}_t - P_t $
MAPE	Mean Absolute Percentage Error	$\frac{1}{ T } \cdot \sum_{t \in T} \frac{ \hat{P}_t - P_t }{P_t}$
MdAPE	Median Absolute Percentage Error	$median \left( \frac{ \hat{P}_t - P_t }{P_t} \right)$
MSE	Mean Squared Error	$\frac{1}{ T } \cdot \sum_{t \in T} (\hat{P}_t - P_t)^2$
RMSE	Root Mean Squared Error	$\sqrt{\frac{1}{ T } \cdot \sum_{t \in T} (\hat{P}_t - P_t)^2}$
RRMSE	Relative Root Mean Squared Error	$\sqrt{\frac{\sum_{t \in T} (\hat{P}_t - P_t)^2}{\sum_{t \in T} (P_t - P_{t-d})^2}}$
NRMSE	Normalized Root Mean Squared Error	$\frac{\sqrt{\frac{1}{ T } \cdot \sum_{t \in T} (\hat{P}_t - P_t)^2}}{P_{t,max} - P_{t,min}}$
TDCE <sub>CHP</sub>	Total Deficient Cover of Energy CHP	$\sum_{t \in T} \max\{0, \min\{P_{CHP}, P_t\} - \hat{P}_t\} \cdot h_t$
TPDCE <sub>CHP</sub>	Total Percentage Deficient Cover of Energy CHP	$\frac{\sum_{t \in T} \max\{0, \min\{P_{CHP}, P_t\} - \hat{P}_t\} \cdot h_t}{\sum_{t \in T} P_t \cdot h_t}$
r	Empirischer Korrelationskoeffizient	$\frac{\sum_{t \in T} (P_t - \bar{P}_t)(\hat{P}_t - \bar{\hat{P}}_t)}{\sqrt{\sum_{t \in T} (P_t - \bar{P}_t)^2 \sum_{t \in T} (\hat{P}_t - \bar{\hat{P}}_t)^2}}$

Prognose die Größenordnungen der vorherzusagenden Zeitreihen bekannt sind. Daher ist eine eventuelle Skalenabhängigkeit im beschriebenen Anwendungsfall nicht zwangsläufig als nachteilig anzusehen, obgleich die Interpretation des ausgewiesenen Fehlers stets unter Berücksichtigung der jeweiligen Größenordnungen zu erfolgen hat. Als skalenabhängige Fehlermaße werden die weit verbreiteten ME, MAE und NRMSE ausgewählt. Ersterer dient vor allem dazu, einen systematischen Modellfehler auszuschließen, während der MAE die durchschnittliche Prognosegüte repräsentiert. Der NRMSE wurde gewählt, da er gegenüber dem RMSE leichter interpretierbar ist, da er die Schwankungsbreite der realen Zeitreihe mit einbezieht und als prozentualer Wert ausgewiesen werden kann. Um neben der isolierten Beurteilung jeder Prognose auch den Vergleich von Prognosegüten für verschiedene Zeitreihen zu ermöglichen, wird mit dem MdAPE ein skalenunabhängiges Fehlermaß ausgewählt. Dieses eignet sich aufgrund der Charakteristik elektrischer Haushaltslastgänge, welche in viertelstündlicher Auflösung oft Werte nahe Null aufweisen, besser als der sonst häufig verwendete MAPE. Abschließend bie-



	ME	MAE	NRMSE	TPDCE <sub>CHP</sub>	r
naive Prognose	2,46 %	0,2911	10,52 %	17,81 %	0,8051
Prognosemodell	0,16 %	0,1914	7,36 %	9,57 %	0,8987

**Abbildung 5.1:** Veranschaulichung ausgewählter Fehlermaße für Lastprognosemodelle. Die Überdeckung der Prognose unterhalb der elektrischen Leistung der angenommenen Anlage ist maßgeblich für den Wert des TPDCE<sub>CHP</sub>. Die naive Prognose repräsentiert die naive Fortschreibung kürzlich beobachteter Lastdaten.

tet insbesondere das problemspezifisch entwickelte Fehlermaß TPDCE<sub>CHP</sub> in Verbindung mit dem ME die Möglichkeit, die Qualität der erstellten Prognose direkt in Bezug auf deren späteren Verwendungszweck zu beurteilen (vgl. Abbildung 5.1).

Die ausgewählten Fehlermaße werden außerdem mit dem empirischen Korrelationskoeffizienten  $r$  (vgl. z. B. Bol, 2004) als Gütemaß des linearen Zusammenhangs zwischen den Prognose- und Zielwerten erweitert. Die verwendeten Wertepaare sind dabei der jeweilige Zielwert und der zugehörige Prognosewert. Mit Hilfe von  $r$  wird ausgedrückt, inwieweit die Ausprägungen der prognostizierten und realen Lastzeitreihe in Verbindung stehen. Der Wert ist jedoch wiederum alleinstehend nicht aussagekräftig.

Die ausgewählten Metriken finden im Rahmen der Methodenauswahl in Abschnitt 6.2.5 sowie der Fallstudie in Kapitel 7 Anwendung. Da der Charakter realer elektrischer Haushaltslastgänge stark fluktuierend und somit schwer prognostizierbar ist, ist anzunehmen, dass die erreichbaren Ausprägungen der Fehlermaße nicht mit denen von Modellen auf aggregierter Ebene vergleichbar sind. Jedoch kann bspw. mit Hilfe des  $TPDCE_{CHP}$  schon vorab näherungsweise abgeschätzt werden, inwieweit die erstellte Prognose gewinnbringend zur Lösung des übergeordneten Problems beitragen kann. Gleichwohl ist festzuhalten, dass keines der verwendeten Maße alleinstehend ausreicht, um das am besten geeignete Modell zu identifizieren. Deshalb sind alle Ausprägungen immer im Kontext derer anderer Metriken zu bewerten.

### 5.1.3 Auswahl und Aufbereitung der Inputs und Outputs

Außer bei der univariaten Zeitreihenanalyse ist für die in den folgenden Abschnitten beschriebenen multivariaten Methoden eine Auswahl hinsichtlich der zu verwendenden Einflussgrößen zu treffen. Alle denkbaren Größen in die Modelle zu integrieren schlägt in der Regel fehl, da entweder die Modellkomplexität durch viele Einflussgrößen stark ansteigt oder die Zahl der Trainingsdatenpaare nicht mehr ausreicht, um alle dadurch benötigten Parameter während des Trainings anzupassen. Darüber hinaus kann v. a. bei der Verwendung sehr vieler Einflussgrößen das Problem der sogenannten *Multikollinearität* auftreten, wenn mehrere der erklärenden Variablen untereinander stark korreliert sind (Backhaus et al., 2006). Beispielsweise führt Multikollinearität bei Regressionsverfahren zu einer mangelnden Interpretierbarkeit der berechneten Regressionsparameter (vgl. Abschnitt 5.2.2 und Backhaus et al. (2006)).

Für den realen Einsatz muss des Weiteren die einfache Verfügbarkeit aller verwendeten Eingangsgrößen im jeweiligen Haushalt sichergestellt sein. Da aus Datenschutzgründen (Molina-Markham et al., 2010; Kim et al., 2010; McDaniel u. McLaughlin, 2009) keine Kommunikation sensibler Informationen nach außen stattfinden soll, ist eine Übermittlung an eine zentrale Prognosinstanz ausgeschlossen. Grundlegende Strategien zur Auswahl der Einflussgrößen sowie deren Aufbereitung werden in den folgenden Abschnitten kurz angesprochen. Eine weitaus umfangreichere Darstellung ist bspw. Hufendiek (2001) zu entnehmen.

#### Preprocessing

Für die Aufbereitung der zur Prognose verwendeten Einflussgrößen ist zunächst die zu prognostizierende Zeitreihe selbst zu betrachten. Sie ist im Fall der Betrachtung eines Jahres mit einer zeitlichen Auflösung von einer Stunde als ein Vektor der Länge 8.760 gegeben. Viele Modelle erfordern eine Bereinigung der gegebenen Zeitreihe von Trends und Saisonalitäten, um deterministische Anteile auszufiltern. Im Allgemeinen ist jedoch bei einem jährlichen elektrischen Lastgang kein globaler Trend feststellbar, solange davon ausgegangen werden kann, dass keine relevanten Neuanschaffungen während des Jahres getätigt wurden. Es existieren jedoch ausgeprägte saisonale Trends, da im Winter der Strombedarf in Haushalten ansteigt. Aufgrund der

unterjährig wiederholt durchgeführten Prognose auf Basis eines begrenzten Datenumfangs, der in der Regel nur teilweise saisonübergreifend ist, muss der jahreszeitliche saisonale Trend nicht entfernt werden, da sich dieser bereits in den jeweiligen Trainingsdatensätzen wiederfindet.

Die Bereinigung täglicher und wöchentlicher Saisonalitäten ist hingegen ggf. notwendig, da der elektrische Lastgang eines Haushalts tages- und wochentypischen Schwankungen unterliegt. Diese werden durch gleitende Mittelwertbildung erfasst und durch Subtraktion eliminiert. Das Prognosemodell erfasst nun nur noch die verbleibenden Schwankungen und versucht diese zu prognostizieren. Am Ende wird durch die Addition der zunächst ausgefilterten Mittelwerte die Rücktransformation erreicht. Die Bereinigung der Zeitreihe ist insbesondere für klassische univariate Methoden wie z. B. die der exponentiellen Glättung (vgl. Abschnitt 5.2) notwendig. Methoden wie künstliche neuronale Netze oder Neuro-Fuzzy-Systeme erfordern aufgrund ihrer universellen Approximationseigenschaften (Hornik et al., 1989; Wang, 1992; Jang, 1992) nicht zwingend eine entsprechende Aufbereitung (Hufendiek, 2001; Bishop, 1995). Dies bestätigen eigene Untersuchungen im Rahmen der Modellentwicklung.

Der thermische Lastgang setzt sich zusammen aus Bedarfen zur Warmwasserbereitung und zu Heizzwecken. Letztere dominieren außer in Gebäuden mit sehr hohem Dämmstandard v. a. in den Wintermonaten den thermischen Lastgang. Während der variable Anteil des elektrischen Lastgangs nahezu ausschließlich vom Verhalten der Bewohner determiniert ist, gilt für den thermischen Lastgang deshalb in der Regel eine starke Abhängigkeit vom Gebäude und seiner thermischen Eigenschaften. Nutzereinflüsse sind zwar ebenfalls vorhanden (Zeitpunkte von Warmwasserentnahmen, Lüftungsverhalten, ...), doch fallen diese im Vergleich zum regelmäßigen Heizbedarf weit weniger ins Gewicht. Darüber hinaus werden sie durch den obligatorischen thermischen Pufferspeicher von Mikro-KWK-Anlagen vergleichmäßig. Für die Prognose thermischer Lasten bietet sich somit aufgrund der naturgemäß starken Wetterabhängigkeit ein multivariates Verfahren mit datenseitigem Preprocessing auf Basis eines Klassifikationsverfahrens an. Univariate Verfahren können hingegen aufgrund der klaren Abhängigkeit von exogenen Größen nicht angewendet werden. Zur Umsetzung können bspw. allgemeine Wetterdaten (Temperaturverlauf, Bewölkungsgrad, ...) zu einem Typtagindikator zusammengefasst werden, welcher gemeinsam mit anderen Faktoren in die Prognose der thermischen Last mit einfließt (VDI, 2008; Pielke, 2010). Der Typtagindikator wird anschließend, falls notwendig, mit Hilfe von Aufbereitungsverfahren wie bspw. einer bestimmten Form der Codierung modellspezifisch aufbereitet (Hufendiek, 2001).

### **Postprocessing**

Das Postprocessing dient der Beseitigung bzw. Korrektur offensichtlich unrealistischer Ausgaben eines Prognosemodells. Bedingt durch bestimmte Modelleigenschaften, v. a. im Fall multivariater Methoden, kann es bspw. zu sehr hohen oder gar negativen Ausgabewerten für die

prognostizierte Last kommen. Dies geschieht in der Regel dann, wenn bereits die Eingangsgrößen einen Ausreißer enthalten, in der Trainingsdatenmenge eine bestimmte Parameterkombination nicht mit einem Trainingsdatensatz abgedeckt wurde oder noch keine ausreichende Generalisierung erreicht werden konnte. Deutliche Ausreißer auf Seite der Outputs sind jedoch in der Regel unter Einbezug des bis zum betrachteten Zeitpunkt bekannten Datensatzes leicht zu erkennen und können mittels einfacher Regeln, z. B. mit Hilfe dynamischer Unter- und Obergrenzen, entfernt werden, ohne die Aussagekraft des Modells wesentlich zu schmälern.

In der Literatur finden sich auch weitaus komplexere Verfahren zum Postprocessing. Kajl et al. (1997) verwenden ein Fuzzy-System zur Korrektur von Ausgabewerten, die ein künstliches neuronales Netz zuvor ermittelt hat. Die Wissensbasis wurde dafür in 18 Simulationen erarbeitet und in neun Fuzzy-Regeln umgesetzt. Das Postprocessing verbessert die Performance auch für nicht in der ursprünglichen Simulationsmenge enthaltene Datensätze. Cheng u. Wei (2010) verwenden eine *adaptive Prognosegleichung*, um die durch ein Neuro-Fuzzy-System erstellte Prognose anzupassen. Die auf Chen et al. (2007) basierende Gleichung baut auf einer Fibonacci-Folge auf und ermöglicht die Anpassung von Ein-Schritt Prognosen. Die Prognosegüte wird durch die Anwendung des Verfahrens für den untersuchten Fall verbessert.

Neben den vergleichsweise aufwändigen Verfahren der genannten Beispiele können Ausreißer auch mit geringerem Aufwand und kleinstmöglicher dynamischer Wissensbasis entsprechend einfacher Regeln korrigiert werden.

1. Bei prognostizierten Werten, die über dem bisher beobachteten Maximalwert liegen, wird der Prognosewert durch eben diesen Maximalwert oder durch ein hohes Quantil des bis dahin bekannten Datensatzes ersetzt.
2. Bei prognostizierten Werten, die kleiner als Null und somit unrealistisch sind, wird der Prognosewert durch Null oder durch ein niedriges Quantil (bspw. Baseload) des bis dahin bekannten Datensatzes ersetzt.

Diese Regeln finden bei den in dieser Arbeit erstellten Modellen Anwendung, wodurch die Prognosegüte verglichen mit unbehandelten Ausgabewerten gesteigert werden kann.

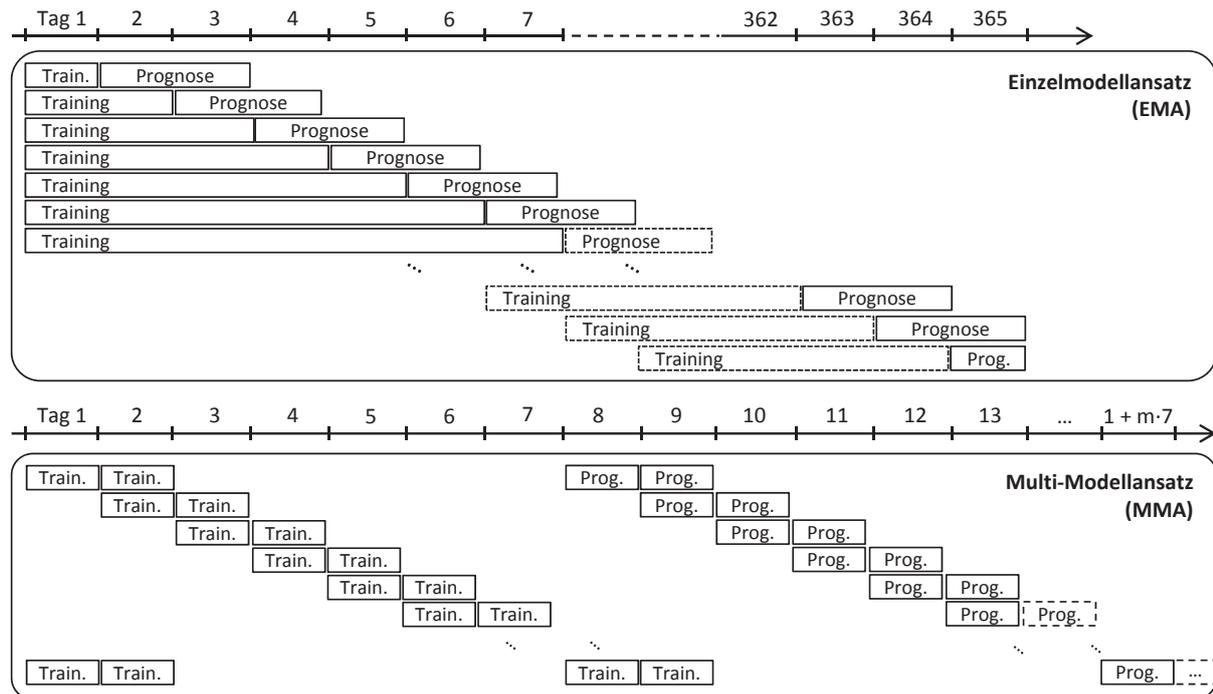
#### **5.1.4 Wahl des Modellansatzes**

Das Ziel der kurzfristigen Lastprognose in der vorliegenden Arbeit bedingt den sogenannten *online* Ansatz. Dies bedeutet, dass die Prognose mit jeweils vorgeschaltetem Training in wiederholten Zyklen, bspw. täglich, stattfindet. Entsprechend ist eine Auswahl hinsichtlich des Umfangs der je Zyklus verwendeten Trainingsdatensätze zu treffen. Entweder können dem Modell stets alle Daten zur Verfügung gestellt werden (kumulativer Ansatz), oder aber nur ein jeweils begrenzter Datenumfang im Sinne eines gleitenden Fensters (rollierender Ansatz). Eine vergleichende Untersuchung (Yang et al., 2005) zeigt, dass für den online Ansatz zur Prognose des Energiebedarfs in Gebäuden der Ansatz mit gleitendem Fenster meist besser geeignet

ist. Dies kann v. a. durch jahreszeitliche Unterschiede begründet werden. Deshalb wird im Folgenden für alle Analysen dieser Ansatz verwendet, obgleich die spätere Implementierung prinzipiell auch die Anwendung des kumulativen Ansatzes erlauben würde, indem die Anzahl der zu verwendenden Trainingsdatensätze auf eine Zahl gesetzt wird, die größer als die der insgesamt zur Verfügung stehenden Datensätze ist.

Modelle zur kurzfristigen Lastprognose, die wiederholte Zyklen (Training und Prognose) durchlaufen, können darüber hinaus zwei prinzipiellen Herangehensweisen hinsichtlich der Modellanzahl und zugehörigen Partitionierung der Trainingsdatensätze je Zyklus folgen (vgl. Hippert et al. (2001) und Abbildung 5.2):

- (1) Im *Einzelmodellansatz (EMA)* wird eine einzige Modellinstanz verwendet, welche laufend im Rahmen des Trainings aktualisiert wird. Der Tagestyp (bspw. der Wochentag) und die Stunden gehen bei diesem Modellansatz als Parameter in das Prognosemodell ein, sodass bspw. für den Fall eines künstlichen neuronalen Netzes die Notwendigkeit eines Ausgabeneurons für jede Stunde eines Tages umgangen wird. Die Vorteile des Ansatzes sind ein einfaches Datenmanagement sowie die Chance, dass das Prognosemodell durch die größere Trainingsdatenmenge besser generalisiert. Gleichzeitig besteht jedoch die Gefahr, dass Besonderheiten einzelner Typtage oder Stunden nicht ausreichend berücksichtigt werden.
- (2) Im *Multimodellansatz (MMA)* werden mehrere Modellinstanzen zur Erstellung der Prognosen verwendet. Beispielsweise wird je Typtag (Tagesmodellansatz, TMA) oder Stunde (Stundenmodellansatz, SMA) ein Modell erstellt, das anschließend ausschließlich mit den Daten typgleicher Tage bzw. Stunden trainiert wird. Dementsprechend gehen die Parameter Typtag bzw. Stunde nicht in die Modelle ein. Dies reduziert einerseits die Komplexität der Einzelmodelle, verkompliziert andererseits jedoch das Datenmanagement im Vorfeld der Prognose. Es muss sichergestellt werden, dass den unterschiedlichen Instanzen lediglich jene Daten zum Training übergeben werden, die auch tatsächlich dem modellspezifischen Tagestyp bzw. der betrachteten Stunde entsprechen, um eine Verfälschung der Ergebnisse zu vermeiden. Der Vorteil des Ansatzes ist, dass die Besonderheiten jedes Typtags bzw. jeder Stunde besser in den Modellen abgebildet werden können als im EMA. Andererseits stehen deutlich weniger Trainingsdaten je Modell zur Verfügung, was gegebenenfalls die Fähigkeit zur Generalisierung beeinträchtigen kann. Letzteres erschwert auch die Kombination von TMA und SMA (TSMA), da dann nur noch sehr wenige Datensätze je Typtagstunde zur Verfügung stehen (z. B. bei zehn Typtagen ca. 36 im ersten Jahr). Der TMA erfordert genau wie der EMA in jeder Iteration die Prognose von 24 Stunden in die Zukunft, während SMA und TSMA auch Einschrittprognosen erlauben.



**Abbildung 5.2:** EMA und MMA im Vergleich hinsichtlich der verwendeten Trainingsdaten. Im EMA stehen in Abhängigkeit des Trainings-Zeithorizonts die Daten der unmittelbaren Vorgängertage für das Training zur Verfügung. Im Fall des MMA (hier TMA) werden die Daten typgleicher Tage oder Stunden zum Training separater Modelle verwendet.

Die Wahl des am besten geeigneten Modellansatzes kann auf theoretischer Ebene nicht zweifelsfrei getroffen werden. Allerdings existieren innerhalb der zur Auswahl stehenden Modellansätze signifikante Rechenzeitunterschiede. Da die Ansätze EMA und TMA Prognosen für 24 Zeitschritte in die Zukunft erstellen, muss bei täglicher Iteration jeweils nur ein Modell trainiert und ausgewertet werden. Im Gegensatz dazu erfordern SMA und TSMA für eine day-ahead Prognose das tägliche Trainieren und Auswerten von 24 unterschiedlichen Modellen, was in der Regel zu erheblich erhöhten Rechenzeiten führt. Insofern ist der Einsatz letzterer Modellansätze nur dann gerechtfertigt, wenn entweder eine signifikant höhere Prognosegüte erreicht werden kann als im EMA und TMA oder die Berechnungszeit aufgrund einer performanteren Methode nicht ins Gewicht fällt.

Das im Rahmen der vorliegenden Arbeit entwickelte Lastprognosemodul des Modellsystems *P-OPT* (vgl. Abschnitt 6.2 zur Implementierung) ist flexibel aufgebaut und ermöglicht die Durchführung und somit auch den Vergleich aller Modellansätze. Eine vorgelagerte Clusteranalyse kann die Suche nach einer geeigneten Typtagstruktur erleichtern. In der Regel reicht jedoch eine intuitive Partitionierung (bspw. nach Wochentagen) aus. Letzteres ist im Sinne eines generischen Ansatzes für den realen Einsatz auch besser geeignet, da zum Zeitpunkt der Inbetriebnahme nur unzureichende Informationen vorliegen und eine aufwändige Clusterung erst nach einiger Zeit möglich wäre. Darüber hinaus wäre auch eine laufende Clusterung und ein darauf aufbauendes dynamisches System denkbar, welches jedoch nicht Gegenstand der vorliegenden Arbeit ist, sondern Gegenstand zukünftiger Forschung sein sollte.

## 5.2 Klassische statistische und ökonometrische Methoden

In diesem Abschnitt werden verschiedene klassische statistische Methoden zur kurzfristigen Lastprognose diskutiert und bewertet. Die Einführung der naiven Referenzmethode dient dem Vergleich mit anderen uni- und multivariaten Methoden. Ein Schwerpunkt liegt auf multivariaten Methoden, da diese im Sinne eines erklärenden Ansatzes geeigneter erscheinen.

### 5.2.1 Naive Prognose

Die sogenannte *naive Prognose* ist kein Prognosemodell im eigentlichen Sinne. Dennoch kann sie sinnvoll eingesetzt werden, um die prinzipielle Eignung anderer Verfahren zu beurteilen. Vergleicht man das Fehlermaß eines Prognosemodells mit dem der naiven Prognose, sollten aufwändige Modelle mindestens besser sein, um ihren Einsatz zu rechtfertigen. Der Fehler eines naiven Modells stellt somit eine Grenze des erlaubten Fehlers eines komplexen Prognosemodells dar. Der Lastprognosewert  $P_{t+1}$  wird bei der naiven Prognose durch Fortschreibung des Werts einer vergleichbaren Stunde mit einem Lag in Höhe von  $d$  Zeitschritten erreicht.

$$P_{t+1} = P_{t+1-d} \quad (5.1)$$

Bezogen auf die Problemstellung ist eine intuitive Möglichkeit, für jede Stunde den Wert der Last in der Vorwoche oder des Vortags zur selben Stunde als Prognose zu verwenden. Dies entspricht den Lags  $d = 168$  bzw.  $d = 24$ .

### 5.2.2 Multiple Regression

Regressionsmodelle sind parametrische Verfahren, die versuchen, eine abhängige Größe  $y_t$  mittels Regressionsparametern und den Variablen  $x_t$  zu erklären. In der einfachsten Form der linearen Regression folgt die abhängige Größe dem Zusammenhang gemäß Gleichung 5.2.

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_t + \varepsilon_t \quad (5.2)$$

Der Wert  $\varepsilon_t$  bezeichnet hierbei einen (optimalerweise normalverteilten) stochastischen Fehlerterm. Das Ziel ist es, die Regressionsparameter  $\beta_i$  so anzupassen, dass eine möglichst gute Annäherung an beobachtete Ausprägungen  $(y_t, x_t)$  erfolgt. Die gesuchte Regressionsgerade ergibt sich bspw. mit Hilfe der Methode der kleinsten Fehlerquadrate unter der Annahme, dass die Störgröße  $\varepsilon_t$  normalverteilt und unabhängig von  $x_t$  und  $y_t$  ist (Bol, 2004). Anstelle des linearen kann auch ein polynomialer Ansatz höherer Ordnung gewählt werden, um nichtlineare Zusammenhänge abzubilden. Hierzu muss jedoch die Gestalt des nichtlinearen Zusammenhangs bekannt sein. Die Identifikation gestaltet sich in der Praxis schwierig und hängt stets vom betrachteten Problemfall ab. Mit Hilfe einer geeigneten Transformation (bspw. Logarith-

mieren) können nichtlineare Zusammenhänge auch in lineare überführt werden. Dies erfordert jedoch ebenfalls die exakte Kenntnis der Art des nichtlinearen Zusammenhangs.

Wenn die abhängige Größe  $y_t$  nicht nur von einer, sondern von  $N$  unabhängigen Variablen  $x_{1,t}, \dots, x_{N,t}$  abhängt, findet die sogenannte *multiple linear Regression* Anwendung. Entsprechend wird Gleichung 5.2 erweitert zu Gleichung 5.3.

$$y_t = \beta_0 + \sum_{n=1}^N \beta_n \cdot x_{n,t} + \varepsilon_t \quad (5.3)$$

Anpassungen für nicht-lineare Zusammenhänge sind wiederum durch Linearisierung oder polynomiale Formulierung möglich. Eine Beschränkung bildet hierbei jedoch die Anzahl der bekannten Datenpunkte. Wenn weniger bekannte Datensätze als anpassbare Parameter vorhanden sind, entsteht bei Anwendung der Methode der kleinsten Fehlerquadrate ein unterbestimmtes Gleichungssystem und nicht alle Parameter können exakt bestimmt werden. Für ein eindeutig bestimmtes System sind bei  $N$  Einflussgrößen  $N + 1$  Datenpunkte nötig, im Falle von verrauschten Daten, wie sie in der Realität vorliegen, ein Vielfaches davon (Hufendiek, 2001).

### 5.2.3 Exponentielle Glättung

Bei der exponentiellen Glättung (*exponential smoothing, ES*) handelt es sich um ein verbreitetes univariates Verfahren für kurz- bis mittelfristige Prognosehorizonte. Das Verfahren geht ursprünglich auf Brown (1963) zurück, der eine einfache Prognoseformel entwickeln wollte, die sich für im Zeitablauf häufig wiederholte Anwendungen eignet (Schlittgen, 2001).

Wichtig für die Anwendung und Implementierung von Modellen zur exponentiellen Glättung ist, ob die betrachtete Zeitreihe mit Trend- und/oder Saisonkomponenten behaftet ist (Stier, 2001). Im Fall ohne Trend- oder Saisonkomponenten schwankt die betrachtete Zeitreihe lediglich um ein konstantes Niveau. Das geglättete Level  $L_t$  unterliegt der rekursiven Beziehung gemäß Gleichung 5.4 und wird mit jeder neuen Beobachtung aktualisiert und fortgeschrieben. Die geeignete Wahl eines Startwerts  $L_0$  ist notwendig, wobei hierfür verschiedene Möglichkeiten in Betracht kommen. Entweder wird der Startwert dem ersten Reihenwert gleichgesetzt oder aber der Mittelwert aller Reihenwerte angenommen. Das Verfahren ermöglicht im Standardfall eine Ein- oder m-Schritt-Prognose mit konstantem Levelwert. Der Glättungsparameter  $0 \leq \alpha \leq 1$  repräsentiert dabei das Gedächtnis des Verfahrens. Kleine Werte für  $\alpha$  bedeuten ein langes Gedächtnis, während große Werte ein kurzes Gedächtnis und somit eine stärkere Adaptivität implizieren. Für  $\alpha = 1$  entspricht das Modell der naiven Ein-Schritt-Prognose.

$$L_t = \alpha \cdot x_t + (1 - \alpha) \cdot L_{t-1} \quad (5.4)$$

$$L_t = \alpha \cdot x_t + \alpha \cdot (1 - \alpha) \cdot x_{t-1} + \alpha \cdot (1 - \alpha)^2 \cdot x_{t-2} + \dots \quad (5.5)$$

$$P_{t+1} = P_{t+m} = L_t \quad (5.6)$$

Das geglättete Level repräsentiert den gewichteten Durchschnitt aus den aktuellen und den vergangenen Reihenwerten, wobei die Gewichte exponentiell abnehmen. Der Ein-Schritt-Prognosewert  $P_{t+1}$  entspricht dem Level, das zum Zeitpunkt  $t$  ermittelt wurde. Dieser wird auch für  $m$ -Schritt-Prognose  $P_{t+m}$  fortgeschrieben, weshalb der Ansatz für die Prognose von Zeitreihen mit Trend- oder Saisonkomponenten ungeeignet ist. Da der Glättungsparameter  $\alpha$  vorgegeben werden muss, wird dieser in der Regel durch sogenannte ex-post Prognosen mit dem Ziel der Minimierung eines bestimmten Fehlermaßes (meist die Summe der quadrierten Abweichungen) bestimmt. Vielfach zeigt sich für längere Zeitreihen, dass ein Glättungsparameter nahe Eins optimal ist, wodurch die Prognose lediglich eine Phasenverschiebung zur originalen Zeitreihe aufweist (Stier, 2001).

Die oben genannten Schwächen werden in den Arbeiten von Holt (Holt, 1957) und Winters (Winters, 1960) adressiert, welche jeweils Erweiterungen für eine Trend- bzw. Saisonkomponente einführen. Die exponentielle Glättung nach Holt geht davon aus, dass die betrachtete Reihe lediglich eine Trendkomponente besitzt, die mit einem zeitlich veränderlichen und durch exponentielle Glättung fortgeschriebenen Trendparameter erfasst werden kann. Deshalb wird auch von doppelter exponentieller Glättung gesprochen (Stier, 2001). Level  $L_t$  und Trend  $T_t$  werden fortlaufend aktualisiert, wofür nun zwei Glättungsparameter  $\alpha$  und  $\beta$  notwendig sind. Beide können analog zum einfachen Modell exponentieller Glättung ex-post mit Hilfe eines Trainingsdatensatzes optimiert werden.

$$L_t = \alpha \cdot x_t + (1 - \alpha) \cdot (L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (5.7)$$

$$T_t = \beta \cdot (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) \cdot T_{t-1} \quad (5.8)$$

$$P_{t+m} = L_t + m \cdot T_t \quad (5.9)$$

Die exponentielle Glättung nach Winters baut auf dem Modell Holts auf (HWES) und berücksichtigt neben einer Trend- auch eine Saisonkomponente. Letztere wird durch die Periodizität  $s$  erfasst und mit einem dritten Glättungsparameter  $\gamma$  fortgeschrieben. Im additiven Holt-Winters-Modell werden Trend- und Saisonkomponente additiv verknüpft.

$$L_t = \alpha \cdot (x_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha) \cdot (L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (5.10)$$

$$T_t = \beta \cdot (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) \cdot T_{t-1} \quad (5.11)$$

$$S_t = \gamma \cdot (x_t - L_t) + (1 - \gamma) \cdot S_{t-s} \quad (5.12)$$

$$P_{t+1} = L_t + T_t + S_t \quad (5.13)$$

$$P_{t+m} = L_t + m \cdot T_t + S_t(m) \quad (5.14)$$

Entsprechend verknüpft das multiplikative Holt-Winters-Modell Trend- und Saisonkomponente multiplikativ. Die angepassten Gleichungen lauten folgendermaßen.

$$L_t = \alpha \cdot \frac{x_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha) \cdot (L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (5.15)$$

$$T_t = \beta \cdot (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) \cdot T_{t-1} \quad (5.16)$$

$$S_t = \gamma \cdot \frac{x_t}{L_t} + (1 - \gamma) \cdot S_{t-s} \quad (5.17)$$

$$P_{t+1} = (L_t + T_t) \cdot S_t \quad (5.18)$$

$$P_{t+m} = (L_t + m \cdot T_t) \cdot S_t(m) \quad (5.19)$$

Die Entscheidung für den additiven oder multiplikativen Ansatz kann auf theoretischer Ebene nicht zweifelsfrei getroffen werden. Empirische Studien lassen zwar vermuten, dass das multiplikative Modell oft bessere Ergebnisse liefert als das additive (Stier, 2001), doch trifft diese Aussage nicht unbedingt in jedem Fall zu. Eine generelle Überlegenheit eines der beiden Ansätze kann formal nicht bewiesen werden (Stier, 2001). Beispielsweise argumentiert Taylor (2003), dass sein entwickeltes Modell zur kurzfristigen Lastprognose mittels exponentieller Glättung unter Berücksichtigung einer doppelten Saisonalität sowohl im additiven als auch im multiplikativen Ansatz gleich gut abschneiden. Beide Implementierungen arbeiten darüber hinaus genauer als das zu Vergleichszwecken implementierte multiplikative doppelt-saisonale ARIMA Modell (vgl. folgender Abschnitt).

## 5.2.4 Box-Jenkins-Methoden

Unter dem Begriff Box-Jenkins-Methoden (Box u. Jenkins, 1970) sind die sogenannten *autoregressive (integrated) moving average* Modelle ARMA und ARIMA sowie deren Derivate zusammengefasst. Die univariaten Methoden versuchen die bestmögliche Annäherung an eine Zeitreihe zu finden, um mögliche Entwicklungen zu simulieren oder Vorhersagen für zukünftige Werte abzuleiten.

### Mathematische Beschreibung

Das autoregressive (AR) Modell stellt einen stochastischen Prozess dar, der in die Gruppe der linearen Vorhersageformeln eingeordnet werden kann. Der AR(1)-Prozess 1. Ordnung ist definiert gemäß Gleichung 5.20, der p. Ordnung AR(p) gemäß Gleichung 5.21 (Stier, 2001). Das Grundverständnis der betrachteten Zeitreihe ändert sich somit dahingehend, dass sie nun als die Realisierung eines stochastischen Prozesses verstanden wird.

$$X_t = \varphi X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (5.20)$$

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \dots + \varphi_p X_{t-p} + \varepsilon_t \quad (5.21)$$

Der Term  $\varepsilon_t$  bezeichnet dabei das sogenannte *weiße Rauschen*, welches dadurch charakterisiert ist, dass die normalverteilten Zufallsvariablen  $\varepsilon_t$  paarweise unkorreliert sind und den Erwartungswert Null bei einer Varianz von  $\sigma^2$  aufweisen. Der Begriff *autoregressiv* (AR) weist darauf hin, dass der Prozess zu jedem Zeitpunkt auf sich selbst im Vorgängerzeitpunkt Bezug nimmt (Stier, 2001).

Der moving average (MA) Teil eines ARMA-Modells repräsentiert den gleitenden Mittelwert einer Menge vorheriger Werte. Im einfachsten Fall werden alle Werte gleichgewichtet, jedoch wird üblicherweise eine andere Form der Gewichtung vorgenommen, wie bspw. bei der exponentiellen Glättung. Allgemein, und unter der Verwendung weißen Rauschens  $\varepsilon_t$ , kann der Prozess  $q$ . Ordnung MA( $q$ ) gemäß Gleichung 5.22 definiert werden.

$$X_t = \varepsilon_t + \theta\varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q\varepsilon_{t-q} \quad (5.22)$$

MA-Prozesse sind somit gewichtete Mittel aus unkorrelierten Zufallsvariablen ohne die Beschränkung, dass die Summe aller Gewichte gleich Eins sein muss (Stier, 2001). Zusammengefasst ergibt sich ein ARMA( $p,q$ ) Prozess als Kombination beider Verfahren und ist definiert gemäß Gleichung 5.23.

$$X_t = \varphi_1X_{t-1} + \varphi_2X_{t-2} + \dots + \varphi_pX_{t-p} + \varepsilon_t + \theta\varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q\varepsilon_{t-q} \quad (5.23)$$

Der Zusatz I für *integrated* bei ARIMA-Modellen steht für Modelle, bei denen die zu modellierende Zeitreihe nicht stationär ist und differenziert werden muss, um Trends zu beseitigen. Die Notation ARIMA( $p,d,q$ ) orientiert sich an der bereits genannten, jedoch mit dem zusätzlichen Parameter  $d$ , der den Integrationsgrad repräsentiert. Der mathematische Kern von Box-Jenkins-Modellen ist in allen Varianten ein lineares Gleichungssystem (Stier, 2001).

Im Standardfall handelt es sich bei AR(I)MA Modellen um univariate Verfahren, die jedoch durch direkte Verallgemeinerung in vektorielle (VAR(I)MA) bzw. multivariate (AR(I)MAX) Modelle überführt werden können (Stier, 2001). Da AR(I)MAX als sogenannte *Transferfunktionen-Modelle* eng mit Regressionsmodellen verwandt sind, beschränkt sich die Betrachtung im Rahmen dieser Arbeit auf Letztere. Neben den genannten Ausprägungen der Box-Jenkins-Methoden existieren auch Erweiterungen zur direkten Berücksichtigung von Saisonalitäten in Zeitreihen in Form von *saisonalen* (S)ARIMA-Modellen. Hierzu sei auf weiterführende Literatur verwiesen (Stier, 2001; Schlittgen, 2001).

### Prognosen auf Basis von Box-Jenkins-Methoden

Mit Hilfe der in Form von ARMA oder ARIMA-Prozessen modellierten Zeitreihen können Prognosen einfach erstellt werden. Da diese ebenfalls rekursiv sind, kann eine  $n$ -Schritt-Prognose aus der  $(n-1)$ -Schritt-Prognose erstellt werden. Dabei werden die bis zum  $n$ -ten Schritt erstellten Prognosen behandelt, als ob es sich bei ihnen um reale Beobachtungen handeln würde.

Allgemein kann die Prognose  $X_{t+n}$  für den Zeitpunkt  $t+n$  entsprechend Gleichung 5.24 definiert werden.

$$X_{t+n} = \varphi_1 X_{t+n-1} + \dots + \varphi_p X_{t+n-p} + \varepsilon_{t+n} + \theta_1 \varepsilon_{t+n-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t+n-q} \quad (5.24)$$

Hieraus wird deutlich, dass bei ARMA(p,q)-Modellen die Prognose von Werten, die weiter als  $q$  Zeitschritte in der Zukunft liegen, nur noch vom AR-Teil des Prozesses abhängen. Die unbekannten Koeffizienten in Gleichung 5.24 können mittels des *Least Mean Squares* Algorithmus online verbessert werden (Liu et al., 1996).

Modelle zur Lastprognose auf aggregierter Ebene mittels Box-Jenkins-Modellen wurden vielfach umgesetzt (vgl. z. B. Alfares u. Nazeeruddin, 2002). Inzwischen wurden die Modelle, zumindest in der Forschung, vielfach durch künstliche neuronale Netze oder andere moderne Methoden des Soft-Computing ersetzt. Vor allem in Bezug auf die Abbildung nichtlinearer Zusammenhänge sind letztgenannte Methoden den rein linearen Verfahren oft überlegen. Darüber hinaus sorgen standardisierte Lernverfahren im Soft Computing für einen einfacheren Einstieg in die Modellbildung und schnellere Erfolge hinsichtlich einer problemadäquaten Prognosegüte. Verschiedene vergleichende Untersuchungen (Zhao u. Magoulès, 2012; Liu et al., 1996) zeigen außerdem, dass neuere Methoden hinsichtlich der Prognosegüte in vielen Fällen überlegen sind, bei gleichzeitig geringerem Aufwand der Modellerstellung, besserer Interpretierbarkeit der Ergebnisse sowie größerem Potenzial zu weiteren Verbesserungen. Andererseits existieren keine formalen Verfahren, um die generelle Überlegenheit einer bestimmten Methode nachzuweisen. Empirische Studien können zwar Hinweise geben, eine konkrete Beurteilung kann aber nur für jede Problemstellung separat erfolgen (vgl. hierzu z. B. Stier, 2001).

### 5.2.5 Kalman Filter

Das Kalman-Filter ist der Gruppe der linearen Zustandsraummodelle bzw. deren Unterklasse der strukturellen Modelle zuzuordnen (Stier, 2001; Schlittgen, 2001). Grundlage ist die Annahme, dass ein sich zeitlich entwickelndes System nur behaftet mit Störungen beobachtet bzw. gemessen werden kann. Entsprechend wird die Beobachtung  $Y_t$  mathematisch zunächst mit der additiven Verknüpfung des realen Zustands  $X_t$  und einem stochastischen Fehlerprozess  $\eta_t$  beschrieben.

$$Y_t = X_t + \eta_t \quad (5.25)$$

Die zeitliche Entwicklung des Systems erfolgt anschließend ebenfalls in additiver Verknüpfung mit weißem Rauschen  $\varepsilon_t$ . Durch den Übergang zu einer vektoriellen Darstellung erhält man ein System, in dem der aktuelle Zustand des Zufallsvektors  $\mathbf{x}_t$  nur vom unmittelbaren Vorgänger abhängt (Schlittgen, 2001). Insgesamt ergibt sich das Zustandsraummodell durch

eine Systemgleichung (Gleichung 5.26) und eine nunmehr ebenfalls vektoriell formulierte Beobachtungsgleichung (Gleichung 5.27). Zur vollständigen Definition sind weiterhin die drei Parametermatrizen  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$  und  $\mathbf{C}$  zu definieren.

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{A}\mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{B}\varepsilon_t \quad (5.26)$$

$$Y_t = \mathbf{C}\mathbf{x}_t + \eta_t \quad (5.27)$$

Mit dem Ziel der Prognose eines zukünftigen Zustands  $\mathbf{x}_{t+1}$  bei gegebenen Beobachtungen  $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_t)$  ist die Bestimmung der Likelihoodfunktion in Abhängigkeit der Parametermatrizen  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$  und  $\mathbf{C}$  notwendig. Das Kalman-Filter ist dazu geeignet, diese rekursiv zu bestimmen. Zunächst wird die dazu Ein-Schritt-Prognoseaufgabe formal definiert (Schlittgen, 2001):

$$\tilde{\mathbf{x}}_{t,1} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_t. \quad (5.28)$$

Die Notation  $\hat{\mathbf{x}}_t$  bezeichnet dabei die Schätzungen, die mit Hilfe des Kalman-Filters erstellt werden. Der Fehlerprozess entfällt, da er mit seinem Erwartungswert von Null eingesetzt wird.

Das Rekursionsschema des Kalman-Filters erlaubt die Bestimmung der Prognose in zwei Schritten. Neue Schätzungen  $\hat{\mathbf{x}}_t$  werden mit Hilfe neuer Beobachtungen erstellt. Ziel ist es, die Schätzfehlerkovarianz  $\mathbf{G}_t$  zu minimieren, wofür eine entsprechend bestimmte Gewichtungsmatrix  $\mathbf{K}_t$ , die sogenannte Kalman-Verstärkung, sowie die Kovarianzmatrix  $\mathbf{Q}_t$  des Rauschvektors eingehen. Insgesamt ergeben sich zwei durchzuführende Schritte, beginnend mit dem Prädiktionsschritt (Schlittgen, 2001).

$$\tilde{\mathbf{x}}_t = \mathbf{A}_{t-1}\hat{\mathbf{x}}_{t-1} \quad (5.29)$$

$$\tilde{y}_t = \mathbf{C}\tilde{\mathbf{x}}_t \quad (5.30)$$

$$\tilde{\mathbf{G}}_t = \mathbf{A}_{t-1}\mathbf{G}_{t-1}\mathbf{A}_{t-1}^T + \mathbf{B}_{t-1}\mathbf{Q}_{t-1}\mathbf{B}_{t-1}^T \quad (5.31)$$

Beim zweiten Schritt handelt es sich um den sogenannten Korrekturschritt, in den die Kalman-Verstärkung  $\mathbf{K}_t$  eingeht. Letztere legt fest, wie stark neue Messungen gegenüber dem vorherigen Zustand eingehen. Die Varianz  $\sigma_\eta^2$  und Kovarianzmatrix  $\tilde{\mathbf{P}}_t$  werden dabei als bekannt vorausgesetzt (vgl. Schlittgen (2001) zu deren Bestimmung).

$$\hat{\mathbf{K}}_t = \tilde{\mathbf{P}}_t\mathbf{C}_t^T(\mathbf{C}_t\tilde{\mathbf{G}}_t\mathbf{C}_t^T + \sigma_\eta^2)^{-1} \quad (5.32)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_t = \tilde{\mathbf{x}}_t + \hat{\mathbf{K}}_t(y_t - \tilde{y}_t) \quad (5.33)$$

$$\mathbf{G}_t = \tilde{\mathbf{G}}_t - \hat{\mathbf{K}}_t\mathbf{C}\tilde{\mathbf{G}}_t \quad (5.34)$$

Die Hauptschwierigkeit bei der Verwendung des Kalman-Filters zur Lastprognose liegt in der Bestimmung der Parameter des Zustandsraums. Entweder muss das Modell bereits bekannt sein oder ein aufwändiger Identifizierungsprozess durchgeführt werden (Moghram u.

Rahman, 1989; Schlittgen, 2001). Hierzu werden bspw. Methoden der Spektralanalyse eingesetzt (Brown u. Hwang, 1992; Trudnowski et al., 2001). Der Aufwand und die mangelnde Formalisierbarkeit entsprechender Verfahren stehen allerdings dem Ziel eines generischen Einsatzes für heterogene Haushalte entgegen.

## 5.3 Methoden des Soft Computing

Die in den folgenden Abschnitten beschriebenen Methoden könnten vielfach auch als statistische Methoden klassifiziert werden. Aufgrund der inzwischen etablierten Abgrenzung werden sie jedoch unter dem Begriff des Soft Computing zusammengefasst. Sie zeichnen sich durch Steuerbarkeit, Robustheit und teilweise auch durch standardisierte Lernverfahren aus (Zadeh, 1994). Des Weiteren besitzen die Methoden in der Regel eine stärker ausgeprägte Fähigkeit zur Generalisierung, was sie von den oben beschriebenen klassischen Methoden abgrenzt.

### 5.3.1 Mustererkennungsverfahren

Mustererkennungsverfahren versuchen aus einer vorhandenen Datenbasis mittels Vergleichsverfahren einen für den Prognosehorizont ähnlichen Zeitraum zu identifizieren. Der Abgleich wird dabei anhand von lastdeterminierenden Eingangsdaten durchgeführt. Als Prognose wird dann der Lastgang des am besten passenden Zeitraums verwendet. Es existieren unterschiedliche Verfahren hinsichtlich des Abgleichs bzw. der Mustersuche in den Vergangenheitsdaten.

Das am weitesten verbreitete und intuitivste Verfahren ist das Verfahren des *ähnlichsten Vergleichstags*. Anhand von Daten zu Temperatur, Wochentag und Tagestyp (Urlaub, Arbeit, ...) wird im Archiv der ähnlichste Tag gesucht und als Prognose herangezogen. Andere Verfahren nutzen die sogenannte fraktale Mustererkennung, um mittels Lastmustern der jüngsten Vergangenheit auf den Lastverlauf der Zukunft zu schließen (Rauschenbach et al., 1994; Wernstedt et al., 1996). Diese Verfahren sind wegen der eingesetzten Methoden (z. B. Kohonen-Netze, Fuzzy-Klassifikatoren, Support Vector Machines) am ehesten den Methoden des Soft-Computing zuzuordnen (Hufendiek, 2001).

Aufgrund der hauptsächlich gebäudeabhängigen Bedarfscharakteristik sind entsprechende Verfahren für die Prognose thermischer Lasten interessant. Anhand eines exogen vorgegebenen zukünftigen Verlaufs der Außentemperatur kann ein entsprechender Vergleichs- oder Typtag identifiziert werden, um basierend darauf den thermischen Lastgang zu prognostizieren.

Weitere typtagbasierte Methoden können im weitesten Sinne den Mustererkennungsverfahren zugeordnet werden. Beispielsweise basiert das H0-Profil als Standardlastprofil des Elektrizitätsbezugs von Haushalten auf mehreren, saisonal unterschiedlichen Typtagen. Basierend auf der Prognose mittels des H0-Profils gehen viele Haushalte aggregiert in die Kraftwerkseinsatzplanung von Energieversorgern ein. Insofern liegt es nahe, das H0-Profil als einfache Prognose für Einzelhaushalte zu verwenden. Obwohl zu erwarten ist, dass ein auf aggregiertem Niveau

erstelltes Standardlastprofil einem Einzelhaushalt nicht gerecht werden kann, kann die Prognose mittels H0-Profil neben der naiven Prognose zumindest als weitere Referenz dienen, um die Güte komplexerer Modelle zu bewerten.

### 5.3.2 Support Vector Machines

Support Vector Machines (SVM) stellen eine vergleichsweise neue Methode im Bereich des maschinellen Lernens dar (Vapnik, 1995) und werden inzwischen vermehrt auch zur kurzfristigen Lastprognose eingesetzt (Kyriakides u. Polycarpou, 2007). Bei der Anwendung zur Regression wird in der Regel von Support Vector Regression (SVR) gesprochen. Die zentrale Idee hinter SVM ist es, den multidimensionalen Datenraum zu partitionieren, indem lineare Trennflächen in Form von Hyperebenen zwischen die Objekte gelegt werden. Falls eine lineare Trennung im Eingaberaum nicht möglich ist, wird die Dimension so lange erhöht, bis die lineare Trennbarkeit wieder gegeben ist. Zur Lösung wird der sogenannte *Kernel-Trick* angewendet, der implizite Berechnungen im hochdimensionalen Raum ermöglicht (Chen u. Chang, 2004).

Analog zur multiplen Regression sei die abhängige Größe (Prognose) als  $y_t$  bezeichnet und von  $N$  unabhängigen Variablen  $x_{1,t}, \dots, x_{N,t}$  beschrieben. Die ggf. nichtlineare Regressionsfunktion zur Prognose wird mit  $f(x)$  bezeichnet. Eine eventuelle Übertragung in den höherdimensionalen Raum, in dem die lineare Regression durchgeführt wird, erfolgt mit Hilfe der sogenannten Kernel-Funktion  $\phi(x)$  (Sapankevych u. Sankar, 2009). Allgemein formuliert löst die SVR ein Optimierungsproblem folgender Form (Chen u. Chang, 2004).

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi, \xi^*} \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (5.35)$$

$$\begin{aligned} s.t. \mathbf{y}_i - (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b) &\leq \varepsilon + \xi_i^* & i = 1, \dots, l \\ (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b) - \mathbf{y}_i &\leq \varepsilon + \xi_i & i = i, \dots, l \\ \xi_i, \xi_i^* &\geq 0 & i = 1, \dots, l \end{aligned} \quad (5.36)$$

Dabei bezeichnen  $\xi_i$  und  $\xi_i^*$  den unteren und oberen Trainingsfehler, die in Abhängigkeit der Parameter  $\varepsilon$  und  $b$  restringiert sind. Zu starke oder mangelnde Anpassung an die Trainingsdaten wird mittels der Minimierung des mit  $C$  gewichteten Trainingsfehlers gemeinsam mit dem Regulierungsterm der Gewichte  $\frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w}$  vermieden (vgl. Zielfunktion 5.35). Das oben definierte Problem kann mit  $\varepsilon = 0$  und ohne Übertragungsfunktion  $\phi(x_i)$  auf die Methode der kleinsten Quadrate und somit die traditionelle multiple Regression überführt werden. Insofern handelt es sich bei der SVR auch um eine generische und flexible Methode zur Darstellung jeglicher Regressionsaufgaben (Chen u. Chang, 2004).

### 5.3.3 Künstliche neuronale Netze

Künstliche neuronale Netze (KNN) gehören zu den sogenannten adaptiven Netzen und haben ihren Ursprung in der Erforschung biologischer Nervenzellen. Da diese trotz der langsamen Schaltzeiten einzelner Neuronen in der Lage sind, durch einen hohen Grad an Parallelisierung komplexe Probleme effizient zu lösen, wurden KNN in Anlehnung an dieses biologische Prinzip entwickelt. Dennoch sind KNN eher als Art der Abstraktion bzw. Modellbildung der Informationsverarbeitung zu verstehen und weniger als eine möglichst exakte Nachbildung der biologischen Form neuronaler Netze. Im Folgenden werden die Struktur von KNN sowie verbreitete Lernalgorithmen zur Adaption bzw. Generalisierung beschrieben. Der Begriff Generalisierung beschreibt die Fähigkeit, nach dem Training auch zu Inputvektoren, die nicht zur Trainingsmenge gehörten, einen passenden Outputvektor zu berechnen (Fu, 2003). Deshalb sind neuronale Netze gut geeignet für Prognoseaufgaben. Eine vollständige mathematische Beschreibung verschiedener Ausprägungen von KNN kann entsprechender Fachliteratur entnommen werden (z. B. Poddig u. Sidorovitch (2001), Scherer (1997), Nauck et al. (1996)).

#### Struktur und Arbeitsweise künstlicher neuronaler Netze

KNN bestehen aus vielen sogenannten Neuronen, die jeweils einfache Automaten oder Prozessoren (vgl. Abbildung 5.3) darstellen und erst zusammengeschaltet ein komplexes Netzwerk bilden. Die einzelnen Neuronen berechnen in Abhängigkeit ihrer Eingabe und ihrem Zustand eine Ausgabe und geben diesen Wert an die nachfolgende Schicht weiter. Meist wird hierzu ein streng hierarchischer Aufbau gewählt (vgl. Abbildung 5.3). Die beiden äußeren Schichten eines KNN werden als Ein- und Ausgabeschicht (In- und Output Layer) bezeichnet, während die innenliegenden Schichten als versteckte Schichten bzw. *hidden layer* bezeichnet werden. Werden Verbindungen eines Neurons nur in die nachfolgende Schicht erlaubt, spricht man von einem vorwärtsbetriebenen (*feed-forward*) Netz. Sind hingegen Rückkopplungen zwischen Schichten oder Neuronen selbst gestattet, wird der Begriff rekurrentes (*recurrent*) Netz verwendet (Michels et al., 2002).

Zur Beschreibung der Arbeitsweise neuronaler Netze ist zum einen relevant, wie ein einzelnes Neuron in Abhängigkeit seiner Parameter sowie der individuellen Eingabewerte seinen Ausgabewert berechnet. Zum anderen ist zu definieren, wie die Neuronen miteinander interagieren. In einem vorwärtsbetriebenen Netz erfolgt die Berechnung der Ausgabe schichtweise aufeinander aufbauend (Propagation), beginnend in der ersten Schicht.

Jedes Neuron  $u_i$  berechnet zunächst die Netzeingabe mit Hilfe der Netzeingabefunktion  $f_{net}$ . Hierbei gehen die Eingaben  $in_{uv_1}, \dots, in_{uv_n}$  (entsprechend den Ausgaben der vorgelagerten Neuronen) sowie die Verbindungsgewichte  $w_{uv_1}, \dots, w_{uv_n}$  und eventuell Parameter  $\sigma_1, \dots, \sigma_l$  in die Berechnung ein. Mit Hilfe der Aktivierungsfunktion wird aus der Netzeingabe  $net_u$ , eventuellen externen Eingaben  $ext_u$  sowie weiteren Parametern  $\theta_1, \dots, \theta_k$  die aktuelle Aktivierung

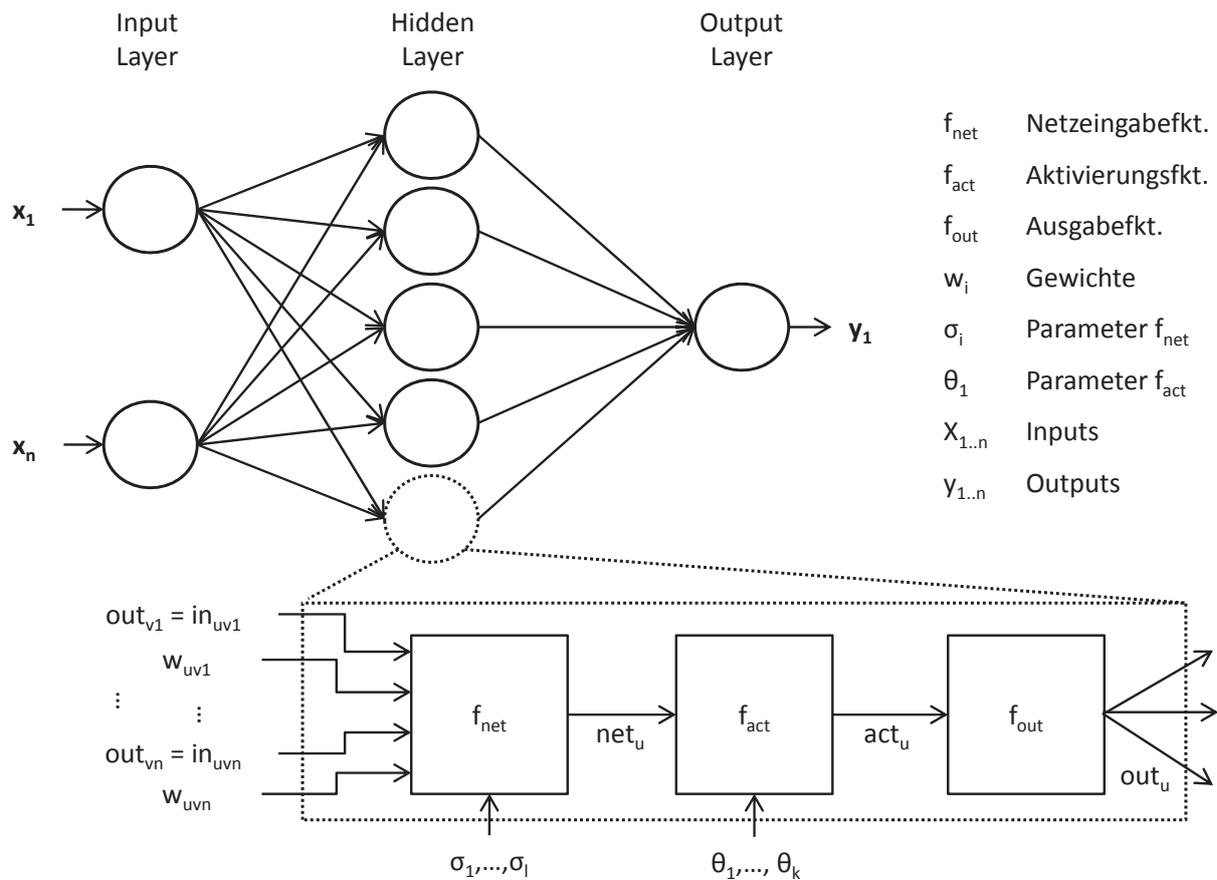


Abbildung 5.3: Struktur eines vorwärtsbetriebenen KNN (Borgelt et al., 2003)

$act_u$  berechnet, auf deren Basis die Ausgabefunktion  $f_{out}$  schließlich die neue Ausgabe  $out_u$  bestimmt. Für die Aktivierungsfunktionen werden meist sigmoide Funktionen verwendet, die Ausgabefunktion ist häufig eine Identitätsfunktion (Michels et al., 2002; Borgelt et al., 2003).

Das bekannteste Netzmodell ist das sogenannte Multilayer-Perzeptron (MLP), welches ein vorwärtsbetriebenes Netz mit beliebig vielen Neuronen und inneren Schichten ist (vgl. Abbildung 5.3). Es konnte gezeigt werden, dass ein MLP ein universeller Approximator ist und somit jede stetige Funktion beliebig gut approximieren kann (Hornik et al., 1989).

Entsprechend obiger Beschreibung sind Neuronen bzw. adaptive Knoten geprägt durch die Eigenschaft, dass der generierte Ausgabewert neben den Eingabewerten auch von individuellen Knotenparametern abhängt, welche gemäß verschiedener Lernalgorithmen angepasst werden können. Die Lernalgorithmen verfolgen dabei das Ziel, einen vorher definierten Fehlerwert zu minimieren (Poddig u. Sidorovitch, 2001; Jang, 1993). Hierbei können nicht-überwachte und überwachte Lernverfahren unterschieden werden. Während nicht-überwachtes Lernen das Ziel hat ähnliche Eingabewerte mit ähnlichen Ausgabewerten zu belegen (ohne jedoch die „richtigen“ Ausgabewerte vorher zu kennen), dient das überwachte Lernen dem Training des KNN mit Hilfe bekannter Eingabe-Ausgabepaare (Michels et al., 2002). Da Trainingsdatenpaare für

letztere Methode unerlässlich sind, wird oft auch von einem *datengetriebenen Ansatz* gesprochen. Beim nicht-überwachten Lernen ist es oft möglich ein Fehlermaß für den Lernvorgang zu definieren, mit dessen Hilfe das sogenannte „verstärkte Lernen“ (*reinforced learning*) durchgeführt werden kann (Barto et al., 1983; Sutton u. Barto, 1998). Für die vorliegende Arbeit ist jedoch lediglich überwachtes Lernen relevant, da stets Beispieldaten für das Training zur Verfügung stehen. Im Folgenden wird deshalb der wohl bekannteste Algorithmus hierfür beschrieben, der gradientenabstiegsbasierte Lernalgorithmus. Dieser ist auch Teil der später definierten *hybriden Lernregel*, die im Neuro-Fuzzy-System ANFIS Anwendung findet.

### Gradientenabstiegsbasierter Lernalgorithmus

Ein einfacher und weit verbreiteter Algorithmus für überwachtes Lernen in adaptiven Netzen ist der gradientenabstiegsbasierte Lernalgorithmus. Die Darstellung erfolgt in Anlehnung an Jang (1993). Eine vollständige Herleitung des gradientenabstiegsbasierten Lernverfahrens kann der Dissertation von Werbos entnommen werden (Werbos, 1974).

Es sei ein Netzwerk mit  $L$  Schichten und  $n_k$  Knoten in Schicht  $k \in [1, L]$  gegeben. Der Knoten an Position  $i$  der Schicht  $k$  wird bezeichnet mit  $(k, i)$ , seine Knotenfunktion zur Ermittlung der Ausgabewerte mit  $O_i^k$ . Der nun betrachtete Knoten sei des Weiteren ein adaptiver Knoten. Wie oben beschrieben zeichnet den adaptiven Knoten aus, dass er neben Inputsignalen auch einen lokalen Parametersatz in seiner Knotenfunktion berücksichtigt, welcher im Lernprozess entsprechend des Lernalgorithmus angepasst wird. Seien  $a, \dots, x$  im Folgenden die Parameter des Knoten  $(k, i)$ , dann ist  $O_i^k$  wie folgt definiert.

$$O_i^k = f(O_1^{k-1}, \dots, O_{n_{k-1}}^{k-1}, a, \dots, x) \quad (5.37)$$

Bei einem Trainingsdatensatz mit  $P$  Einträgen wird nun die Fehlerfunktion  $E_p$  für die Komponente  $p \in [1, P]$  als die Summe der quadrierten Fehler wie folgt definiert:

$$E_p = \sum_{m=1}^{n_L} (T_{m,p} - O_{m,p}^L)^2. \quad (5.38)$$

Dabei steht  $T_{m,p}$  für die  $m$ -te Komponente des gewünschten Ausgabevektors und  $O_{m,p}^L$  für die  $m$ -te Komponente des vom Modell ausgegebenen Vektors, jeweils bezogen auf den  $p$ -ten Zielvektor. Aus dieser Formulierung folgt unmittelbar, dass die Summe alle  $E_p$  mit  $p \in \{1, \dots, P\}$  den gesamten Fehler  $E$  repräsentiert. Das Ziel des Lernalgorithmus muss dementsprechend sein, den gesamten Fehler  $E$  durch Variation der Parameterwerte der adaptiven Knoten zu minimieren.

Für das gradientenbasierte Lernverfahren muss zunächst die Fehlerrate jeder Knotenausgabe  $O$  für die  $p$ -ten Trainingsraten berechnet werden. Formal lässt sich diese Fehlerrate als  $\partial E_p / \partial O$  darstellen. Für die Position  $i$  der letzten Schicht  $L$  lässt sich die Fehlerrate direkt berechnen:

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^L} = -2 \cdot (T_{i,p} - O_{i,p}^L). \quad (5.39)$$

Für innere Knoten erfolgt die Berechnung entsprechend der Kettenregel. Dies lässt sich für einen beliebigen Knoten  $(k, i)$ , für den  $1 \leq k \leq L - 1$  gilt, wie folgt ausdrücken:

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^k} = \sum_{m=1}^{n_{k+1}} \frac{\partial E_p}{\partial O_{m,p}^{k+1}} \cdot \frac{\partial O_{m,p}^{k+1}}{\partial O_{i,p}^k}. \quad (5.40)$$

Dementsprechend kann die Fehlerrate eines inneren Knotens als Linearkombination der Fehlerraten der Knoten der nächsten Schicht ausgedrückt werden. Sei nun  $a$  ein Parameter, von dem eine oder mehrere Knotenfunktionen des adaptiven Netzes abhängen. Die Menge der Knoten, deren Output von  $a$  abhängen, wird mit  $S$  bezeichnet. Bezogen auf den Parameter  $a$  und den  $p$ -ten Eingabevektor (Trainingsdaten) gilt:

$$\frac{\partial E_p}{\partial a} = \sum_{O^* \in S} \frac{\partial E_p}{\partial O^*} \cdot \frac{\partial O^*}{\partial a}. \quad (5.41)$$

Die gesamte Fehlerrate bezogen auf den Parameter  $a$  ist dann gleich der Summe aller zugehörigen  $E_p$ . Folglich kann die Anpassungsfunktion für  $a$  gemäß Gleichung 5.43 angegeben werden. Dabei steht  $\eta$  für die sogenannte Lernrate (Gleichung 5.44).

$$\frac{\partial E}{\partial a} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p}{\partial a} \quad (5.42)$$

$$\Delta a = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial a} \quad (5.43)$$

$$\eta = \frac{k}{\sqrt{\sum_a \left( \frac{\partial E}{\partial a} \right)^2}} \quad (5.44)$$

Hierbei bezeichnet  $k$  die Schrittweite, also die Länge jedes Gradientenübergangs im Parameterraum. Wird die Schrittweite variiert, ändert sich mit ihr auch die Geschwindigkeit der Konvergenz. Die Anpassung des Wertes von  $k$  geschieht auf Basis verschiedener Regeln oder Heuristiken, welche abhängig von der jeweiligen Implementierung sind (MATLAB, 2012). Basierend auf diesen Ausführungen können zwei verschiedene Lernansätze zum Tragen kommen. Das sogenannte *offline learning* basiert auf Gleichung 5.42, was bedeutet, dass die Aktualisierung der Parameter erst nach Abarbeitung des gesamten Trainingsdatensatzes ausgeführt wird. Im Gegensatz dazu basiert das sogenannte *online learning* auf Gleichung 5.41 und die Anpassung der Parameter wird unmittelbar nach der Berechnung jeder Knotenfunktion durchgeführt.

### 5.3.4 Fuzzy-Systeme

Die Grundidee von Fuzzy-Systemen ist, unscharfe Begriffe, wie sie beispielsweise in der Umgangssprache verwendet werden, in Signale umzuwandeln, welche maschinell weiter verwendet werden können. Die Notwendigkeit hierzu ist durch die Tatsache gegeben, dass Computer- oder Steuerungssysteme nicht ohne weiteres in der Lage sind, unscharfe linguistische Angaben zu verarbeiten bzw. Schlüsse aus ihnen zu ziehen. Beispielsweise genügt einem Menschen die Angabe „beschleunige das Fahrzeug nicht zu stark, da die Straße glatt ist“, um unmittelbar Schlüsse auf das angebrachte Verhalten zu ziehen. Entsprechend der Anweisung richtet der Mensch seine folgenden Handlungen aus und betätigt das Gaspedal nur vorsichtig. Eine maschinelle Verarbeitung des entsprechenden Kommandos ist hingegen nicht ohne weiteres möglich, da abhängig von der Eingabe „Vorsicht glatt“ ein umsetzbarer numerischer Wert für die Beschleunigung  $a$  festgelegt werden muss (beispielsweise in der Form  $a \leq 1,5 \frac{m}{s^2}$ ).

Die oben definierte Anforderung an ein Fuzzy-System wird über sogenannte „unscharfe Mengen“ umgesetzt. Dazu wird eine Fuzzy-Menge  $\mu$  eingeführt, welche jedem Wert  $x$  aus der Grundmenge  $X$  einen Zugehörigkeitsgrad  $\mu(x)$  im Intervall  $[0, 1]$  zuweist. Der Begriff und die grundlegende Theorie zu Fuzzy-Mengen wurde bereits 1965 von Zadeh eingeführt, mit dem Ziel, einen neuen Ansatz in der Systemtheorie und Regelungstechnik zu prägen (Zadeh, 1965).

Das Ziel von Fuzzy-Mengen ist es, die binäre Sichtweise der Zugehörigkeit eines bestimmten Wertes zu einer bestimmten Menge aufzuweichen. Dies ist notwendig, da linguistische Ausdrücke sich nicht als klar abgrenzbare Mengen eignen (Borgelt et al., 2003). Häufig kommt es bei einer scharfen Abgrenzung zu unerwünschtem Verhalten in Grenzbereichen. Beispielsweise wäre es nicht nachvollziehbar, nahezu identische Temperaturen von  $19,9^\circ\text{C}$  und  $20^\circ\text{C}$  einmal als kühl und einmal als warm zu bezeichnen. Diese Schwierigkeit wird mit Hilfe des oben definierten Zugehörigkeitsgrads  $\mu(x) \in [0, 1]$  und überlappenden Fuzzy-Mengen umgangen. Dabei stellt der Zugehörigkeitsgrad weiterhin einen teilweise subjektiven Wert dar, der nicht immer durchgehend interpretierbar und begründbar ist (Michels et al., 2002). Da Fuzzy-Mengen in den meisten Fällen über die Grundmenge der reellen Zahlen  $\mathbb{R}$  bzw. einem festen reellwertigen Intervall definiert sind, werden die Zugehörigkeitsgrade eines Wertes  $x$  mit Hilfe einer Zugehörigkeitsfunktion  $F(x)$  bestimmt, die in Abhängigkeit der Problemstellung unterschiedliche Formen haben kann. Beispielsweise werden oft Trapezfunktionen (vgl. Gleichung 5.45) angewendet, deren jeweilige Form von den vier Parametern  $a$ ,  $b$ ,  $c$  und  $d$  abhängt.

$$F(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, & \text{falls } a \leq x < b, \\ 1, & \text{falls } b \leq x < c, \\ \frac{d-x}{d-c}, & \text{falls } c \leq x \leq d, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \quad (5.45)$$

Auf den oben definierten Fuzzy-Mengen baut die sogenannte Fuzzy-Logik auf. Im weitesten Sinne bezeichnet Fuzzy-Logik alle Anwendungen, in denen Fuzzy-Mengen verwendet

werden, insbesondere also die Fuzzy-Regelung. Eine etwas enger gefasste Definition bezeichnet Fuzzy-Logik als Methode des approximativen Schließens, innerhalb dessen Fuzzy-Mengen in einem Inferenzmechanismus (regelbasierte Schlussfolgerung) verwendet werden (Michels et al., 2002). Im Verlauf dieser Arbeit ist insbesondere der Inferenzmechanismus relevant, da die regelbasierte Schlussfolgerung auf Basis der Zugehörigkeitswerte eine der Grundlagen der später betrachteten Neuro-Fuzzy-Modelle bzw. im Speziellen des Modells ANFIS bildet (vgl. Abschnitt 5.3.5). Weitere Gebiete der Fuzzy-Logik wie beispielsweise die Fuzzy-Klassifikation oder die Fuzzy-Clusteranalyse sind für die vorliegende Arbeit nicht unmittelbar relevant und ausführlich in entsprechender Fachliteratur beschrieben (vgl. z. B. Michels et al. (2002) oder Höppner et al. (1997)).

Vor der Charakterisierung von Fuzzy-Reglern ist ein weiterer wesentlicher Teil der Fuzzy-Logik zu definieren. Die Verknüpfung mehrerer Zugehörigkeitsgrade im Sinne einer Wenn-Dann Regel erfolgt über sogenannte t-Normen (Konjunktion) und t-Conormen (Disjunktion). Diese sind definiert als kommutative, assoziative und monoton nicht-fallende Wahrheitswertfunktionen (Michels et al., 2002). Beispiele von t-Normen sind:

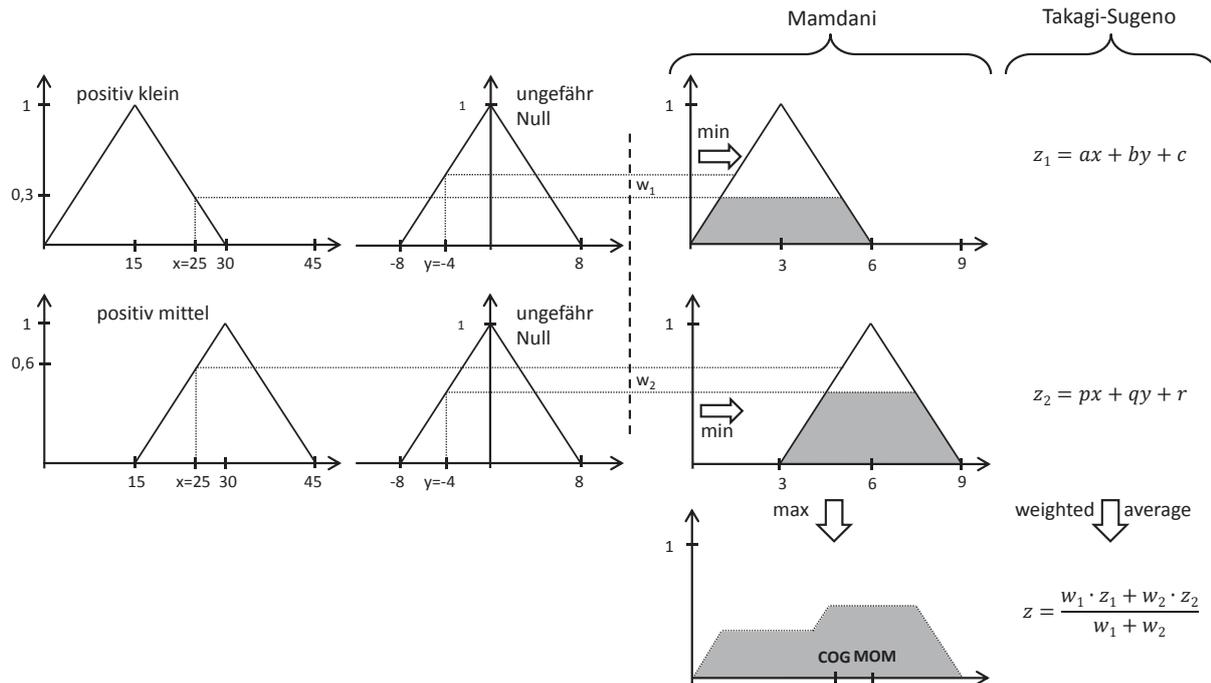
$$\begin{aligned} \text{Minimum:} & \quad t(\alpha, \beta) = \min\{\alpha, \beta\} \\ \text{Lukasiewicz-t-Norm:} & \quad t(\alpha, \beta) = \max\{\alpha + \beta - 1, 0\} \\ \text{algebraisches Produkt:} & \quad t(\alpha, \beta) = \alpha \cdot \beta \\ \text{drastisches Produkt:} & \quad t(\alpha, \beta) = \begin{cases} 0 & \text{falls } 1 \notin \{\alpha, \beta\} \\ \min\{\alpha, \beta\} & \text{sonst.} \end{cases} \end{aligned}$$

Beliebig viele weitere Normen lassen sich durch Parametrisierung erreichen. Beispiele für t-Conormen für Wahrheitsfunktionen der Disjunktion sind:

$$\begin{aligned} \text{Maximum:} & \quad s(\alpha, \beta) = \max\{\alpha, \beta\} \\ \text{Lukasiewicz-t-Conorm:} & \quad s(\alpha, \beta) = \min\{\alpha + \beta, 1\} \\ \text{algebraische Summe:} & \quad s(\alpha, \beta) = \alpha + \beta - \alpha \cdot \beta \\ \text{drastische Summe:} & \quad s(\alpha, \beta) = \begin{cases} 1 & \text{falls } 0 \notin \{\alpha, \beta\} \\ \max\{\alpha, \beta\} & \text{sonst.} \end{cases} \end{aligned}$$

### Charakterisierung von Fuzzy-Reglern

Fuzzy-Regler dienen der Beschreibung von Kennfeldern und können somit auch als wissensbasierte Funktionsapproximatoren beschrieben werden (Borgelt et al., 2003). Sie eignen sich demnach ebenfalls zur Prädiktion von Systemverhalten, solange ausreichend qualitatives Expertenwissen z. B. aus der Vergangenheit in Form von Beobachtungen vorliegt. Zur Prädiktion muss allerdings vorausgesetzt werden, dass das System im Sinne seines prinzipiellen Verhaltens zeitlich stabil bleibt, da Fuzzy-Regler durch ihre feste Konfiguration statische Systeme



**Abbildung 5.4:** Fuzzy „wenn-dann“ Regeln und Struktur zweier verbreiteter Reglerkonzepte. Beim Mamdani-Regler wird der Ausgabewert aus der Ausgabe-Fuzzy-Menge durch Defuzzifikation mittels der Center of Gravity (COG) oder der Mean of Maximum (MOM) Methode bestimmt. Im Falle des Takagi-Sugeno-Reglers erfolgt die Defuzzifikation über mehrere Ausgabefunktionen, die als gewichteter Mittelwert zu einem einzelnen Ausgabewert zusammengefasst werden. Die Gewichte basieren auf der Verrechnung mehrerer Zugehörigkeitsgrade im Regelteil des Systems. Hierbei können unter anderen min-, max- oder  $\Pi$ -Operatoren verwendet werden. Eigene Darstellung, basierend auf Borgelt et al. (2003) und Jang (1993).

darstellen. Dies widerspricht zunächst der Verwendung von Fuzzy-Reglern als Prädiktoren für ein zeitlich-dynamisches System, wie es der Lastverlauf eines Haushalts über ein Jahr ist, bspw. bedingt durch Verhaltensänderungen der Bewohner oder jahreszeitliche Unterschiede.

Die Struktur verbreiteter Fuzzy-Regler, die auf der informationstechnischen Abbildung von „wenn-dann“ Regeln und darauf aufbauender Inferenz (Schlussfolgerung) basiert, ist in Abbildung 5.4 dargestellt. Es werden nacheinander folgende Schritte durchgeführt:

1. Die realen Eingabewerte werden fuzzifiziert, also Fuzzy-Mengen zugeordnet.
2. Anschließend werden darauf aufbauend die Fuzzyregeln angewandt.
3. Inferenzregeln bestimmen das Ergebnis der internen Verarbeitung.
4. Das Fuzzyergebnis wird defuzzifiziert, also in einen oder mehrere reale (numerische) Ausgabewerte umgewandelt.

Der erste Schritt der Fuzzifizierung erfolgt für jeden Eingabewert entsprechend der jeweils definierten Zugehörigkeitsfunktion. Die anschließende Auswertung der Fuzzyregeln erfolgt auf Basis der zugeordneten t-Normen oder t-Conormen zur Verrechnung der einzelnen Zugehörig-

keitsgrade (vgl. Abbildung 5.4). Die Ermittlung des Ausgabewerts erfolgt in einem Defuzzifizierungsschritt und unterscheidet sich je nach Typ des eingesetzten Fuzzy-Reglers. Der erste Schritt der Fuzzifizierung wird häufig als *Prämissesteil* und der zweite Schritt der Schlussfolgerung als *Konklusionsteil* bezeichnet. Unterschiedliche Modelle von Fuzzy-Reglern unterscheiden sich insbesondere im Konklusionsteil. Im Folgenden werden die zwei wichtigsten und häufigsten Arten, die *Mamdani-* und die *Takagi-Sugeno-Regler*, kurz definiert.

### **Mamdani-Regler**

Der Mamdani-Regler (Mamdani u. Assilian, 1975) basiert auf mehreren Regeln der Form

$$\text{If } x \text{ is } \mu_A \text{ and } y \text{ is } \mu_B \text{ then } z \text{ is } \mu_F.$$

Abbildung 5.4 verdeutlicht die genaue Herangehensweise in Form eines einfachen Systems mit zwei Eingabegrößen und zwei Regeln. Die Konjunktion der fuzzifizierten Eingabewerte in den Regeln erfolgt mittels der min-t-Norm, womit je Regel der Zugehörigkeitsgrad  $z$  für die Zugehörigkeitsfunktionen der Ausgabe bestimmt werden kann. Das Zusammenfassen aller Regeln ergibt einen Zugehörigkeitsbereich, der defuzzifiziert werden muss, um eine verwendbare Ausgabe zu erlangen. Hierfür wird bei Mamdani-Reglern oft die COG-Methode (Center-of-Gravity) angewendet, die den Ausgabewert als Schwerpunkt (bzw. dessen x-Achsenabschnitt) der Fläche des ermittelten Zugehörigkeitsbereichs ermittelt. Eine weitere Möglichkeit der Defuzzifizierung ist die Anwendung der MOM-Methode (Mean-of-Maximum), welche den Mittelwert der x-Achsenabschnitte mit den höchsten Werten als Ausgabewert bestimmt.

### **Takagi-Sugeno-Regler**

Regler nach dem Modell von Takagi und Sugeno (Takagi u. Sugeno, 1985; Sugeno, 1985), auch TS-Regler genannt, verwenden Regeln der Form

$$\text{If } x \text{ is } \mu_A \text{ and } y \text{ is } \mu_B \text{ then } z = F(x, \dots, y).$$

Analog zu dem Vorgehen beim Mamdani-Regler werden die Eingabewerte fuzzifiziert und mittels einer t-Norm kombiniert. Hierbei kommen meist die Minimum-t-Norm oder die Produktbildung zum Einsatz (Borgelt et al., 2003). Die Konklusion erfolgt im Unterschied zum Mamdani-Regler nicht mit Hilfe einer Ausgabe-Fuzzy-Menge, sondern in Form einer von den Eingabewerten abhängigen Funktion. Beispielsweise können mehrere lineare Modelle kombiniert werden, um das gewünschte Ein-/Ausgabeverhalten zu modellieren. Durch Überlappungen sowie die Struktur der Zugehörigkeitsfunktionen im Prämissesteil können so auch nicht-lineare Funktionen approximiert werden (Michels et al., 2002). Der Ausgabewert ergibt sich schließlich durch die Ermittlung der mit den Erfüllungsgraden der Regeln gewichteten Summe als gewichteter Mittelwert (vgl. Abbildung 5.4 und Borgelt et al. (2003)).

Tabelle 5.2: Gegenüberstellung von KNN und Fuzzy-Systemen (Borgelt et al., 2003)

KNN	Fuzzy-Systeme
<i>Vorteile</i>	
Kein mathematisches Prozessmodell notwendig	Kein mathematisches Prozessmodell notwendig
Datengetriebenes Training möglich	Expertenwissen in Form von Regeln nutzbar
Breite Auswahl an Lernalgorithmen	Gut interpretierbar, einfache Implementierung
<i>Nachteile</i>	
Kein Expertenwissen nutzbar	Ohne Expertenwissen nicht umsetzbar
Black-Box-Verhalten	Statisches System ohne formale Lernfähigkeit
Wahl der Netzparameter nur heuristisch möglich	Nur heuristische Verfahren zur Adaption
Der Lernvorgang konvergiert nicht immer	Versuch der Adaption kann erfolglos sein
Regelwissen ist nicht extrahierbar	

### 5.3.5 Neuro-Fuzzy-Systeme

Der Begriff *Neuro-Fuzzy-System* fasst die Kombination künstlicher neuronaler Netze (KNN) mit Fuzzy-Systemen zusammen. Ziel entsprechender Methoden ist es, die Vorteile beider Verfahren zu kombinieren und zumindest Teile der Nachteile auszuschließen. Während KNN immer dann eingesetzt werden können, wenn zur Problembeschreibung hinreichend viele Beispieldaten zur Verfügung stehen, bilden Fuzzy-Systeme einen wissensbasierten Ansatz, für den das Wissen in Form linguistischer Regeln vorliegt. KNN benötigen außerdem genau wie Fuzzy-Systeme kein exakt formuliertes mathematisches Modell zur Problembeschreibung (Borgelt et al., 2003). Allerdings müssen sie mit dem Lernen aus Beispieldaten nach der Implementierung stets von Neuem beginnen, da kein a-priori Expertenwissen integriert werden kann. Andererseits existieren für reine Fuzzy-Systeme wiederum keine formalen Methoden, um ein vorliegendes System zu verbessern und bspw. aus Datenpaaren zu lernen. Entsprechend kann hierzu nur heuristisch vorgegangen werden. Gleiches gilt auch für die Parametrisierung neuronaler Netze. Auch hier existiert kein allgemeingültiges Verfahren, das die optimale Konfiguration vorgibt, weshalb auch hier lediglich heuristische Ansätze existieren (Borgelt et al., 2003). Die Vor- und Nachteile der beiden Methoden, welche durch Neuro-Fuzzy-Systeme kombiniert werden, werden in Tabelle 5.2 zusammengefasst.

Der entscheidende Grund für die Kombination von neuronalen Netzen mit Fuzzy-Systemen ist die Möglichkeit, ein lernfähiges Fuzzy-System erzeugen. Die Fähigkeit des Lernens kann dabei zwei Ausprägungen haben. Entweder ist das System in der Lage, linguistische Regeln und Zugehörigkeitsfunktionen aus Beispieldaten zu erlernen oder es ist fähig, bestehende Regeln und Zugehörigkeitsfunktionen mittels Lernalgorithmen auf Basis von Beispieldaten zu optimieren. Da die Adaption von Knotenparametern eine Standardaufgabe neuronaler Netze ist, können Zugehörigkeitsfunktionen, die stets durch Parameter beschreibbar sind, gut opti-

miert werden. Hierbei können auch Nebenbedingungen berücksichtigt werden, wie z. B. dass benachbarte Fuzzy-Mengen nicht disjunkt sein dürfen. Während die Lernfähigkeit durch die Architektur des neuronalen Netzes bereitgestellt wird, stellt das Fuzzy-System die Möglichkeit der Integration von Expertenwissen bereit. Bereits bekannte Regeln und Zugehörigkeitsfunktionen können schon vor dem Lernvorgang implementiert werden, so dass sich dieser anschließend verkürzt. Das entstehende System ist in der Regel auch nach dem Lernvorgang noch als Standard Fuzzy-System interpretierbar und entsprechend einsetzbar. Dies wirkt dem sonst kritisierten Black-Box Verhalten neuronaler Netze entgegen (Borgelt et al., 2003). Somit bleiben die in Tabelle 5.2 genannten Vorteile beider Systeme weitgehend erhalten. Jedoch kann auch durch die Kombination beider Systeme nicht vermieden werden, dass der Lernerfolg nicht in jedem Fall garantiert ist.

Zur Umsetzung von Neuro-Fuzzy-Systemen wird meist die Struktur des Fuzzy-Systems in eine Architektur übertragen, die mit der eines neuronalen Netzes vergleichbar ist. Anschließend besteht entweder die Möglichkeit, nicht-differenzierbare t-Normen und t-Conormen des Fuzzy-Systems mit differenzierbaren Funktionen zu ersetzen, um verbreitete Lernverfahren verwenden zu können, oder auf diese zu verzichten und eigene Lernverfahren zu verwenden. Das in Jang (1993) vorgestellte Modell ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System) verwendet ein Sugeno-Fuzzy-System (vgl. Abschnitt 5.3.4), welches nur differenzierbare Funktionen erlaubt und somit geeignet ist, um bekannte Lernverfahren anzuwenden. Allerdings ist das Modell dadurch nach dem Lernvorgang schwerer interpretierbar. Weitere Modelle, die Neuro-Fuzzy-Systeme als mehrschichtige, vorwärtsbetriebene neuronale Netze implementieren, sind zahlreich in der Literatur zu finden (Halgamuge u. Glesner, 1994; Berenji u. Khedkar, 1992; Buckley u. Yoichi, 1995). Alternative Implementierungen wie NEFCON (Nauck u. Kruse, 1994, 1992), NEFCLASS (Nauck u. Kruse, 1997) oder NEFPROX (Nauck u. Kruse, 1999) verwenden angepasste Lernverfahren, um die Interpretierbarkeit (bspw. eines Mamdani-Reglers) vollständig zu erhalten.

Zusammenfassend kann ein Neuro-Fuzzy-System definiert werden als ein Ansatz, der versucht, ein Fuzzy-System aus Daten abzuleiten bzw. ein bestehendes Fuzzy-System auf Basis vorliegender Testdaten zu verbessern. Die Verwendung eines mehrschichtigen, vorwärtsbetriebenen neuronalen Netzes zur Bereitstellung der Lernfähigkeit ist dabei nicht zwingend erforderlich, erleichtert aber das methodische Vorgehen enorm. Es stehen standardisierte und weit verbreitete Lernverfahren zur Verfügung, die gut mit den parametrisierbaren Zugehörigkeitsfunktionen eines Fuzzy-Systems zusammenpassen. Das System ist nach dem Lernvorgang weiterhin als Fuzzy-System interpretierbar und ein kontinuierlicher Lernvorgang auf Basis stetig neuer Datenbereitstellung ist möglich. Des Weiteren kann stets neues (Experten-) Wissen zum System hinzugefügt werden. Im Folgenden wird mit ANFIS ein verbreitetes Neuro-Fuzzy-System näher beschrieben, das bereits in vielen Fachrichtungen für unterschiedlichste Zwecke erfolgreich eingesetzt wurde (Cheng u. Wei, 2010; Mellit u. Kalogirou, 2011; Han et al., 2005).

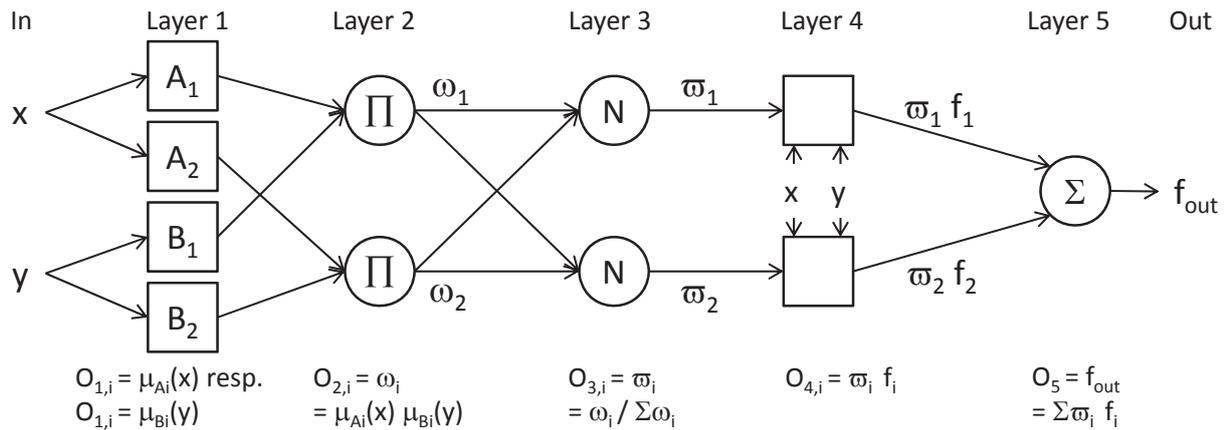


Abbildung 5.5: Allgemeine Struktur von ANFIS nach Jang (1993)

### Adaptive Network Based Fuzzy Inference System (ANFIS)

Das Modell ANFIS wurde erstmals in Jang (1993) vorgestellt. Der Neuro-Fuzzy-Ansatz ermöglicht die Nutzung von Expertenwissen sowie eine für Menschen interpretierbare Regelformulierung bei gleichzeitiger Lernfähigkeit im Sinne eines neuronalen Netzes. Es ist ebenfalls möglich, auf Basis eines Beispieldatensatzes einen Basisregelsatz zu erzeugen und diesen anschließend mit Expertenwissen zu ergänzen. Im Rahmen des Trainingsalgorithmus werden die Prämisenparameter der Zugehörigkeitsfunktionen der Inputs sowie die Konklusionsparameter der Outputschicht entsprechend eines Trainingsdatensatzes angepasst. Durch im Zeitverlauf wiederholtes Lernen ist somit eine laufende Anpassung des zugrundeliegenden Fuzzy-Systems an aktuelle Daten möglich. Dabei bleibt die Möglichkeit des Eingriffs oder der Ergänzung durch den Bediener durchgehend erhalten. Allerdings kann durch das datengetriebene Training der Fuzzy-Struktur die Interpretierbarkeit des Modells partiell verloren gehen. Dennoch ist auch in diesem Fall zumindest das Ergänzen weiterer Inputs und interpretierbarer Regeln durch neues Expertenwissen möglich und die Struktur des Modells ist weiterhin als Fuzzy-System des Ausgangstyps interpretierbar.

Abbildung 5.5 zeigt den prinzipiellen Aufbau des ANFIS-Modells. Im Sinne der Klassifizierung neuronaler Netze ist ANFIS ein fünfschichtiges vorwärtsbetriebenes neuronales Netz mit beliebig vielen Inputs und einem Output. Das zugrunde liegende Fuzzy-System muss in Form eines Takagi-Sugeno-Reglers (vgl. Abschnitt 5.3.4) vorliegen, da der verwendete Lernalgorithmus differenzierbare Funktionen voraussetzt.

Die Struktur des Fuzzy-Systems wird im ANFIS-Modell auf mehrere Schichten aufgeteilt. Die Zugehörigkeitsfunktionen der Eingabeschicht sind dabei in parametrisierter Form Bestandteil der adaptiven Knoten und somit im Laufe des Lernprozesses veränderbar. Die linearen Funktionen der Ausgabeschicht sind ebenfalls parametrisiert in adaptiven Knoten verankert. Die Funktionen der fünf einzelnen Schichten (vgl. Abbildung 5.5) sind wie folgt definiert.

**Layer 1:** In den adaptiven Knoten werden die Inputs entsprechend der Zugehörigkeitsfunktionen des zugrunde liegenden Fuzzy-Inferenz-Systems ausgewertet. Die Knotenfunktion  $O_{1,i}$  jedes Knotens  $i$  in Layer 1 entspricht einer Zugehörigkeitsfunktion  $\mu : X \rightarrow [0, 1]$  des zugrunde liegenden Fuzzy-Inferenz-Systems:

$$O_{1,i} = \mu_{A,i}(x) = \frac{1}{1 + \left[ \left( \frac{x-c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}}, \quad (5.46)$$

wobei hier von einer glockenförmigen Zugehörigkeitsfunktion ausgegangen wird, deren Form von den Parametern  $(a_i, b_i, c_i)$  abhängt. Die Parameter der Zugehörigkeitsfunktionen in Layer 1 werden auch als *Prämissenparameter* bezeichnet und im Rahmen des Lernvorgangs angepasst.

**Layer 2:** Die nicht-adaptiven Knoten der zweiten Schicht multiplizieren die Eingangswerte miteinander (Gleichung 5.47). Dies repräsentiert den *if*-Teil der festgelegten Regeln, wobei die Verknüpfung mit *und* als Produkt interpretiert wird. Der Ausgabewert der Knotenfunktionen wird auch als *firing strength*  $w_i$  bezeichnet.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y) \quad (5.47)$$

**Layer 3:** Die wiederum nicht-adaptiven Knoten der dritten Schicht dienen dazu, die in Schicht 2 errechneten Werte zu normalisieren. Hierdurch wird eine Gleichgewichtung der Regeln erreicht. Der Ausgabewert wird als *normalized firing strength* bezeichnet.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_i w_i} \quad (5.48)$$

**Layer 4:** Alle Knoten der vierten Schicht sind adaptive Knoten und repräsentieren den *then*-Teil der Regeln des Fuzzy-Inferenz-Systems. In einem Fuzzy-Regler des Typs Takagi-Sugeno sind die Zugehörigkeitsfunktionen der Ausgabewerte lineare Funktionen. Die Parameter  $(p_i, q_i, r_i)$  dieser Schicht werden auch als Konsequenz- oder Konklusionsparameter bezeichnet.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i \cdot (p_i x_i + q_i y_i + r_i) \quad (5.49)$$

Entsprechend der Formulierung und den Eigenschaften des verwendeten Takagi-Sugeno-Reglers werden hier wiederum die ursprünglichen Eingabewerte  $x$  und  $y$  genutzt.

**Layer 5:** Der Knoten dieser Schicht ist ein nicht-adaptiver Knoten und dient der Berechnung des ermittelten Ausgabewerts. Der Wert wird als Summe aller Eingangssignale berechnet.

$$O_5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (5.50)$$

## Hybride Lernregel

Im Standardfall versucht das datengetriebene Lernverfahren den Root Mean Squared Error (RMSE) und somit den Abstand der im Lernvorgang prognostizierten und der beobachteten Werte zu minimieren. Darüber hinaus ermöglicht der Algorithmus die Verwendung sogenannter Testdatensätze. Diese werden nicht direkt beim Lernen verwendet, sondern dienen der stetigen Kontrolle des zu erwartenden Prognosefehlers, um dem Phänomen des *Overfittings* entgegenzuwirken. Overfitting bezeichnet den Umstand, dass intensives Trainieren dazu führen kann, dass die Prognose zu stark den Trainingsdaten entspricht und sich somit einer naiven Prognose annähert. Theoretische Untersuchungen zeigen jedoch, dass das Phänomen des Overfittings mittels Testdatensätzen, die nicht am Training beteiligt waren, gut verhindert werden kann (Tetko et al., 1995). Meist bewährt sich die Verwendung eines konstanten Verhältnisses der Anzahl von Trainings- und Testdatensätzen. Von allen zur Verfügung stehenden Datensätzen werden 85 % zum Training verwendet, während 15 % zu Testzwecken eingesetzt werden. Größere Testdatensätze verringern die Wahrscheinlichkeit, dass sich die Testdaten zufällig stark den Trainingsdaten ähneln und es dennoch zu Overfitting kommt (Tetko et al., 1995).

Die *hybride Lernregel* basiert auf einer Kombination des in Abschnitt 5.3.3 beschriebenen gradientenabstiegsbasierten Lernalgorithmus und der Methode der kleinsten Quadrate (MKQ) (Jang, 1993). Die Notwendigkeit der hybriden Lernregel ist dadurch begründet, dass das gradientenabstiegsbasierte Lernverfahren vergleichsweise langsam arbeitet und darüber hinaus die Gefahr birgt in lokalen Minima steckenzubleiben.

Analog zu Jang (1993) wird angenommen, dass ein adaptives Netz vorliegt, das lediglich einen Ausgabewert  $o$  besitzt. Dieser hängt neben dem Vektor der Eingabewerte  $\mathbf{I}$  auch von den Parametern aus der Menge  $S$  ab.

$$o = F(\mathbf{I}, S) \quad (5.51)$$

Weiterhin sei eine Funktion  $H$  existent, so dass die Komposition  $H \circ F$  linear in manchen Elementen von  $S$  ist. Dann können eben diese linearen Elemente mit Hilfe der MKQ bestimmt werden. Die Menge der Elemente, die diese Bedingung erfüllen, sei im Folgenden mit  $S_2$  bezeichnet und umfasst bei ANFIS die Parameter der linearen Ausgabeschicht. Alle übrigen Elemente sind in der Menge  $S_1$  enthalten. Wird nun  $H$  auf die Formel 5.51 angewendet, erhält man den folgenden Ausdruck, der in den Elementen der Menge  $S_2$  linear ist.

$$H(o) = H \circ F(\mathbf{I}, S) \quad (5.52)$$

Mit gegebenen Werten in  $S_1$  und mit Trainingsdaten  $P$  erhält man die Matrixgleichung  $AX = B$  mit  $X$  als unbekanntem Vektor, dessen Elemente Parameter in Menge  $S_2$  sind. Die Dimensionen der verwendeten Matrizen sind für  $A$   $P \times M$ , für  $X$   $M \times 1$  und für  $B$   $P \times 1$ . Im All-

gemeinen gilt, dass die Anzahl der Datenpaare für das Training die Zahl der linearen Parameter deutlich übersteigt. Deshalb repräsentiert die Matrixgleichung ein überbestimmtes Problem, welches im Allgemeinen keine eindeutige Lösung besitzt. Statt eine exakte und eindeutige Lösung zu suchen, wird stattdessen versucht, den quadrierten Fehler  $\|AX - B\|^2$  zu minimieren. Anstelle des weit verbreiteten Lösungsweges über die Pseudo-Inverse von  $X$  wird aufgrund der Berechnungszeit ein alternativer Ansatz über sequentielle Formeln (Gleichungen 5.53 und 5.54) gewählt, welcher insbesondere bei kleinen Werten von  $M$  effizienter arbeitet. Die Formeln können sowohl für offline und online learning (für Systeme mit veränderlicher Charakteristik) formuliert werden. Der  $i$ -te Zeilenvektor der Matrix  $A$  wird hierzu transponiert und definiert als  $a_i^T$  sowie das  $i$ -te Element des Vektors  $B$  definiert als  $b_i^T$ . Dann kann  $X$  entsprechend folgender Formeln iterativ berechnet werden (Jang, 1993).

$$X_{i+1} = X_i + S_{i+1} \cdot a_{i+1} \cdot (b_{i+1}^T - a_{i+1}^T \cdot X_i) \quad (5.53)$$

$$S_{i+1} = S_i - \frac{S_i \cdot a_{i+1} \cdot a_{i+1}^T \cdot S_i}{1 + a_{i+1}^T \cdot S_i \cdot a_{i+1}}, \quad i = 0, 1, \dots, P-1 \quad (5.54)$$

Der kleinste Quadrate Schätzer ist bei oben genannter Definition  $X_P$ . Die oft als *Kovarianzmatrix* bezeichnete Matrix  $S$  hat die Dimensionen  $M \times M$ . Für die Initialisierung gilt  $X_0 = 0$  und  $S_0 = \gamma \cdot I$  mit  $\gamma$  als große positive Zahl sowie  $I$  als Einheitsmatrix der Dimension  $M \times M$ . Das Vorgehen ändert sich im Fall von Systemen mit mehreren Ausgabewerten nicht grundlegend, einziger Unterschied ist, dass  $b_i^T$  dann die  $i$ -te Reihe der Ergebnismatrix  $B$  darstellt.

Die hybride Lernregel kombiniert somit das gradientenabstiegsbasierte Lernen (vgl. Abschnitt 5.3.3) mit der Methode der kleinsten Quadrate (MKQ), um die Parameter eines adaptiven Netzes anzupassen. Dazu wird in jedem Durchlauf des Lernvorgangs ein *Vorwärts-* und *Rückwärtslauf* durchgeführt. Im Vorwärtslauf werden die Eingabegrößen verarbeitet und jeder Knotenausgabewert berechnet bis die Matrizen  $A$  und  $B$  gebildet werden können und die Parameter in der Menge  $S_2$  identifiziert sind. Im Rückwärtslauf werden dann, wie in Abschnitt 5.3.3 beschrieben, die Parameter aus der Menge  $S_1$  ausgehend von den letzten bis hin zu den ersten Knoten aktualisiert. Bei gegebenen festen Werten der Parameter aus Menge  $S_1$  sind die gefundenen Parameter in Menge  $S_2$  global optimal, da sie durch die MKQ ermittelt wurden. Dies ist aufgrund der Vielzahl an Parametern und der linearen Ausgabeschicht von ANFIS-Modellen besonders vorteilhaft. Diese sogenannten Konklusionsparameter sind somit in der Menge  $S_2$  angesiedelt. Im Gegensatz dazu befinden sich die im Rückwärtslauf angepassten Parameter der Menge  $S_1$  in den versteckten Schichten (engl. *hidden layer*). Die Konklusionsparameter, die sich durch die MKQ im Vorwärtslauf ergeben und auf den Daten basieren, welche durch die Funktion  $H(\cdot)$  transformiert wurden, sind optimal für die transformierten Daten. Die Optimalität lässt sich nur auf die Ausgangsdaten übertragen, solange  $H(\cdot)$  eine monoton steigende Funktion ist. Das Vorgehen (vgl. Tabelle 5.3) beschleunigt im Allgemeinen die Konvergenz des Systems im Vergleich zum isolierten gradientenabstiegsbasierten Lernen erheblich.

Tabelle 5.3: Vorwärts- und Rückwärtslauf beim hybriden Lernen für ANFIS (Jang, 1993)

	Vorwärts	Rückwärts
Prämissenparameter	Fest	Gradientenabstieg
Konsequenzparameter	MKQ	Fest
Signale	Knotenausgabe	Fehlerraten

### Hybrides On-line Lernen

Analog zu Abschnitt 5.3.3 kann auch das hybride Lernverfahren zu einem on-line Lernverfahren angepasst werden. In diesem Fall werden die Parameter nach jeder Dateneingabe aktualisiert. Das Gradientenabstiegsverfahren basiert in diesem Fall auf  $E_p$  statt auf  $E = \sum_{p \in P} E_p$ , was bedeutet, dass streng genommen nicht  $E$  insgesamt minimiert wird. Für kleine Lernraten stellt die Methode jedoch eine gute Approximation dar. Zur Umsetzung des on-line Lernens in den sequentiellen Formeln zur MKQ Berechnung muss sichergestellt werden, dass neue Datenpaare die Auswirkungen alter Datenpaare überwiegen. Der *Faktor des Vergessens* wird mit  $\lambda$  bezeichnet und die sequentiellen Formeln entsprechend angepasst. Für  $\lambda$  gilt  $0 < \lambda < 1$ , wobei ein kleiner Wert das Vergessen beschleunigt, sich in manchen Fällen jedoch numerisch instabil auswirkt und deshalb vermieden werden sollte.

$$X_{i+1} = X_i + S_{i+1} \cdot a_{i+1} \cdot (b_{i+1}^T - a_{i+1}^T \cdot X_i) \quad (5.55)$$

$$S_{i+1} = \frac{1}{\lambda} \cdot \left[ S_1 - \frac{S_i \cdot a_{i+1} \cdot a_{i+1}^T \cdot S_1}{1 + a_{i+1}^T \cdot S_i \cdot a_{i+1}} \right], \quad i = 0, 1, \dots, P-1 \quad (5.56)$$

Zusammenfassend kann die vorgeschlagene Anwendung der hybriden Lernregel im ANFIS-Modell folgendermaßen beschrieben werden (Borgelt et al., 2003):

- Zunächst werden die Prämissenparameter fixiert und die im Sinne eines definierten Fehlermaßes optimalen Konklusionsparameter bestimmt.
- Anschließend werden bei fixierten Konklusionsparametern die Prämissenparameter mittels des gradientenabstiegsbasierten Lernalgorithmus angepasst.
- Falls der gesamte Fehler in vier aufeinanderfolgenden Schritten reduziert wurde, wird die Lernrate um 10 % erhöht. Falls der Fehler jedoch abwechselnd steigt und fällt, wird die Lernrate um 10 % gesenkt.
- Das Training wird beendet, sobald ein definiertes Fehlermaß unterschritten wurde, oder die maximale Iterationszahl erreicht wurde.

ANFIS-Modelle sind genau wie künstliche neuronale Netze (Hornik et al., 1989) und Fuzzy-Systeme (Wang, 1992) universelle Funktionsapproximatoren (Jang, 1992). Insofern eignen sie sich hervorragend zu Prognosezwecken, was durch eine Vielzahl an Arbeiten belegt werden kann (vgl. bspw. Cheng u. Wei (2010); Mellit u. Kalogirou (2011); Han et al. (2005)).

## 5.4 Literaturüberblick und Vorauswahl von Lastprognosemethoden

Aufgrund der Vielzahl an Arbeiten zur Lastprognose, die sich über die gesamte methodische Vielfalt erstrecken, kann im Folgenden nur eine Auswahl aufgeführt werden. Je nach Untersuchungsgegenstand sei darüber hinaus auf umfangreiche Review Artikel (z. B. Zhao u. Magoulès, 2012; Alfares u. Nazeeruddin, 2002; Liu et al., 1996) und Übersichtsartikel (z. B. Dounis, 2010; Hippert et al., 2001; Kalogirou, 2000; Krarti, 2003) verwiesen. Die Aufstellung in Tabelle 5.4 versucht, die verfügbare Bandbreite insofern abzudecken, als dass neben der verwendeten Methode insbesondere das untersuchte Aggregationsniveau zur Klassifizierung angewendet wird. Auf eine ausführliche Beschreibung aller aufgeführten Arbeiten wird an dieser Stelle verzichtet; für nähere Informationen zu den einzelnen Implementierungen sei auf die jeweils angegebenen Quellen verwiesen.

Zur weiteren Betrachtung werden basierend auf den Ausführungen dieses Kapitels mehrere Methoden zur kurzfristigen elektrischen Lastprognose ausgewählt. Eine nähere Untersuchung verschiedener Methoden ist notwendig, da im Vorfeld der Anwendung aufgrund der starken Problemabhängigkeit der Prognoseaufgabe keine zweifelsfreie Überlegenheit einer bestimmten Methode hinsichtlich der zu erwartenden Prognosegüte festgestellt werden kann. Die getroffene Auswahl basiert wesentlich auf dem Ziel, die aufgezeigte Bandbreite an verfügbaren Methoden abzudecken. Gleichzeitig orientiert sich die Auswahl an der Komplexität der Implementierung, insbesondere in Hinblick auf die Notwendigkeit einer laufenden Anpassung methodenspezifischer Parameter an aktuelle Lerndaten sowie dem Ziel eines möglichst generischen Ansatzes. Letzteres erfordert ein System, das den Betrieb weitgehend autonom aufnehmen kann und somit ohne eine (jeweils haushaltsindividuelle) aufwändige Modellschätzung auskommt. Dies erweist sich bspw. bei einem ARIMA(p,d,q) Modell als schwierig, da insbesondere zur Bestimmung prinzipieller Modelleigenschaften wie des Prozesstyps nur wenige formale bzw. sehr komplexe Verfahren existieren (vgl. hierzu z. B. Stier, 2001). Darüber hinaus wird z. B. in Taylor (2003) argumentiert, dass die Elektrizitätsnachfrage durch tägliche oder wöchentliche saisonale Einflüsse dominiert wird. Dies spräche gegen die Anwendung von ARIMA Modellen, welche eher für Zeitreihen geeignet seien, die durch kurzfristige Autokorrelation dominiert werden. Zwar existieren mit SARIMA-Modellen durchaus Methoden, welche die Saisonalitäten explizit berücksichtigen, doch steigt hierbei die Komplexität der laufenden Modellbestimmung weiter an. Gleiches gilt für die Verwendung des Kalman-Filters, bei dem die Bestimmung der Parameter des Zustandsraums ebenfalls sehr aufwändig und schwer automatisierbar ist (Moghran u. Rahman, 1989; Schlittgen, 2001).

**Tabelle 5.4:** Ausgewählte Arbeiten zur Lastprognose in Abhängigkeit von Aggregationsniveau, Methode und zeitlicher Auflösung

Niveau	Methode	zeitl. Auflösung	n-step ahead	Energieformen	Untersuchungsraum/Zweck	Quelle
Land	KNN,NF	$\frac{1}{2}$ -stündlich	48	S	Eine Region Australiens	Yun et al. (2008)
	ES,BJ	$\frac{1}{2}$ -stündlich	1-48	S	Stromsektor von England und Wales	Taylor (2003)
oder	KNN	monatlich	12	S	Stromsektor einer Provinz Saudi-Arabiens	Javed Nizami u. Al-Garni (1995)
	NF	stündlich	1-24	S	Stromsektor Taiwans	Liao u. Tsao (2004)
Region	KNN	jährlich	1	S	Einzelne Geräte im Haushaltssektor Kanadas	Aydinalp et al. (2002)
	NF	jährlich	1	S	Vier Regionen Taiwans	Cheng u. Wei (2010)
Region	MR	stündlich	24	S/W	Netzabschnitt im Niederspannungsnetz	Thoma (2007)
	KF	stündlich	1-24	S	Großes Versorgungsgebiet in Kanada	Al-Hamadi u. Soliman (2004)
große Gebäude	BJ	stündlich	1-16	S	Großes Bürogebäude	Newscham u. Birt (2010)
	PM	jährlich	1	W/K	206 große öffentliche Gebäude	Westphal u. Lamberts (2004)
große Gebäude	MR	monatlich	1	S	Großes öffentliches Gebäude	Ma et al. (2010)
	SVM	monatlich	1	S	Vier Bürogebäude	Dong et al. (2005)
große Gebäude	KNN	stündlich	24	S	Großes öffentliches Gebäude	González u. Zamarréno (2005)
	KNN	stündlich	24	S	Großes Bürogebäude in Kanada	Yang et al. (2005)
kleine Gebäude	PM	stündlich	-	W/S	Ermittlung von Typagen	Yao u. Steemers (2005)
	PM	monatlich	1	W	Für verschiedene Gebäudegrößen angewendet	White u. Reichmuth (1996)
oder	KNN	jährlich	1	W/S	Kurzfristige Daten als Grundlage	Olofsson u. Andersson (2001)
	KNN	stündlich	24	W	Auf Basis simulierter Daten	Kalogirou u. Bojic (2000)
Einzelhaushalte	BJ	stündlich	24	S	Auf Ebene ausgewählter Geräte	Arghira et al. (2012)
	LR	stündlich	1	W/S	Grundlage zur BHKW Einsatzplanung	Hollinger et al. (2011)
haushalte	NF	$\frac{1}{4}$ -stündlich	1-6	W/S	DSM und BHKW Einsatzplanung	Matics u. Krost (2008); Krost et al. (2007)
	TM	$\frac{1}{5}$ -täglich	1	W/S	Regelstrategien für PEMFC-Mikro-KWK	Vetter (2005)

BJ=Box-Jenkins; ES=Exponential Smoothing; KF=Kalman-Filter; LR=lineare univariäre Regression; MR=Multiple Regression; NF=Neuro-Fuzzy; PM=Physikalisches Modell; SVM=Support Vector Machine; TM=Trendmodell; S=Strom; W=Wärme; K=Kälte

Die folgende Methoden zur day-ahead Prognose des elektrischen Lastgangs werden für das Modellsystem implementiert und hinsichtlich ihrer Güte untersucht. Die aufgeführten Methoden sind einerseits vergleichsweise leicht zu implementieren und verfügen andererseits über gut umsetzbare formale Lernverfahren zur laufenden Anpassung an neue Trainingsdaten. Darüber hinaus erfordern sie auch zu Laufzeitbeginn keinen aufwändigen Parametrisierungs- oder Modellschätzungsprozess, was den angestrebten generischen Einsatz unterstützt.

- Als Referenzmethoden für die anderen Implementierungen werden die naive Prognose sowie die Prognose mittels H0-Profil verwendet. Beide Methoden dienen im Wesentlichen der Einordnung der ansonsten erzielten Ergebnisse.
- Als Vertreter der klassischen univariaten Methoden wird ein Modell der exponentiellen Glättung nach den Ansätzen von Holt und Winters (HWES) implementiert.
- Die klassischen multivariaten Methoden werden durch die multiple lineare Regression vertreten.
- Im Bereich der Methoden des Soft Computing werden ein mehrschichtiges, vorwärts-betriebenes künstliches neuronales Netz (KNN) sowie das Neuro-Fuzzy-System ANFIS implementiert.

Neben der Wahl der Methoden stellt sich weiterhin die Frage nach dem zu wählenden Modellansatz. Die einzelnen Vor- und Nachteile der verschiedenen Möglichkeiten EMA, TMA, SMA und TSMA wurden in Abschnitt 5.1.4 grundlegend diskutiert. Da auch für den Modellansatz formal keine dominante Alternative festgestellt werden kann, werden die Methoden soweit möglich und sinnvoll in allen Ansätzen implementiert und getestet (vgl. Abschnitt 6.2.3).

Die thermische Lastprognose wird mittels multipler Regression in einem TMA durchgeführt, wofür im Rahmen des Preprocessings zunächst eine Typtagklassifikation anhand der erwarteten Wetterdaten durchzuführen ist. Die Beschränkung auf eine einzelne Methode ist wesentlich durch die übergeordnete Problemstellung der vorliegenden Arbeit begründet: Das Erreichen des Ziels der (ökonomisch motivierten) prädiktiven Optimierung des Einsatzes einer Mikro-KWK-Anlage ist unter Berücksichtigung der üblichen Anlagenkonfiguration mit thermischem Pufferspeicher und zusätzlichem Spitzenlastkessel wesentlich abhängig von der Kenntnis des zukünftigen elektrischen Lastgangs. Der thermische Lastgang, der an sich bereits einer geringeren Variabilität unterliegt als der elektrische, setzt in Verbindung mit dem thermischen Pufferspeicher vor allem die zeitlichen Grenzen des Anlageneinsatzes und determiniert somit die zeitlichen Freiheitsgrade der Optimierung. Diese sind bei sinnvoller Anlagenauslegung und ausreichender Speichergröße außer in den Wintermonaten nicht in dem Maße restriktiv, dass keinerlei Freiheitsgrade im Anlageneinsatz bestünden. Dies lässt den Schluss zu, dass aufgrund der zeitlichen Entkopplung von Erzeugung und Verbrauch durch den thermischen Pufferspeicher hinsichtlich der thermischen Nachfrage sogar eine energetische Betrachtung in niedrigerer zeitlicher Auflösung ausreichend wäre. Diese Argumentation belegt bspw. auch

die Arbeit von Vetter (2005), in der zur thermischen Prognose eine zeitliche Auflösung von lediglich 4,8 Stunden gewählt wurde. Houwing et al. (2008) argumentieren gar, dass selbst synthetische thermische Lastgänge aufgrund der geringen Variabilität und der Pufferung durch den thermischen Speicher für die Planung ausreichen würden. Im Übrigen könnte im Falle sehr ungenauer thermischer Prognosen in der Realität auch ein Reservepuffer für den Füllstand des thermischen Pufferspeichers in Betracht gezogen werden, um größeren Prognosefehlern und daraus resultierenden ungültigen Fahrplanvorgaben bereits modellendogen zu begegnen.

Falls im betrachteten Haushalt ein Elektrofahrzeug vorhanden ist, wird eine perfekte Kenntnis für dessen Nachfrage sowie zeitliche Verfügbarkeit angenommen. Dieses Vorgehen stützt sich wesentlich auf die These, dass die Fahrten des Elektrofahrzeugs aufgrund des Ziels ökonomisch optimierten Ladens sowie der vergleichsweise geringen Reichweite und hohen Ladedauer vom Fahrer für den Folgetag geplant werden. Andererseits kann argumentiert werden, dass die Optimierung des Ladevorgangs stets erst bei Ankunft des Fahrzeugs erfolgt. Zu diesem Zeitpunkt ist sowohl der reale Bedarf als auch die zeitliche Verfügbarkeit weitgehend bekannt. Für die integrierte day-ahead Optimierung des Mikro-KWK-Anlageneinsatzes reicht dann eine grobe, bspw. naive Prognose des Bedarfs und der Anwesenheit aus. Letztere Argumentation greift insbesondere beim in Abschnitt 6.4 beschriebenen heuristischen Verfahren, da hier die Optimierung von Anlageneinsatz und optimiertem Laden aus methodischen Gründen weitgehend getrennt voneinander erfolgen.

Abschließend sei angemerkt, dass die Betriebssicherheit der Anlage in keinem Fall von der Güte der erstellten Prognosen abhängt. Die im folgenden Kapitel beschriebenen Methoden zur täglichen Optimierung des Anlageneinsatzes bestimmen lediglich den bestmöglichen Fahrplan der Mikro-KWK-Anlage auf Basis der durch die Prognose antizipierten zeitlichen Nachfragestruktur. Dieser wird anschließend im Rahmen einer zeitlich hoch aufgelösten Simulation validiert. Im Falle relevanter Abweichungen zwischen dem realen und prognostizierten Lastgang kann die elektrische Nachfrage stets durch das elektrische Netz gedeckt werden. Auch die thermische Versorgung ist aufgrund des Spitzenlastkessels stets gesichert. Der Ausweis der erzielten ökonomischen Ergebnisse sowie der Mikro-KWK-Kennzahlen erfolgt bei der Modellanwendung immer auf Basis der Simulation, welche auch alle eventuell notwendigen kurzfristigen Kompensationshandlungen integriert. Hierzu werden technisch ungültige Fahrplanvorgaben ggf. überschrieben. Deshalb repräsentieren die Simulation und deren Ergebnisse den Betrieb, der auch in der Realität unter Berücksichtigung aller auftretenden Prognosefehler mit Hilfe einer einfachen Anlagensteuerung zur Fahrplanumsetzung erzielt worden wäre.

# Kapitel 6

## Modellbeschreibung und Parameterwahl

Das in diesem Kapitel beschriebene Modellsystem *P-OPT* (**P**rädiktive **O**ptimierung) dient der integrierten prädiktiven Optimierung des Einsatzes von Mikro-KWK-Anlagen und des gesteuerten Ladens von Elektrofahrzeugen in Einzelhaushalten. Letztere sind charakterisiert durch ihre zeitliche Nachfragestruktur nach elektrischer und thermischer Energie sowie ggf. dem zeitabhängigen Ladebedarf eines Elektrofahrzeugs. Das Modellsystem ist entsprechend Abbildung 6.1 modular aufgebaut und umfasst neben einem Modul zur kurzfristigen, haushaltsindividuellen Lastprognose zwei Module zur Fahrplan- und Ladeoptimierung sowie ein Simulationsmodul. Ausgehend von den realen Lastgängen des untersuchten Haushalts wird im Lastprognosemodul für jeden Tag eine Trainings- und Prognoseiteration durchgeführt. Die prognostizierten Lastgänge gehen anschließend in die beiden Optimierungsmodule ein, die wiederum in täglicher Iteration optimierte Fahr- und Ladepläne aufstellen. Das erste Optimierungsmodul (vgl. Abschnitt 6.3) enthält ein exakt lösbares gemischt-ganzzahliges lineares Optimierungsmodell (Mixed Integer Program, MIP), das zweite als Alternative eine Greedy-Heuristik (vgl. Abschnitt 6.4). Parallel zur Optimierung erfolgen jeweils tägliche modellendogene Simulationen des Betriebs unter Berücksichtigung des realen thermischen Lastgangs, um jede neue Iteration mit einem realistischen Speicherstand des thermischen Pufferspeichers beginnen zu können (vgl. Abschnitt 6.3.3). Die anschließende Bewertung der unter unsicheren Rahmenbedingungen, bzw. basierend auf teilweise fehlerbehafteten Prognosen optimierten Fahrpläne erfolgt im Rahmen des Simulationsmoduls bei der Verwendung realer Lastgänge (vgl. Abschnitt 6.5). Die ex-post Simulation repräsentiert somit den Betrieb, der bei der Umsetzung der optimierten Fahrpläne in der Realität tatsächlich erreicht worden wäre und bildet die Grundlage für den ökonomischen Vergleich mit dem ebenfalls simulierten wärmegeführten Referenzbetrieb. Darüber hinaus ermöglicht das Simulationsmodul den Ausweis verschiedener Betriebskennzahlen (vgl. Abschnitt 3.4) sowie der Abweichung des jeweiligen Ergebnisses vom lediglich theoretisch erreichbaren globalen Optimum, das durch die exakte Lösung des MIP bei der Annahme perfekter Information definiert ist.

Die Kopplung der Einzelmodule erfolgt ausschließlich über Schnittstellen zur Datenübergabe. Da für die vorliegende Arbeit im Gegensatz zum realen Einsatz bereits zu Beginn der Berechnungen der gesamte benötigte Datensatz zur Verfügung steht, können die Module jeweils auch unabhängig voneinander verwendet werden. Für den realen Einsatz müssen hingegen auf Programmebene Kommunikationsschnittstellen definiert werden, mit deren Hilfe die Module unabhängig von einem Bediener interagieren können. Für die vorliegende Arbeit werden die Berechnungen jedes Einzelmoduls hingegen separat vom Benutzer gestartet.

Im Folgenden wird zunächst die verwendete Datenbasis sowie deren Aufbereitung beschrieben. Anschließend erfolgt die Beschreibung aller implementierten Module in den Abschnitten 6.2 bis 6.5. Neben der Parametrierung einzelner Methoden werden auch grundlegende Untersuchungen durchgeführt, bspw. zur Auswahl der verwendeten Kombination aus Methode und Modellansatz zur kurzfristigen Lastprognose oder zur zeitlichen Auflösung der Optimierung. Den Abschluss des Kapitels bildet Abschnitt 6.6 mit einem ersten Zwischenfazit zur insgesamt gewählten Methodik.

## 6.1 Verwendete Datenbasis

Sowohl für die Modellentwicklung und -parametrierung als auch für die anschließende Modellanwendung ist eine umfangreiche Datenbasis notwendig. Einerseits werden zur Charakterisierung eines betrachteten Haushalts dessen thermischer und elektrischer Lastgang benötigt. Der gewählte Betrachtungszeitraum eines zusammenhängenden Jahres ist notwendig, um alle Sondersituationen sowie saisonalen Schwankungen, insbesondere hinsichtlich des Wärme-, aber auch des Strombedarfs, abzudecken. Die Beschränkung auf wenige Typtage, wie sie in einigen Arbeiten erfolgt, würde die Aussagekraft der Betrachtung zu stark einschränken, da sowohl hinsichtlich der Lastprognose als auch der Optimierung insbesondere die Performance im Zeitverlauf von Interesse ist. Eine Analyse über mehrere Jahre würde die Aussagekraft zwar noch weiter erhöhen, ist aber aufgrund der vorliegenden Datenlage nicht durchführbar. Für die integrierte Optimierung von Anlagenbetrieb und dem gesteuerten Laden eines Elektrofahrzeugs wird des Weiteren ein Fahrprofil benötigt, mit dessen Hilfe heimische Ladebedarfe abgeschätzt werden können. Außerdem werden im Rahmen der Lastprognose ggf. zusätzliche haushaltsspezifische Parameter benötigt, die bei der Verwendung eines multivariaten Prognoseansatzes als Eingangsgrößen dienen (vgl. Abschnitt 6.1.2).

### 6.1.1 Haushaltslastgänge und Fahrprofil

Als Datengrundlage zur Modellentwicklung sowie dessen Anwendung im Rahmen einer Fallstudie dienen insgesamt 66 gemessene elektrische Haushaltssummenlastgänge (gesamter elektrischer Bedarf des Haushalts) in viertelstündlicher zeitlicher Auflösung, die sich jeweils über ein komplettes Jahr erstrecken. Die Haushaltslastgänge stammen aus der Energiedatenbank des

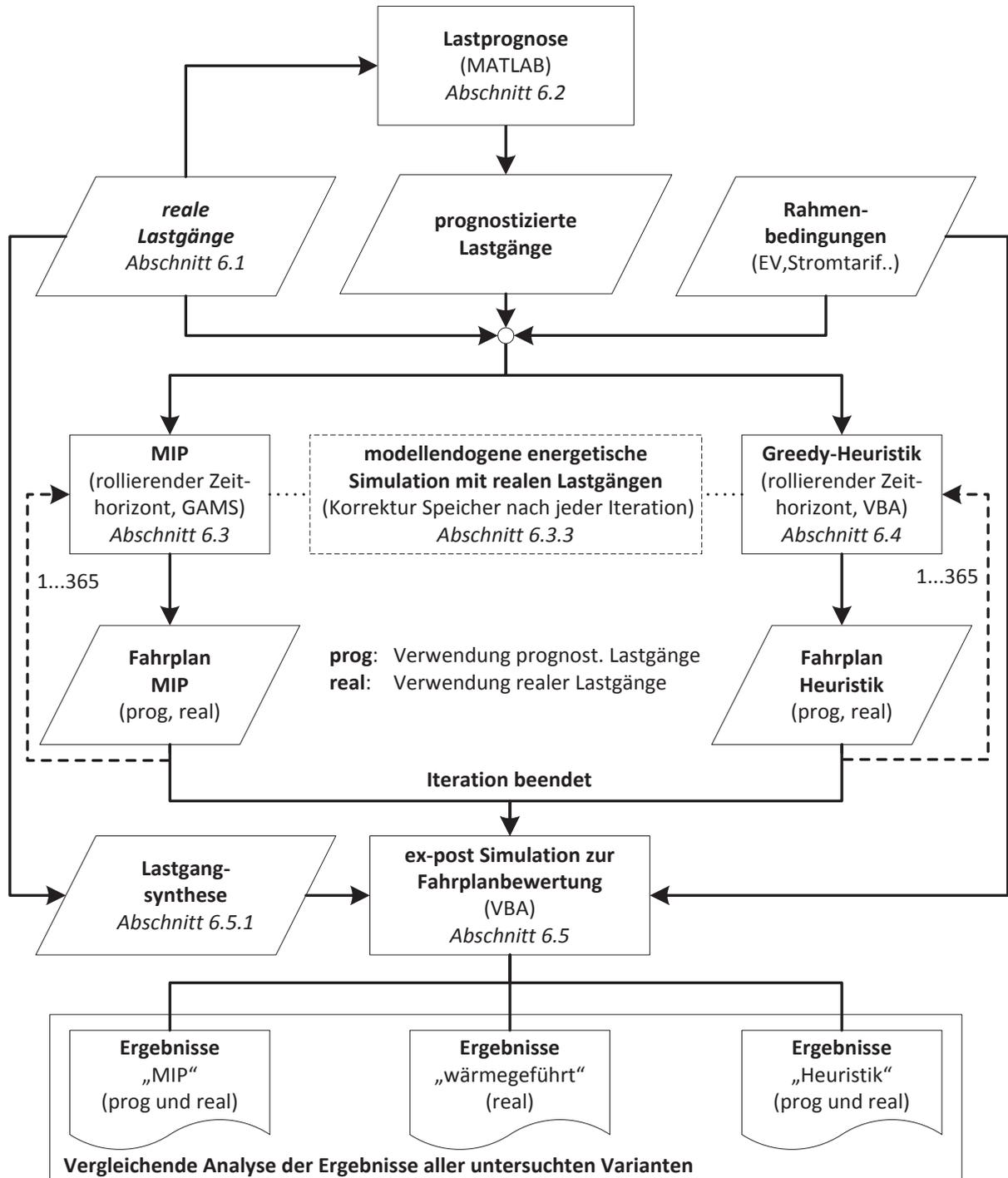


Abbildung 6.1: Aufbau und Zusammenspiel der P-OPT Module Lastprognose, MIP, Heuristik und Simulation

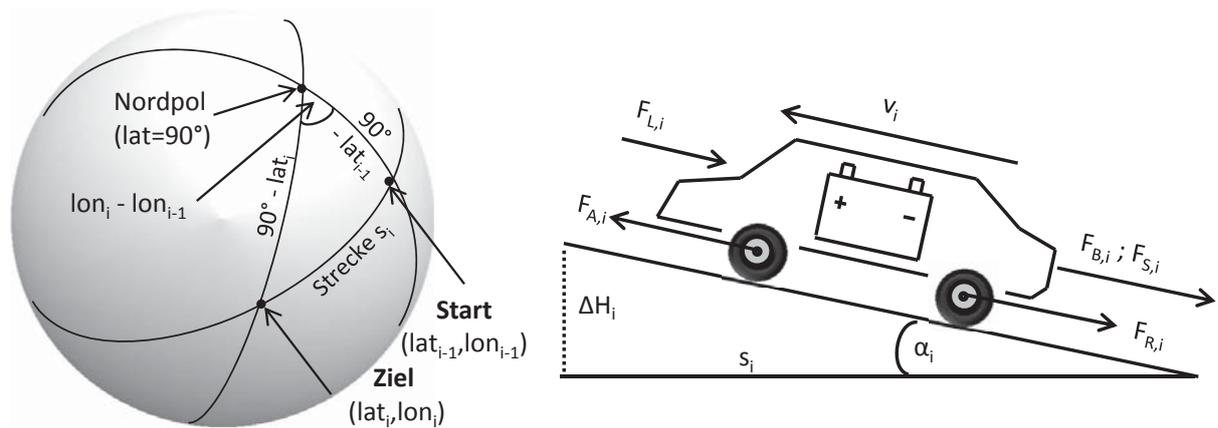
Lehrstuhls für Energiewirtschaft (LSEW, 2012) des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT) und liegen größtenteils anonymisiert vor, weshalb eine Zuordnung zu bestimmten Haushaltseigenschaften (Bewohnerzahl, Bewohnertypen, bewohnte Fläche, ...) lediglich entsprechend der kumulierten jährlichen Elektrizitätsnachfrage möglich ist (vgl. Abschnitt 2.1.3). Eine grobe räumliche Herkunft ist hingegen bekannt: die elektrischen Lastgänge stammen überwiegend aus den Regionen der TRY Klimazonen 4 und 12 des Deutschen Wetterdienstes (DWD) und sind dementsprechend gut mit historischen Wetterdaten aus DWD (2012) vereinbar.

Die maximal minütlich aufgelösten thermischen Lastgänge werden basierend auf VDI (2008) abgeleitet. Der Vorteil der Verwendung dieser Daten liegt vor allem in deren guter Skalierbarkeit, wodurch Haushalte verschiedener Größe, Personenzahl und Wärmedämmungsklassen in die Betrachtung einfließen können. Nachteilig ist hingegen die gegenüber der Realität geringere tagesabhängige Variabilität der erstellten thermischen Lastgänge. Um dennoch eine realitätsnahe Datenbasis zu generieren, wird die im Standardfall rein typtagabhängige Bestimmung des thermischen Lastgangs gemäß der Beschreibung in VDI (2008) um temperaturabhängige Korrekturfaktoren erweitert, welche auf Basis von Wetterdaten des DWD bestimmt wurden (DWD, 2012). Hierbei wird unterstellt, dass sich die benötigte thermische Tagesenergiemenge proportional zur Durchschnittstemperatur verhält. Darüber hinaus dient ein Glättungsparameter zur Bereinigung unrealistischer Sprünge zwischen unterschiedlichen benachbarten Typtagen. Dieses Vorgehen entspricht den Empfehlungen in VDI (2008) hinsichtlich der Zusammenfassung der Referenzlastprofile zu einem zusammenhängenden Kalenderjahr.

Zur Parametrierung der Modelle zur elektrischen Lastprognose werden aus der verfügbaren Datenbasis fünf Entwicklungslastgänge aus verschiedenen Bedarfsclustern ausgewählt, welche im Rahmen der späteren Fallstudie nicht zum Einsatz kommen. Dieses Vorgehen ist dem Ziel eines möglichst generischen Ansatzes geschuldet und soll vermeiden, bereits im Entwicklungsstadium Besonderheiten der für die Fallstudie verwendeten Lastgänge zu integrieren.

### **Fahrprofil des Elektrofahrzeugs**

Für das verwendete Fahrprofil kommt eine am Lehrstuhl für Energiewirtschaft des KIT durchgeführte Profilaufzeichnung für ein regelmäßig genutztes verbrennungsmotorisch betriebenes Fahrzeug über ein zusammenhängendes Jahr zum Einsatz. Hintergrund der eigenen Messung ist, dass gängige Mobilitätsstudien je befragtem Haushalt bzw. Fahrer lediglich einen einzelnen Tag (DLR u. infas, 2009) oder einzelne Wochen (Zumkeller et al., 2012) umfassen. Dementsprechend ist ein auf dieser Basis erstelltes jährliches Fahrprofil für einen Einzelhaushalt nicht einsetzbar, da aufgrund der zeitlich eingeschränkten Datenbasis die im Zeitverlauf individuell auftretenden Besonderheiten nicht berücksichtigt sind. Zwar kann die eigene Messung nicht als repräsentativ angesehen werden, doch beinhaltet sie zumindest teilweise jene Schwankungen im Mobilitätsverhalten, die in der Realität auftreten, und bildet insofern eine realistischere



**Abbildung 6.2:** Berechnung der zurückgelegten Strecke und momentan anliegender Kräfte für ein Kraftfahrzeug, basierend auf GPS-Messdaten

Basis als ein bspw. wöchentlich identisch wiederholtes Fahrprofil. Die prinzipiellen Eigenschaften des Fahrprofils (ca. 13.000 km pro Jahr, Durchschnittsgeschwindigkeit aller Fahrten ca. 52 km/h, 62 % des Jahres zuhause geparkt, über 90 % der Wege kürzer als 50 km) stellen für Deutschland realistische Werte nahe des Durchschnitts dar (DLR u. infas, 2009; Zumkeller et al., 2012) und sind darüber hinaus auch mit dem heute erwarteten Nutzungsverhalten von Elektrofahrzeugen vereinbar (Biere et al., 2009).

Zur Messung des Fahrprofils wurde ein GPS-Datenlogger verwendet, der in sekundlicher Auflösung den Standort des vermessenen Fahrzeugs aufzeichnet. Basierend auf den aufgezeichneten Breiten- und Längengraden (Latitude (lat) und Longitude (lon)) jedes Messpunktes kann mit Hilfe des Seiten-Kosinussatzes aus der sphärischen Trigonometrie (Todhunter, 1863) sowie durch Einsetzen des mittleren Erdradius ( $r_{Erde} = 6731$  km) die Teilstrecke  $s_i$  (Luftlinie) zwischen zwei Messpunkten  $(lat_{i-1}, lon_{i-1})$  und  $(lat_i, lon_i)$  eines Weges  $W$  berechnet werden (vgl. Gleichung 6.1). Aufgrund der hohen zeitlichen Auflösung von einer Sekunde entspricht die Summe aller  $n$  Teilstrecken von  $W$  in guter Näherung dem tatsächlich zurückgelegten Weg des Fahrzeugs (Gleichung 6.2).

$$s_i = 6.731 \cdot \left( \begin{array}{l} \arccos(\cos(90^\circ - lat_{i-1}) \cdot \cos(90^\circ - lat_i)) \\ + \sin(90^\circ - lat_{i-1}) \cdot \sin(90^\circ - lat_i) \cdot \cos(lon_i - lon_{i-1}) \end{array} \right) \quad (6.1)$$

$$W = \sum_{i=2}^n s_i \quad (6.2)$$

Neben der Berechnung zurückgelegter Strecken kann der jeweilige Abstellpunkt des Fahrzeugs den drei Klassen „Zuhause“, „Arbeitsplatz“ und „Sonstige“ zugeordnet werden. Dies ist notwendig, um den Energiebedarf und die Verfügbarkeit für das heimische Laden festzustellen, welche maßgeblich für das Lademanagement sowie die Einsatzplanung der Mikro-KWK-Anlage sind. Der theoretische Energiebedarf eines Elektrofahrzeugs pro zurückgelegtem Weg wird dazu basierend auf den GPS-Daten berechnet.

Zunächst werden die vorhandenen Messpunkte mit Hilfe einer elektronischen Höhendatenbank (CGIAR-CSI u. NASA, 2010) um Höhenangaben  $H_i$  gegenüber einem festen Referenzwert ergänzt. Dies ist ausreichend, da lediglich die Höhenunterschiede  $H_i$  je Teilstrecke  $s_i$  in die folgenden Berechnungen eingehen. Anschließend kann die notwendige Antriebskraft  $F_{A,i}$  in jedem Punkt berechnet werden, die sich aus dem zu überwindenden Luftwiderstand  $F_{L,i}$ , dem Rollwiderstand  $F_{R,i}$ , dem Steigungswiderstand  $F_{S,i}$  und der Beschleunigungskraft  $F_{B,i}$  zusammensetzt. Gemeinsam mit der Momentangeschwindigkeit  $v_i$  in jedem Punkt kann die notwendige Antriebsleistung  $P_{A,i}$  berechnet werden (Braess u. Seiffert, 2005). Bei Kenntnis des leistungsabhängigen Wirkungsgrads des Elektromotors  $\eta_{EM,P_A}$ , des als konstant angenommenen Wirkungsgrads des Antriebsstrangs  $\eta_{AS}$  sowie des ebenfalls als konstant angenommenen Rekuperationswirkungsgrades  $\eta_R$ , lässt sich insgesamt die näherungsweise je zurückgelegtem Weg für den Antrieb notwendige Energie  $E_{A,W}$  berechnen. Hierzu müssen weitere Kennwerte zum Fahrzeug (Strömungswiderstandskoeffizient  $c_w$ , projizierte Fläche  $A$ , Masse des Fahrzeugs inklusive Zuladung  $m_{EV}$ , Rollwiderstandskoeffizient  $\bar{f}_R$ ) sowie zum Elektromotor (vom Betriebszustand abhängiger Wirkungsgrad) bekannt sein. Die verwendeten Parameter wurden an öffentlich verfügbaren Daten zum Mitsubishi i-MiEV angelehnt (Mitsubishi, 2011). Die Dichte der Luft  $\rho_L = 1,2 \text{ kg/m}^3$  und die Erdbeschleunigung  $g = 9,81 \text{ m/s}^2$  werden als konstant angesehen. Des Weiteren wird von Windstille ausgegangen, sodass die relative Geschwindigkeit  $v_{rel,i}$  des Fahrzeugs zum Wind der tatsächlichen Geschwindigkeit  $v_i$  entspricht.

$$F_{L,i} = \frac{\rho_L}{2} \cdot c_w \cdot A \cdot v_{rel,i} \quad (6.3)$$

$$F_{B,i} = m_{EV} \cdot a \quad (6.4)$$

$$F_{R,i} = m_{EV} \cdot g \cdot \bar{f}_R \cdot \cos \alpha_i \quad (6.5)$$

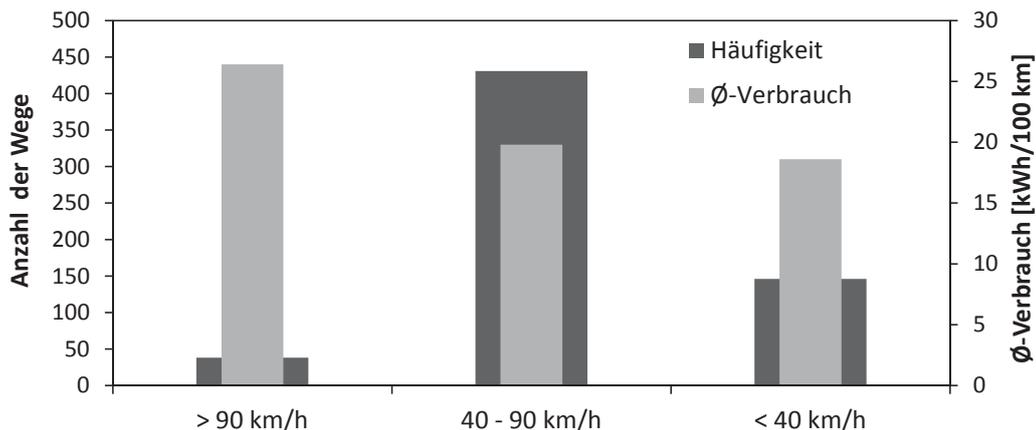
$$F_{S,i} = m_{EV} \cdot g \cdot \sin \alpha_i \quad (6.6)$$

$$P_{A,i} = (F_{L,i} + F_{B,i} + F_{R,i} + F_{S,i}) \cdot v_{rel,i} \quad (6.7)$$

$$E_{A,W} = \sum_{i=1}^n \max\{0; P_{A,i} \cdot t_i\} \cdot \eta_{EM,P_A} \cdot \eta_{AS} + \min\{0; P_{A,i} \cdot t_i\} \cdot \eta_R \quad (6.8)$$

Der Vorteil der genauen Auswertung der gemessenen Daten liegt in der Berücksichtigung von Besonderheiten jedes einzelnen Weges. Während bspw. Arbeitswege für Stadtbewohner häufig aus langsamen Stadtfahrten mit häufigem temporärem Stillstand bestehen, weisen Überland- oder Autobahnfahrten andere Charakteristika auf. Diese werden somit im erstellten Fahrprofil besser berücksichtigt, als es bei der Annahme eines konstanten entfernungsspezifischen Verbrauchswertes der Fall wäre.

Neben der zum Antrieb benötigten Energie können weitere, bspw. zeit- oder umgebungsabhängige Zuschläge berücksichtigt werden. Dazu zählen die klassischen Nebenverbraucher wie Heizung und Kühlung sowie speziell für Elektrofahrzeuge die teilweise notwendige Kühlung der Batterie. Helms et al. (2010) ermittelt hierfür einen durchschnittlichen Leistungsbedarf von



**Abbildung 6.3:** Histogramm der Durchschnittsgeschwindigkeit auf den gemessenen Wegen sowie der zugehörige Durchschnittsverbrauch eines Elektrofahrzeugs gemäß Modellrechnung

1 kW während der gesamten Fahrzeit, der pauschal aufgeschlagen wird. Dieses Vorgehen wird aufgrund fehlender genauerer Daten auch in der vorliegenden Arbeit gewählt, obwohl davon auszugehen ist, dass an besonders heißen oder kalten Tagen Abweichungen auftreten können.

Die Auswertung der vorliegenden Messdaten mit Hilfe der beschriebenen Methode zeigt eine deutliche Abhängigkeit des durchschnittlichen Energiebedarfs vom Wegetyp. Für das gemessene Profil liegt der Durchschnittsverbrauch aller Wege bei 19,9 kWh/100 km, was näherungsweise den Ergebnissen in Helms et al. (2010) entspricht. Während Fahrten mit einer Durchschnittsgeschwindigkeit von unter 40 km/h einen Verbrauch in Höhe von durchschnittlich 18,6 kWh/100 km aufweisen, erhöht sich der Verbrauch bei leicht schnelleren Fahrten auf durchschnittlich 19,8 kWh/100 km. Schnelle Autobahnfahrten mit einer Durchschnittsgeschwindigkeit von über 90 km/h treten seltener auf und weisen einen deutlich erhöhten durchschnittlichen Verbrauch von 26,4 kWh/100 km auf (vgl. Abbildung 6.3).

Unter Berücksichtigung der Parkorte des Fahrzeugs kann der Energiebedarf aller zuhause durchgeführten Ladevorgänge ermittelt werden. Dabei gilt die Annahme, dass ein möglichst großer Teil des Ladebedarfs zuhause erfüllt werden soll. Somit werden nur solche Bedarfe ausgeschlossen, die aufgrund der Kapazitätsrestriktionen der Batterie entfernt vom Haushalt stattfinden müssen. Letzteres ist der Fall, wenn die Summe des Verbrauchs aller Strecken zwischen Verlassen und Wiederankunft die Batteriekapazität überschreitet. Diese wird abweichend von den technischen Daten des Mitsubishi i-MiEV auf 22 kWh (statt 16 kWh) festgelegt, da derzeit ein klarer Trend zu größeren Batteriekapazitäten erkennbar ist (ADAC, 2013).

Die entsprechend des beschriebenen Vorgehens ermittelten und im weiteren Verlauf als *Slotnachfrage* bezeichneten Werte  $D_{EV,el,sl}$  gehen inklusive der je Ladeslot  $sl$  individuellen zeitlichen Grenzen sowie unter Berücksichtigung des durchschnittlichen Ladewirkungsgrads von 90 % (Helms et al., 2010) in die Methoden zur integrierten Optimierung des Mikro-KWK-Einsatzes und Ladevorgangs des Elektrofahrzeugs ein (vgl. Abschnitte 6.3 und 6.4). Insgesamt ergibt sich so ein jährlicher heimischer Ladebedarf von 2.549 kWh, der ca. 82 % des gesamten jährlichen EV-Ladebedarfs beim angenommenen Fahrprofil entspricht.

### 6.1.2 Eingangsgrößen zur Lastprognose

In vielen Modellen zur kurzfristigen elektrischen Lastprognose (vgl. Abschnitt 5.4) werden typischerweise mehrere allgemeine Einflussfaktoren berücksichtigt. Dies ist insbesondere für die Modelle üblich, die auf aggregierter Ebene für größere Gebiete oder Netzabschnitte formuliert werden. Die am häufigsten verwendeten Größen sind (vgl. die in Abschnitt 5.4 und Tabelle 5.4 referenzierten Arbeiten):

- prognostizierte Temperaturwerte des betrachteten Tages,
- Durchschnittstemperatur des vorherigen Tages,
- prognostizierte Windgeschwindigkeiten,
- die Regenmenge der letzten Stunden sowie die prognostizierten Regenmengen in den Prognosestunden,
- der prognostizierte Bewölkungsgrad sowie
- das Datum, die Uhrzeit und der Wochentag für den Prognosehorizont.

Einige der genannten Parameter haben bezogen auf viele zusammengefasste Haushalte einen relevanten Einfluss auf die elektrische Last im Untersuchungsraum. Arbeiten wie bspw. Krost et al. (2007) zeigen jedoch, dass dieser Einfluss bezogen auf einen Einzelhaushalt deutlich schwächer ausgeprägt ist bzw. eine Datenhistorie mehrerer Jahre vorliegen muss, um relevante Zusammenhänge abzuleiten. Krost et al. (2007) zieht aus diesem Grund den Schluss, dass zur kurzfristigen Lastprognose auf Haushaltsebene vor allem aktuelle sowie archivierte Verbrauchswerte heranzuziehen sind. Eigene Untersuchungen zeigen darüber hinaus weitere relevante Einflussfaktoren wie bspw. den Tagestyp (wird je nach Modellansatz nur zur Zuordnung verwendet) oder einen Indikator für längere Abwesenheit der Bewohner. Auch die Verwendung eines stündlichen Helligkeitsindikators hat sich als vorteilhaft erwiesen.

In die thermische Lastprognose gehen neben Indikatoren für Wochentag und Stunde insbesondere Wetterkenndaten ein. Die Werte für Temperatur und Bewölkungsgrad können entweder direkt verwendet werden oder in einer Vorstufe gemeinsam mit dem Wochentagsindikator zu einem Typtagindikator kombiniert werden. Da der thermische Lastgang bis auf den Teil der auf die Warmwasserentnahme entfällt (ca. 500 kWh pro Person und Jahr), weitgehend von bekannten und sich im Zeitverlauf kaum ändernden Gebäudekennwerten sowie den gerade herrschenden Umgebungsbedingungen abhängt, lässt er sich unter Zuhilfenahme der Wettervorhersage relativ gut prognostizieren (Vetter, 2005). Darüber hinaus kann im Rahmen der Einsatzplanung auch ein zusätzlicher Sicherheitspuffer vorgesehen werden, um unerwartete Abweichungen abzufangen. Falls dennoch thermische Unterdeckungen auftreten sollten, steht der Spitzenlastkessel zur Bedarfsdeckung zur Verfügung.

Tabelle 6.1: Verwendete Inputparameter für die kurzfristige Lastprognose

Param.	Beschreibung	Bereich	el.	th.
ToD	Type of Day: Je nach Modellansatz zur Zuordnung (nominalskaliert); ggf. Klassifizierung (Arbeitstag, Urlaubstag oder Tag mit best. Wettereigenschaften)	$\{1; \dots; m_{max}\}$	✓	✓
Hour	Indikator Stunde (ordinalskaliert)	$\{1; \dots; 24\}$	✓	✓
L168	Last vor einer Woche (Lag 168)	$[P_{min}, P_{max}]$	✓	-
L24	Last vor 24 Stunden (Lag 24)	$[P_{min}, P_{max}]$	✓	x
AvgL24	Durchschnittliche Last des letzten Tages	$[P_{min}, P_{max}]$	x	x
AvgLH	Durchschnittliche Last typgleicher Stunden	$[P_{min}, P_{max}]$	✓	x
LV24	Lastvariation des letzten Tages	$[0, 24 \cdot P_{max}]$	x	x
LV168	Lastvariation der letzten Woche	$[0, 168 \cdot P_{max}]$	x	x
Pres	Indikator längerer Abwesenheit der Bewohner	$\{0; 1\}$	✓	✓
Temp	prognostizierte Tagesdurchschnittstemperatur	$[-10, 30]$	x	✓
Temp <sub>0</sub>	Durchschnittstemperatur des Typtags	$[-10, 30]$	x	✓
Cloud	prognostizierter Bewölkungsgrad	$[0, 8]$	x	✓
Light	Indikator Hell/Dunkel	$\{0; 1\}$	✓	x

✓: wird verwendet; x: Verwendung möglich, aber in der Regel nicht vorteilhaft oder sogar nachteilig

## 6.2 Modul zur kurzfristigen Lastprognose auf Haushaltsebene

Das Modul zur haushaltsindividuellen Lastprognose besteht aus mehreren Skripten und Funktionen, die in MATLAB implementiert wurden (vgl. Überblick in Abbildung 6.4). Es sind drei prinzipiell unterschiedliche Bereiche innerhalb des Moduls zu unterscheiden:

1. Steuerung der Prognose mit Hilfe von Skripten, die neben der Durchführung wiederholter oder vieler verschiedener Prognosen auch Sensitivitätsanalysen erlauben. Diese Skripte werden im Übersichtsschaubild mit dem Präfix *MAIN* gekennzeichnet.
2. Funktionen zur Datenaufbereitung in Abhängigkeit des gewählten Modelldesigns. Es sind die Bereiche *EMA* und *MMA* zu unterscheiden. Beide Ansätze unterscheiden sich neben dem Datenmanagement auch in der anschließenden Durchführung der Prognose.
3. Funktionen zur Erstellung der Prognosen. Neben der Steuerung des je Methode individuellen Lernvorgangs enthalten sie die Erstellung der konkreten Prognosevektoren sowie mehrere Möglichkeiten zur Auswertung der Prognosegüte. In Abhängigkeit vom gewählten Modellansatz (*EMA*, *TMA*, *SMA*, *TSMA*) werden die passenden Instanzen der Prognosefunktionen angesteuert.

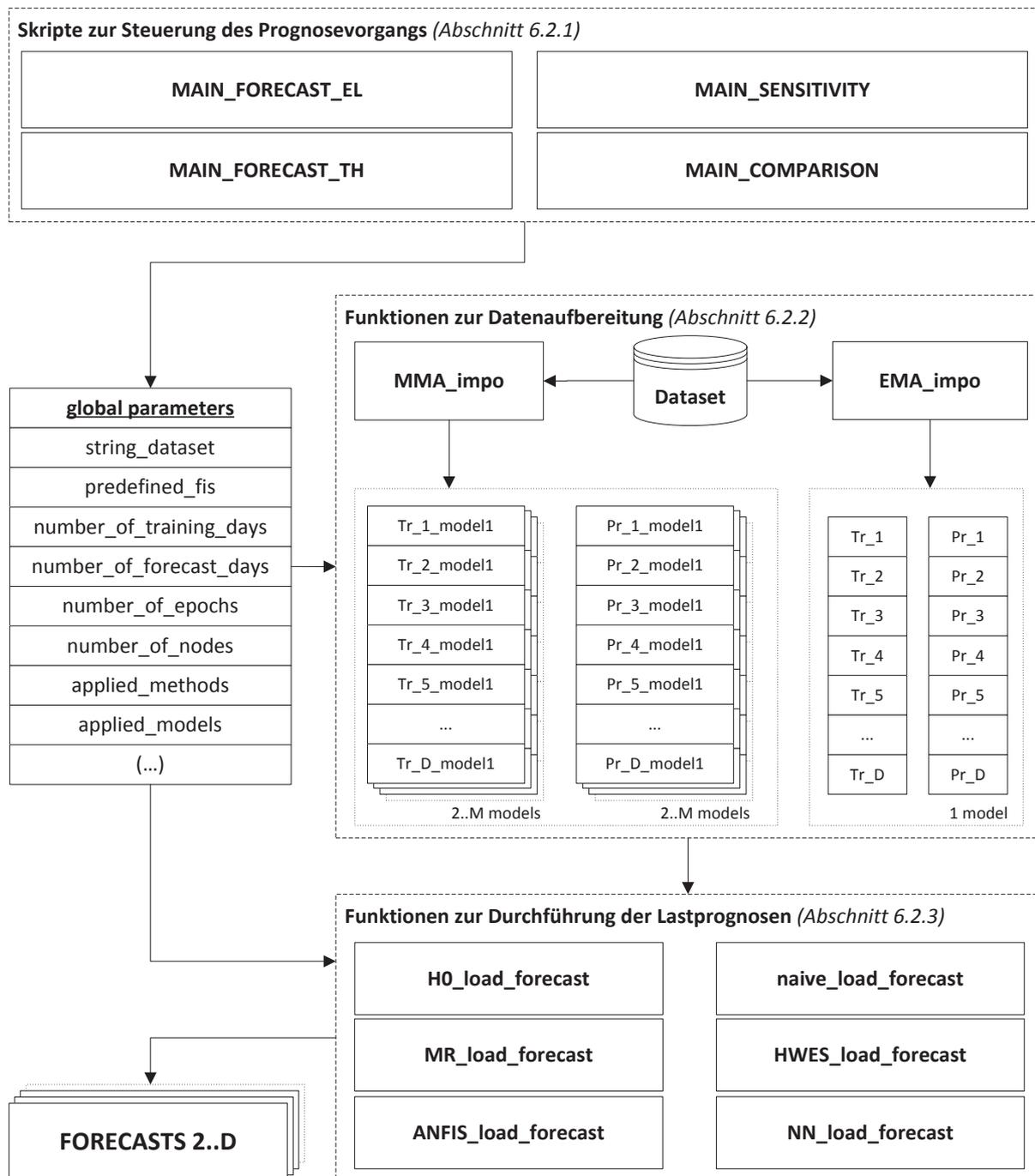


Abbildung 6.4: Übersicht zu den in MATLAB implementierten Funktionen und Skripten zur kurzfristigen Lastprognose

Die zeitliche Auflösung der Lastprognose beträgt eine Stunde. Eine feinere zeitliche Differenzierung hat sich als nicht zielführend erwiesen, da sowohl die Prognosegüte als auch die Berechnungszeit negativ beeinflusst werden. Dennoch kann die Prognose in stündlicher Auflösung durch einfaches Disaggregieren mit einer höheren zeitlichen Auflösung in den Optimierungsmodulen verwendet werden. Dies bietet den Vorteil, dass die Optimierung größere Freiheitsgrade im Anlageneinsatz hat als es bei der Beibehaltung der stündlichen zeitlichen Auflösung der Fall wäre (vgl. Abschnitt 6.3.5). Die Beschreibung der Funktionen und Skripte erfolgt getrennt nach den oben definierten Bereichen. Des Weiteren ist anzumerken, dass sich die Methodenbeschreibung weitgehend auf die elektrische Lastprognose bezieht. Prinzipiell hängen die Methoden zwar lediglich von den jeweiligen Eingabewerten ab und sind insofern nicht auf eine bestimmte Prognoseaufgabe beschränkt, doch werden sie bis auf die multiple Regression in dieser Arbeit ausschließlich zur elektrischen Lastprognose eingesetzt. Dies ist zum einen der Zielsetzung und zum anderen der Datenlage auf thermischer Seite geschuldet.

### 6.2.1 Skripte zur Steuerung des Prognosevorgangs

Zur Steuerung der Prognose und zur Durchführung von Sensitivitätsanalysen dienen insgesamt vier Skripte. Sie sind besonders relevant, wenn entweder für viele Haushalte nacheinander Prognosen durchgeführt oder Sensitivitäten hinsichtlich Modellparametern überprüft werden sollen. Entsprechende Mechanismen sind notwendig, da im Entwicklungsstadium und zur Parametrierung umfangreiche Tests erforderlich sind. Zur Durchführung einzelner Prognosen kann hingegen auch direkt im zweiten Bereich eingestiegen werden. Insofern ist der beschriebene Bereich für die reale Anwendung irrelevant, während er für die Parametrierung der Einzelmodelle entscheidend ist. Die Skripte beeinflussen, wie in Abbildung 6.4 ersichtlich, globale Parameter, die für die Durchführung der Prognose notwendig sind.

- **MAIN\_FORECAST\_EL**: Mit Hilfe dieses Steuerungsskripts wird die elektrische Lastprognose für einen Haushalt abhängig von den gewählten Parametern durchgeführt. Es können dabei einzelne oder alle implementierten Kombinationen aus Methode und Modellansatz angesteuert werden.
- **MAIN\_FORECAST\_TH**: Analog zur elektrischen Lastprognose eines Haushalts ermöglicht dieses Skript die Durchführung der entsprechenden thermischen Lastprognose.
- **MAIN\_SENSITIVITY**: Dieses Skript ermöglicht die Durchführung verschiedener Sensitivitätsanalysen, die zur Parametrierung der Prognosemodelle eingesetzt werden können. Neben Parametern, die in den Lernvorgang einzelner Methoden eingreifen, sind auch Sensitivitätsanalysen hinsichtlich des Umfangs der je Lernvorgang verwendeten historischen Daten möglich.
- **MAIN\_COMPARISON**: In diesem Skript werden verschiedene Auswertungsinstrumente vereint, die einen systematischen Vergleich verschiedener Prognosemethoden ermöglichen. Hierzu kommen die in Abschnitt 5.1.2 ausgewählten Fehlermaße zum Einsatz.

## 6.2.2 Funktionen zur Datenaufbereitung

Die Funktionen zur Datenaufbereitung partitionieren den je Haushalt importierten Datensatz in Abhängigkeit der jeweils übergebenen Parameter wie bspw. der Anzahl der Trainings- und Prognosestage. Dabei sind die beiden prinzipiell unterschiedlichen Herangehensweisen EMA (Funktion  $EMA\_impo$ ) und MMA (Funktion  $MMA\_impo$ ) zu unterscheiden. Während im Falle der Prognose mittels EMA je betrachtetem Haushalt nur ein einzelnes Modell verwendet wird, werden im MMA mehrere Modellinstanzen angewendet (bspw. im TMA eines je Typ- oder Wochentag). Der EMA geht folglich davon aus, dass zwischen benachbarten Tagen oder Stunden Abhängigkeiten bestehen, während der MMA die These vertritt, dass jeder Tag bzw. jede Stunde wesentlich von typgleichen Vorgängern abhängt. Aufgrund der strikten Trennung von Datenaufbereitung und Durchführung der Prognose reicht es im Falle des realen Einsatzes aus, die Module der Datenbereitstellung entsprechend anzupassen.

Zu Laufzeitbeginn wird eine Matrix  $B$  mit allen benötigten Daten des gesamten Betrachtungszeitraums zur Verfügung gestellt. Je nach zeitlicher Auflösung hat diese Datenmatrix eine unterschiedliche Gestalt. Im folgenden Beispiel wird eine stündliche Auflösung und ein Betrachtungszeitraum von einem Jahr angenommen. Entsprechend ergibt sich die Zeilenzahl der Matrix zu 8.760. Die Spaltenzahl der Matrix hängt von den  $N$  übergebenen Parametern  $x_{n,d_m,t_h}$  zur Lastprognose ab. Die letzte Spalte der Matrix enthält jeweils den für die vorstehende Parameterkombination gemessene Last  $P_{d_m,t_h}$ . Die Werte  $d_m$  repräsentieren den codierten Wochen- oder Typtag  $m \in M = \{1, \dots, m_{max}\}$ . Im Fall des TMA dient der Wochen- bzw. Typtag nur der Zuordnung zu den unterschiedlichen Modellen und geht nicht mehr als Parameter in den Lern- und Prognosevorgang ein. Wenn vorgesehen, kann der Wochentag auch in Kombination mit einem zusätzlichen Tagestypparameter der Zuordnung dienen, bspw. wenn Feiertage einem weiteren separaten Modell zugeordnet werden sollen. Der zweite Wert jeder Zeile,  $t_h$  mit  $h \in 1, \dots, 24$ , steht für die jeweilige Stunde des Tages  $d_m$  und dient im SMA der Zuordnung zum Modell der zugehörigen Stunde. Bei Verwendung des TSMA dient die Kombination von Tagestyp und Stunde als Schlüssel zur Modellzuordnung.

$$B = \begin{pmatrix} d_1 & t_1 & x_{1,d_1,t_1} & \cdots & x_{N_{max},d_1,t_1} & P_{d_1,t_1} \\ d_1 & t_2 & x_{1,d_1,t_2} & \cdots & x_{N_{max},d_1,t_2} & P_{d_1,t_2} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ d_1 & t_{24} & x_{1,d_1,t_{24}} & \cdots & x_{N_{max},d_1,t_{24}} & P_{d_1,t_{24}} \\ d_2 & t_1 & x_{1,d_2,t_1} & \cdots & x_{N_{max},d_2,t_1} & P_{d_2,t_1} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ d_m & t_{24} & x_{1,d_m,t_{24}} & \cdots & x_{N_{max},d_m,t_{24}} & P_{d_m,t_{24}} \end{pmatrix} \quad (6.9)$$

mit

$$\begin{aligned} m &\in M = \{1, \dots, 7\} \\ n &\in N = \{1, \dots, N_{max}\} \end{aligned}$$

Die Funktionen zur Bereitstellung der Trainings- und Prognosevektoren zerlegen die gesamte Datenmatrix nun in mehrere kleinere Matrizen, welche jeweils für einen der täglich durchgeführten Trainings- und Prognoseläufe verwendet werden. Die Module sind flexibel aufgebaut, sodass die Zerlegung individuell und entsprechend der Nutzervorgaben hinsichtlich der zu verwendenden Zeithorizonte und Parameter erfolgen kann.

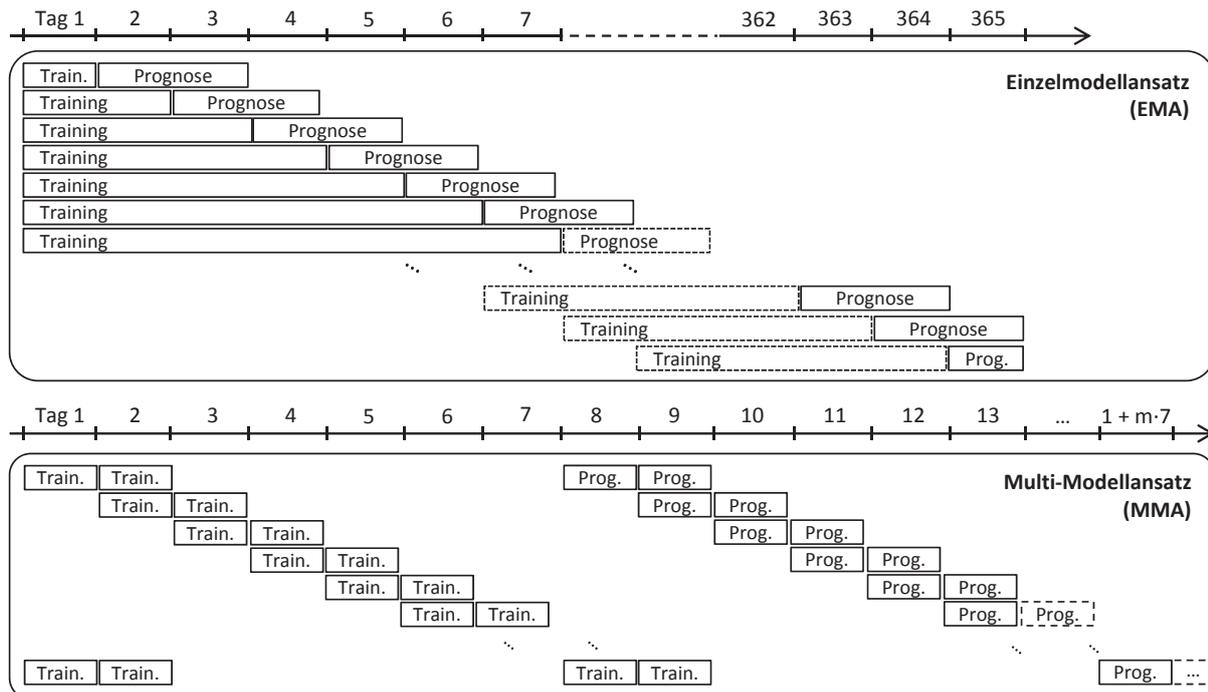
Das unten dargestellte Beispiel zeigt eine Trainingsmatrix  $Tr_m$  für den Fall der EMA Prognose in stündlicher Auflösung für eine Woche. Die Codierung des Wochen- bzw. Typtags erfolgt entweder numerisch (1,...,n) oder als 1-of-n Codierung (Hufendiek, 2001). Letzteres bietet insbesondere bei der multiplen Regression Vorteile, da die numerische Codierung eine Wertigkeit impliziert, die jedoch eigentlich nicht vorhanden ist. Die Codierung wird, wenn gewünscht, in einem weiteren Schritt des Preprocessing durchgeführt. Hinsichtlich des verwendeten Umfangs der Trainingsmatrix sind je Modellansatz unterschiedliche Werte vorteilhaft. Diese werden gemäß Abschnitt 6.2.4 mit Hilfe von Sensitivitätsanalysen bestimmt.

$$Tr_m = \begin{pmatrix} d_{m-6} & t_1 & x_{1,d_{m-6},t_1} & \cdots & x_{N,d_{m-6},t_1} & P_{d_{m-6},t_1} \\ d_{m-6} & t_2 & x_{1,d_{m-6},t_2} & \cdots & x_{N,d_{m-6},t_2} & P_{d_{m-6},t_2} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ d_m & t_{23} & x_{1,d_m,t_{23}} & \cdots & x_{N,d_m,t_{23}} & P_{d_m,t_{23}} \\ d_m & t_{24} & x_{1,d_m,t_{24}} & \cdots & x_{N,d_m,t_{24}} & P_{d_m,t_{24}} \end{pmatrix} \quad (6.10)$$

Analog zur Erstellung der Trainingsmatrix werden Prognosematrizen  $Pr_m$  aufgestellt, die jeweils alle Parameter enthalten, von denen die Prognose abhängt. Das folgende Beispiel umfasst den Tag  $d_{m+1}$ , der auf den letzten Tag der zugehörigen Trainingsmatrix folgt. Im Praxiseinsatz empfiehlt es sich, die Prognose mindestens noch einen Tag weiter in die Zukunft auszudehnen. Zwar erreicht die Prognosegüte des zweiten Tages meist nicht die des unmittelbaren Folgetages, doch profitieren die Methoden zur Fahrplanerstellung von der weiter reichenden Prognose (vgl. Abschnitte 6.3 und 6.4). Die Prognosematrix entfällt bei der Verwendung einer univariaten Methode, da keine erklärenden Parameter übergeben werden.

$$Pr_m = \begin{pmatrix} d_{m+1} & t_1 & x_{1,d_{m+1},t_1} & \cdots & x_{N,d_{m+1},t_1} \\ d_{m+1} & t_2 & x_{1,d_{m+1},t_2} & \cdots & x_{N,d_{m+1},t_2} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ d_{m+1} & t_{23} & x_{1,d_{m+1},t_{23}} & \cdots & x_{N,d_{m+1},t_{23}} \\ d_{m+1} & t_{24} & x_{1,d_{m+1},t_{24}} & \cdots & x_{N,d_{m+1},t_{24}} \end{pmatrix} \quad (6.11)$$

Dem Prognosemodul stehen somit nach der beschriebenen Partitionierung eine von dem gewählten Lern- und Prognoserhythmus abhängige Anzahl von Trainings- und Prognosematrizen ( $Tr$  und  $Pr$ ) zur Verfügung. Bei täglicher Iteration beträgt die Anzahl im Fall des EMA jeweils  $Tr = Pr = 364$  (keine Prognose des ersten Tags sowie kein Lernen nach dem letzten Tag). Im



**Abbildung 6.5:** Prinzip der Datenaufbereitung in Abhängigkeit des gewählten Modellansatzes zur Lastprognose. Für die täglich durchzuführende Prognose wird für jeweils eine Trainingsmatrix mit Daten vergangener Tage sowie eine Prognosematrix mit Parametern der Folgetage erstellt. Im MMA werden separate Matrizen je verwendetem Modell bereitgestellt.

Fall des TMA ist bei wochentagabhängiger Partitionierung hingegen zu Beginn der Betrachtung für eine ganze Woche keine Prognose möglich, da entsprechende Lerndaten fehlen. Die Anzahl der Matrizen beträgt somit  $Tr = Pr = 358$ . Im SMA und TSMA wird jeweils eine um den Faktor 24 höhere Anzahl an Matrizen benötigt, da täglich 24 unterschiedliche Modelle trainiert und ausgewertet werden.

### 6.2.3 Funktionen zur Durchführung der Lastprognose

Das Modul zur Lastprognose enthält insgesamt sechs unterschiedliche Methoden (vgl. Abbildung 6.4). Zwei Methoden dienen vor allem zu Vergleichszwecken (naive Prognose und H0-Prognose). Die Prognose mittels HWES stellt ein univariates Verfahren dar. Die multivariaten Verfahren mit integrierten Lern- bzw. Trainingsmethoden sind die multiple Regression (MR), ein mehrschichtiges vorwärtsbetriebenes neuronales Netz (NN) sowie ANFIS als Vertreter der Neuro-Fuzzy-Methoden. Außer den Vergleichsmethoden können alle implementierten Prognosemethoden sowohl im EMA als auch in den Varianten des MMA (vgl. Abschnitt 5.1.4) verwendet werden. Abhängig vom gewählten Modellansatz und den Steuerungsparametern werden alle oder einzelne Methoden mit den gemäß Abschnitt 6.2.2 aufbereiteten Datenmatrizen versorgt und jeweils die Prognose erstellt. Die übergebenen Daten entsprechen abhängig von der Prognoseaufgabe den in Tabelle 6.1 aufgeführten Inputparametern.

Im Folgenden wird neben der Implementierung die Auswahl relevanter Methodenparameter beschrieben, welche vornehmlich basierend auf Sensitivitätsanalysen durchgeführt wurde. Zur Kalibrierung wurden Entwicklungslastgänge verwendet, die disjunkt sind von jenen, die in der späteren Fallstudie angewendet werden. Dieses Vorgehen dient dem Ziel eine möglichst generische Parametrierung zu erreichen, ohne bereits in der Entwicklung die Besonderheiten der später verwendeten Daten zu integrieren. Eine Zusammenfassung der gewählten Parametrierung zu jeder Methode enthält Tabelle 6.2 am Ende des Abschnitts.

### **Aufbau, Parameterauswahl und Implementierung der Referenzmethoden**

Die Referenzmethoden der naiven und der H0-Prognose sind trivial umsetzbar und erfordern keine besondere Parametrierung. Der einzige zu wählende Parameter ist die Höhe des Lags für die naive Prognose. Hierfür bieten sich mit einem Lag von 24 oder 168 Stunden jedoch nur zwei sinnvolle Ausprägungen an, wobei sich letztere durchgängig als überlegen erwiesen hat. Für die H0-Prognose wird angenommen, dass der Jahresbedarf, auf dessen Basis die profilbasierte Verteilung auf die einzelnen Zeitschritte erfolgt, ex-ante bekannt ist.

### **Aufbau, Parameterauswahl und Implementierung von ANFIS**

Das in MATLAB implementierte ANFIS-Modell zur Lastprognose besteht aus zwei Teilen:

- Fuzzy-Inferenz-System (FIS): Regelsystem, das die Eingabewerte fuzzifiziert und regelbasiert defuzzifizierte Ausgabewerte erstellt.
- ANFIS-Funktion: Setzt auf das FIS auf, überführt es in die Form eines künstlichen neuronalen Netzes und steuert den Lernprozess (vgl. Abschnitt 5.3.5).

MATLAB enthält bereits Bibliotheken zur ANFIS-Modellbildung, weshalb insbesondere der hybride Lernalgorithmus nicht selbst implementiert werden musste. Darüber hinaus sind in MATLAB auch mehrere Clustering Algorithmen vorhanden, mit deren Hilfe aus Teilen der Eingangsdaten ein Fuzzy-Inferenz-System gebildet werden kann. Hierzu werden zu Beginn iterativ die bis zum jeweiligen Zeitpunkt verfügbaren Trainingsdaten verwendet, bevor nach einer Woche auf das sukzessive Trainieren des zu Beginn erstellten Modells umgeschaltet wird. Mit ANFIS kompatibel sind Clustering-Algorithmen, die ein Fuzzy-Inferenz-System des Typs Sugeno aufstellen. Die in den MATLAB-Bibliotheken hierfür bereits enthaltenen sind die Algorithmen *subtractive clustering* und *grid partitioning*.

Letzterer Algorithmus ist für den vorgeschlagenen Einsatz nur bedingt geeignet, da eine hohe Regelanzahl  $2^N$  ( $N$  = Anzahl Inputs) erzeugt wird, die anschließend zu langen Berechnungszeiten führt. Deshalb wird der subtractive clustering Algorithmus verwendet (Chiu, 1994; Yager u. Filev, 1994), bei dem die Clusterradien je Input (Faktoren relativ zur Datendimension) so gewählt werden müssen, dass die Regeln differenziert genug sind, um eine ausreichende Abbildungsfähigkeit zu garantieren. Bei der Auswahl ist die Kenntnis der Eingangsdaten von

entscheidender Bedeutung. Für binäre Inputs hat sich im Laufe der Entwicklung ein Clusterradius von 0,5 bewährt, während Stunden mit Radius 0,2 und Typtage sowie Lastwerte mit Radius 0,33 partitioniert werden. Das erzeugte Fuzzy-Inferenz-System, welches inputseitig aus symmetrischen Gaußschen und outputseitig aus linearen Zugehörigkeitsfunktionen besteht, kann anschließend wahlweise mit Expertenwissen ergänzt oder unverändert eingesetzt werden. Da zu den im Rahmen dieser Arbeit analysierten Haushalten keine ergänzenden Metadaten vorliegen, kommt das erzeugte Fuzzy-Inferenz-System stets unverändert zum Einsatz. Ein separates Preprocessing einzelner Eingabewerte ist aufgrund der Fuzzifizierung nicht notwendig, da diese bspw. die Codierung nominal- oder ordinalskalierten Größen ersetzt. Um Skalierungsprobleme zu vermeiden, wurde der Lern- und Prognosevorgang so implementiert, dass vor jedem Lernvorgang die bis dahin beobachteten Extremwerte jedes kardinalskalierten Inputs als untere und obere Grenze der Fuzzymengen gewählt werden. So wird garantiert, dass bis auf wenige Ausnahmen alle späteren Eingangsdaten im Abbildungsbereich liegen. Dies kann ansonsten aufgrund des zunehmenden Vergessens länger zurückliegender Beobachtungen nicht durchgehend garantiert werden.

In den beiden Ansätzen SMA und TSMA, in denen stundenspezifische Modelle verwendet werden, kann es für wenige Nachstunden dazu kommen, dass die Partitionierung der Trainingsdaten lediglich zu einer einzigen Fuzzy-Regel führt. Dies impliziert, dass sich die vergangenen Beobachtungen so stark ähneln, dass keine Prognose, sondern eine naive Fortschreibung angebracht ist. Da ANFIS jedoch für die Anwendung der hybriden Lernregel mindestens zwei Fuzzy-Regeln benötigt, wird in diesem Fall als Prognose der Mittelwert der vergangenen Beobachtungen des Trainingsdatensatzes verwendet. In allen anderen Fällen wird der Lernvorgang, wie von Jang (1993) vorgesehen, datengetrieben mit Hilfe der hybriden Lernregel (vgl. Abschnitt 5.3.5) durchgeführt. Der entsprechende Algorithmus ist bereits in MATLAB enthalten. Übergeben werden neben den zufällig partitionierten Trainingsdaten (75 % Trainingsdaten, 15 % Checkingdaten, 10 % Testdaten) und dem Fuzzy-Inferenzsystem weitere Steuerungsparameter des Lernvorgangs. Dazu gehören die Anzahl der Epochen je Lernvorgang (20), das Fehlerziel (0), die initiale Schrittweite (0,03), die Rate zum Absenken (0,85) sowie zum Erhöhen (1,15) der Schrittweite. Die Wahl der genannten Parameter orientiert sich weitgehend an den vorgegebenen Standardwerten sowie eigenen Sensitivitätsanalysen. Zur Beschleunigung des Lernvorgangs wurde dieser, soweit wie ohne Verletzung bestehender Abhängigkeiten möglich, parallelisiert umgesetzt. Zur Anwendung kommt dabei die MATLAB *parfor* Schleife zur Parallelisierung mittels Message Passing Interface (MPI) (Luszczek, 2009). Auf dem verwendeten System mit vier Kernen führt dies ca. zu einer Verdopplung der Performance und einer Durchlaufzeit von ca. zwei Minuten je Prognose eines kompletten Jahres im EMA und TMA. Letztere Zahl verdeutlicht, dass die tägliche Durchführung von Training und Prognose auch in einem dezentralen System mit geringer Rechenleistung möglich ist, da pro Tag nur ein Bruchteil der Berechnungen eines ganzen Jahres durchzuführen sind.

### **Aufbau, Parameterauswahl und Implementierung des KNN**

Bei der KNN Implementierung handelt es sich um ein zweischichtiges vorwärtsbetriebenes künstliches neuronales Netz. Dessen Erzeugung sowie die Kontrolle des Lernvorgangs erfolgt mittels der Neural Network Toolbox, die Teil von MATLAB ist (MATLAB, 2012). Die verwendeten Funktionen der Toolbox werden als Fitting Netzwerke bezeichnet, welche verwendet werden, um eine Eingabe-Ausgabe Relation zu erlernen und diese auf unbekannte Eingangsdaten anzuwenden. Das KNN wird weitgehend entsprechend der Standardwerte, die in MATLAB hinterlegt sind, erzeugt. Insbesondere die in den einzelnen Schichten verwendeten Transferfunktionen entsprechen somit den gängigen Standards. In der versteckten Schicht wird als Transferfunktion *tansig* eingesetzt, die dem Tangens Hyperbolicus entspricht. In der Ausgangsschicht kommt die lineare Transferfunktion *purelin* zur Anwendung.

Vor der Durchführung des Lernvorgangs sind weitere Parameter festzulegen. Die wichtigsten sind die Anzahl der Neuronen in der versteckten Schicht (Anzahl Inputs + 1), der verwendete Lernalgorithmus (Levenberg-Marquardt Backpropagation-Algorithmus (Bishop, 1995; MATLAB, 2012)), der zugehörige Performance Indikator (sum squared error), die maximale Anzahl Trainingsepochen (1000) sowie die Anzahl der Validierungsprüfungen (40). Die angegebenen Parameterausprägungen haben sich jeweils aus eigenen Tests und Sensitivitätsanalysen ergeben. Darüber hinaus muss ebenfalls das Vorgehen zur Partitionierung der Trainingsdaten festgelegt werden. Analog zu ANFIS hat sich das Prinzip der zufälligen Partitionierung in 75 % Trainingsdaten, 15 % Validierungsdaten sowie 10 % Testdaten bewährt.

### **Aufbau, Parameterauswahl und Implementierung der Multiplen Regression**

Die Implementierung der Multiplen Regression entspricht dem in Abschnitt 5.2.2 definierten Standardansatz. Die Anzahl der zu bestimmenden Regressionsparameter für jeden Trainings- und Prognosezyklus hängt von der Anzahl der Eingabewerte ab, welche sich durch die Preprocessing Maßnahmen ggf. deutlich erhöht.

Zum Preprocessing der Eingangsdaten ist aufgrund derer direkten numerischen Verwendung in der Regel ein passendes Preprocessing notwendig. Das gilt vor allem für die nominal- bzw. ordinalskalierten Größen *ToD* und *Hour* (vgl. Tabelle 6.1), da diese ohne weitere Maßnahmen eine tatsächlich nicht vorhandene Ordnung bzw. Wertigkeit vortäuschen (Hufendiek, 2001). Aus diesem Grund werden entsprechende Eingabedaten vor der Verwendung mit Hilfe der sogenannten 1-of-n Codierung (Hufendiek, 2001; Bishop, 1995) aufbereitet. Hierzu sind genau so viele Dummy-Variablen einzuführen, wie verschiedene Ausprägungen der zu codierenden Größe vorhanden sind. Diese Dummy-Variablen werden dann in Abhängigkeit der Ausprägung des ursprünglichen Eingabewerts mit 0 oder 1 belegt. Beispielsweise ergeben sich so bei zehn Typtagen und stündlicher Auflösung 34 Dummy-Variablen. Kardinalskalierte Eingangsdaten gehen auch bei der multiplen Regression direkt in die Berechnungen ein, da deren Ausprägung direkte Rückschlüsse auf die Ordnung und tatsächliche Wertigkeit zulassen.

Zur Bestimmung der Regressionsparameter wird die MATLAB Funktion *least-squares fit* verwendet, wobei jeweils die Trainingsdaten zugrunde gelegt werden. Formal wird somit in jedem Trainings- und Prognosezyklus ein neues Regressionsmodell aufgestellt, mit dessen Hilfe die Prognose erstellt wird. Entsprechend ist keine generelle Aussage zu den Ausprägungen der Regressionsparameter möglich. Diese sind jedoch auch nur von untergeordnetem Interesse, da eine aggregierte Bewertung der Prognose ausreicht, um ihre Zweckmäßigkeit zu beurteilen.

### **Aufbau, Parameterauswahl und Implementierung des HWES-Modells**

Als Vertreter der klassischen univariaten Verfahren wird ein additives Holt-Winters-Modell zur exponentiellen Glättung (HWES) implementiert. Da die Glättungsparameter für jeden Trainingsdatensatz individuell bestimmt werden, kann analog zur multiplen Regression keine generelle Aussage zu deren Ausprägung getroffen werden. Zur individuellen Bestimmung der Glättungsparameter wird in jedem Trainingsdurchlauf eine dreidimensionale Parametervariation zwischen 0 und 1 mit einer Schrittweite von 0,05 durchgeführt. Als Zielkriterium kommt hierbei die Minimierung der Summe der quadrierten Abweichungen der Ein-Schritt Prognose von den tatsächlichen Reihenwerten zum Einsatz. In der Regel stellen sich für den Glättungsparameter des Trends  $\beta$  Werte nahe 1 ein, was einer naiven Fortschreibung des aktuellen Trends entspricht. Aufgrund des innerhalb eines Jahres normalerweise nicht vorhandenen globalen Trends elektrischer Lastgänge im Sinne einer dauerhaften Niveauänderung entspricht dies den Erwartungen. Die Glättungsparameter der Saison  $\gamma$  und des Levels  $\alpha$  schwanken hingegen stärker, meist zwischen den Werten 0,5 und 1.

Die Wahl der Periodizität der Saisonkomponente erfolgt in Abhängigkeit des Modellansatzes und entspricht jeweils der intuitiven Erwartung. Im EMA hat sich die Wahl einer wöchentlichen Periode als vorteilhaft erwiesen, während im TMA eine tägliche Periode anzusetzen ist. Für SMA und TSMA entfällt die Periode aufgrund der stundenspezifischen Modelle (gemäß der Ausführungen in Abschnitt 5.2.3 handelt es sich somit um Modelle nach Holt).

### **6.2.4 Auswahl des Lerndatenumfangs**

Der Umfang der verwendeten Lerndaten ist ein bestimmender Parameter für die erreichbare Prognosegüte. Für die zur Auswahl durchgeführten Sensitivitätsanalysen wurden, wie bereits in Abschnitt 6.1.1 beschrieben, ausschließlich Entwicklungslastgänge eingesetzt, um eine unrealistische Vorkonditionierung vor der eigentlichen Fallstudie zu vermeiden. Im Folgenden wird anhand eines Beispiels und mittels der Methoden ANFIS und der multiplen Regression (MR) die Abhängigkeit der Prognosegüte vom Lerndatenumfang in Tagen gezeigt. Zur Darstellung werden drei der Fehlermaße gemäß Abschnitt 5.1.2 sowie der empirische Korrelationskoeffizient  $r$  für die Wertepaare der realen und prognostizierten Last herangezogen.

**Tabelle 6.2:** Übersicht zur Implementierung und Parametrierung der Methoden zur kurzfristigen Lastprognose

Method	EMA	TMA	SMA	T SMA	PrP	PoP	MPI	Parametrierung im Standardfall
<i>elektrische Lastprognose</i>								
MR	x	x	x	x	x	x		Preprocessing zur 1-of-n Codierung von Stunde (EMA,TMA) und Tagestyp (EMA,SMA); Bestimmung der Regressionsparameter mit der MATLAB Funktion <i>least-squares fit</i> ; Postprocessing zur Bereinigung von Ausreißern.
ANFIS	x	x	x	x	(x) <sup>a</sup>	x	x	Subtractive Clustering zur Regelerzeugung (Radien abhängig von den Parametern); Zugehörigkeitsfunktionen <i>gaussmf</i> auf der Eingabeseite, <i>linear</i> auf der Ausgabeseite; hybride Lernregel mit Datenpartitionierung in 75 % Trainingsdaten, 15 % Checkingdaten, 10 % Testdaten; 20 Trainingsepochen je Durchlauf; Postprocessing zur Bereinigung von Ausreißern.
KNN	x	x	x	x	(x) <sup>a</sup>	x		Anzahl Neuronen in der versteckten Schicht (Anzahl Inputs+1); Transferfunktionen <i>tansig</i> in der versteckten Schicht, <i>purelin</i> in der Ausgabeschicht; Lernvorgang mit Levenberg-Marquardt Algorithmus und zufälliger Datenpartitionierung 75 % Trainingsdaten, 15 % Validierungsdaten 10 % Testdaten; Performanceindikator <i>sse</i> , max. 1000 Epochen und 40 Validierungsprüfungen; Postprocessing zur Bereinigung von Ausreißern.
HWES	x	x	x	x	x	x	x	ex-post Optimierung der Glättungsparameter $\alpha$ , $\beta$ und $\gamma$ separat in jedem Trainingsdurchlauf mit dem Zielkriterium der Minimierung der quadrierten Abweichungen zwischen Prognose und Zeitreihe; Periodizität der Saison abhängig vom Modellansatz (EMA 168, TMA 24, SMA und TSMA ohne Periode).
H0	x							zu Vergleichszwecken; H0-Profil skaliert mit Jahresstrombedarf des Haushalts
naiv	x	x						zu Vergleichszwecken; Lag einstellbar (Standard 168 im EMA, 24 im TMA).
<i>thermische Lastprognose</i>								
MR		x			x	x		Zweistufiges Preprocessing zur Typtagklassifizierung anhand der Parameter Wochentag, Temperatur und Bewölkungsgrad sowie zur 1-of-n Codierung der Stunde und des zuvor ermittelten Tagestyps; Postprocessing zur Bereinigung von Ausreißern.

EMA: Einzelmodellansatz, TMA: Tagesmodellansatz, SMA: Stundenmodellansatz, PrP: Preprocessing, PoP: Postprocessing,

MPI: Message Passing Interface zur Parallelisierung

<sup>a</sup>: nicht zwangsläufig notwendig, da auch modellendogen möglich; es konnte keine generelle Präferenz ermittelt werden

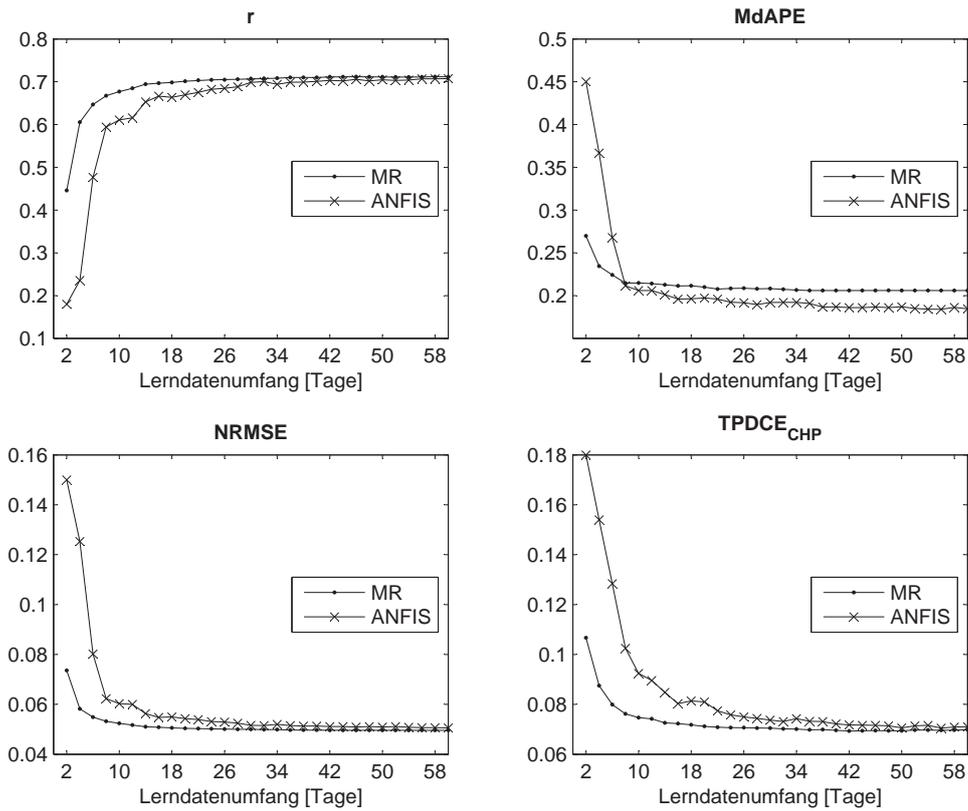


Abbildung 6.6: Sensitivität der Prognosegüte bezüglich des zeitlichen Umfangs der Lerndaten pro Iteration im EMA

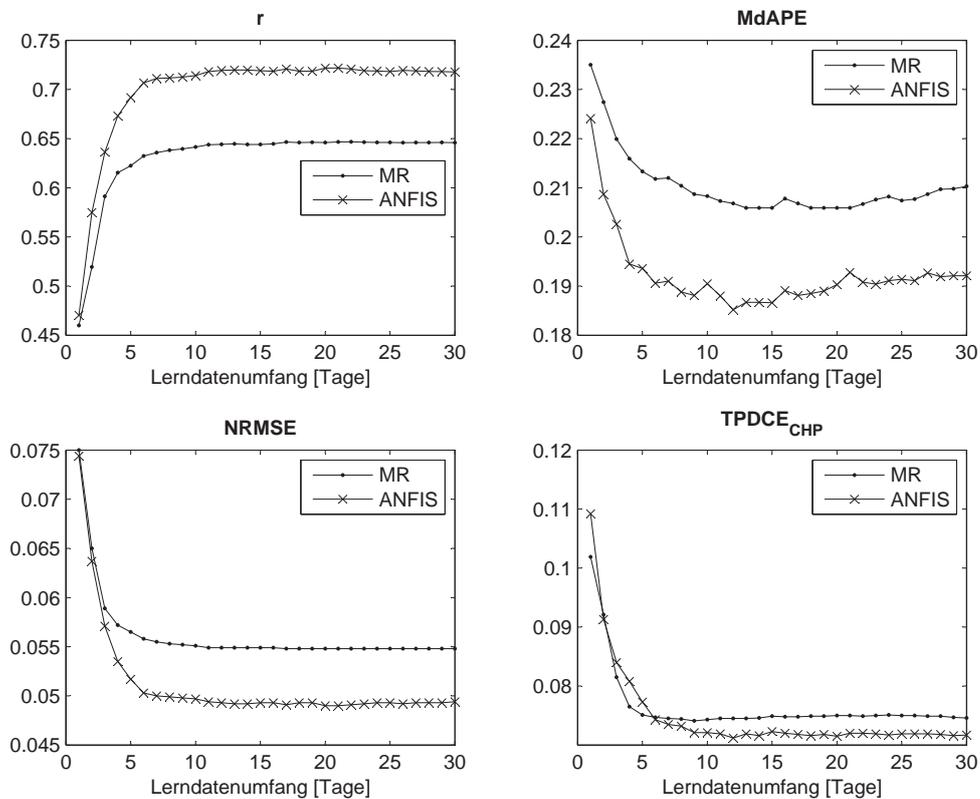
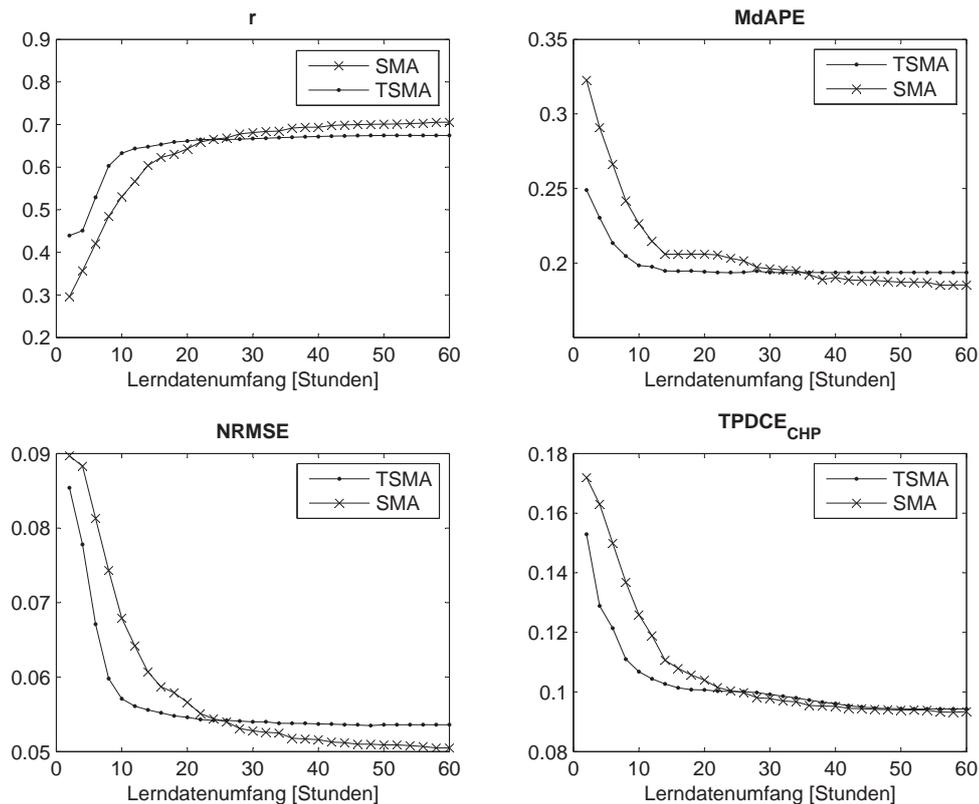


Abbildung 6.7: Sensitivität der Prognosegüte bezüglich des zeitlichen Umfangs der Lerndaten pro Iteration im TMA



**Abbildung 6.8:** Sensitivität der Prognosegüte bezüglich des zeitlichen Umfangs der Lerndaten pro Iteration im SMA und TSMA mittels multipler Regression

Die in den Abbildungen 6.6 und 6.7 dargestellten beispielhaften Ergebnisse für einen der zur Entwicklung ausgewählten elektrischen Lastgänge zeigen, dass sich der prinzipielle Verlauf der Fehlermaße sowie des empirischen Korrelationskoeffizienten  $r$  für die beiden verwendeten Methoden gleicht. Im EMA weisen die Kurven für ANFIS darauf hin, dass die Methode etwas mehr Lerndaten benötigt, jedoch ab einem gewissen Umfang mindestens genauso gute Ergebnisse erzielt wie die multiple Regression. Im TMA zeigt sich ANFIS hingegen prinzipiell gegenüber der MR überlegen. Gemeinsam mit den Berechnungen für die anderen Entwicklungslastgänge kann für den EMA methodenübergreifend ein sinnvoller Lerndatenumfang von 30 Tagen abgeleitet werden, da etwa ab diesem Punkt Stagnation der positiven Entwicklung bei allen Kenngrößen einsetzt. Im TMA erscheint mit analoger Begründung ein Umfang von 12 typgleichen Tagen als geeignet. Beide Werte konnten auch für die anderen der implementierten Methoden bestätigt werden. Analoge Sensitivitätsanalysen wurden mit der Methode der multiplen Regression für die stündlich differenzierenden Ansätze SMA und TSMA durchgeführt (vgl. Abbildung 6.8). Da die Anzahl typgleicher Tages- und Stundenkombinationen im TSMA auf maximal 52 pro Jahr begrenzt ist, stellt sich spätestens bei größeren Werten ein konstantes Niveau aller Fehlermaße ein. Die Betrachtung aller Entwicklungslastgänge zeigt, dass im SMA ein Lerndatenumfang von 50 Stunden und im TSMA von 22 Stunden die durchschnittlich besten Ergebnisse erzielt.

Tabelle 6.3: Bewertung der Fehlermaße aller Kombinationen aus Methode und Modellansatz

	relevant für die Gesamtbewertung						Ges.
	MdAPE	NRMSE	TDCE <sub>CHP</sub>	MAE	ME	r	
ANFIS-TMA	●	●	●	●	●	●	●
MR-SMA	●	●	●	●	●	●	●
KNN-EMA	○	●	●	●	●	●	●
MR-EMA	○	●	●	●	●	●	●
KNN-TMA	○	●	●	●	●	●	●
ANFIS-EMA	●	●	●	●	○	●	●
MR-TMA	○	●	●	●	●	●	●
MR-TSMA	●	●	●	●	○	●	●
KNN-SMA	●	○	●	○	○	○	○
KNN-TSMA	●	○	●	○	○	○	○
HWES-TSMA	○	○	○	○	●	○	○
ANFIS-TSMA	●	○	○	○	○	○	○
HWES-SMA	○	○	○	○	○	○	○
ANFIS-SMA	○	○	○	○	○	○	○
HWES-EMA	○	○	○	○	○	○	○
HWES-TMA	○	○	○	○	○	○	○

○ Gütegrad (in Relation zum Abstand von der besten ● und schlechtesten ○ Ausprägung je Maß)

### 6.2.5 Gütebewertung der implementierten Methode zur Lastprognose

Nach der Wahl eines geeigneten modellansatzspezifischen Lerndatenumfangs können alle möglichen Methoden-Modellansatz Kombinationen getestet und miteinander verglichen werden. Hierzu werden die Entwicklungslastgänge herangezogen und die durchschnittlichen Ausprägungen jedes Fehlermaßes für alle möglichen Kombinationen ermittelt. Die Ergebnisse der Berechnungen sind in Tabelle 6.3 zusammengefasst dargestellt. Enthalten ist pro Fehlermaß eine Bewertung der jeweiligen Ausprägung gegenüber den anderen Werten.

Für die Auswahl der letztlich verwendeten Kombinationen stellt sich das bereits in Abschnitt 5.1.2 kurz diskutierte Problem einer belastbaren Gesamtbewertung der Prognosegüte. Im Sinne der übergeordneten Problemstellung sollte als erstes Kriterium das problemspezifisch entwickelte Fehlermaß TDCE<sub>CHP</sub> zur Bewertung herangezogen werden. Dieses kann jedoch, wie in Abschnitt 5.1.2 dargestellt, nicht losgelöst vom ME interpretiert werden, da eine systematische Überschätzung durch die Prognose dämpfend auf den TDCE<sub>CHP</sub> wirkt. Genauso wenig kann der empirische Korrelationskoeffizient  $r$  zwischen realem und prognostiziertem Lastgang allein ausschlaggebend für die Wahl des Prognoseansatzes sein, da er lediglich den Grad des linearen Zusammenhangs beider Zeitreihen beschreibt, aber keine Aussage zu den Verhältnissen der Größenordnungen der untersuchten Wertepaare zulässt. Dementsprechend kann die Eignung jeder Variante nur mit Hilfe mehrerer Fehlermaße gemeinsam beurteilt werden. Zur Gesamtbewertung werden die skalenabhängigen Maße sowie der empirische Korre-

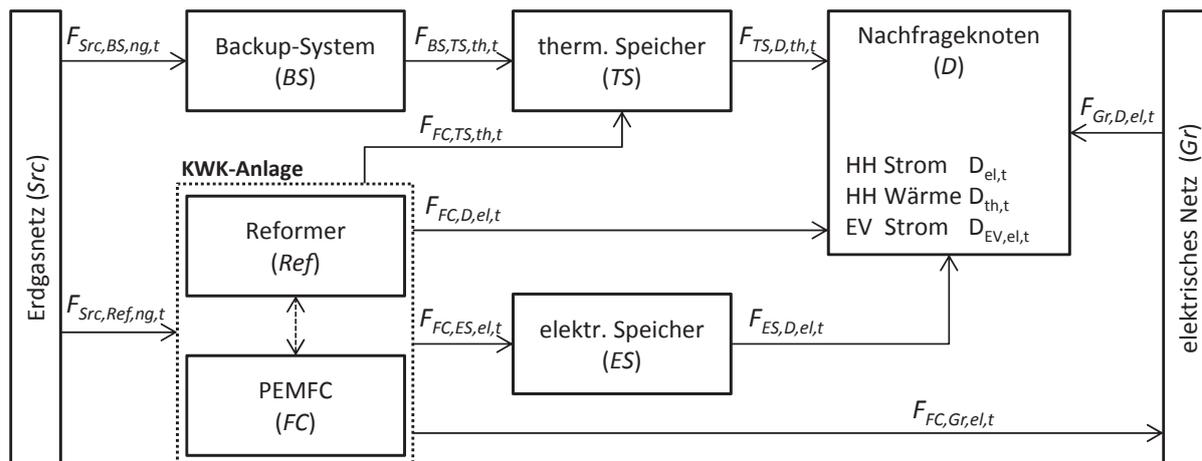


Abbildung 6.9: Übersicht zu den im Modell abgebildeten Energie- und Stoffflüssen

lationskoeffizient, jeweils normiert auf die Differenz zwischen bestem und schlechtestem Wert jeder Metrik, verwendet. Dieses Vorgehen wird gewählt, da die Berechnungen aller Methoden auf derselben Datengrundlage beruhen und somit skalenabhängige Fehlermaße zum Vergleich der Prognosegüte herangezogen werden können (Hufendiek, 2001).

Tabelle 6.3 weist die betrachteten Varianten sortiert nach dem Mittelwert der jeweiligen Einzelbewertungen aus, sodass direkt eine Rangfolge ersichtlich ist, in der die genannten Kriterien gleichermaßen berücksichtigt sind. Aus der Darstellung wird deutlich, dass mit den Kombinationen ANFIS-TMA und MR-SMA zwei durchgehend überlegene und nahezu gleichbewertete Alternativen identifiziert werden können. Beide werden deshalb für die Prognose im Rahmen der Fallstudie ausgewählt. Alle anderen Kombinationen fallen in mindestens einem der ausgewählten Fehlermaße deutlich zurück und sind deshalb für die Fallstudie auszuschließen.

### 6.3 Modul zur Bestimmung des optimalen Fahrplans

Als optimal wird der Fahrplan für die Mikro-KWK-Anlage bezeichnet, der minimale Betriebskosten bei gleichzeitiger Einhaltung aller techno-ökonomischen Restriktionen zur Folge hat. Für dessen Bestimmung wird ein Energie- und Stoffflussmodell als gemischt-ganzzahliges lineares Programm (Mixed Integer linear Program, MIP) formuliert. Da es sich bei allen enthaltenen Variablen mit Ganzzahligkeitsbeschränkung um binäre Variablen handelt, ist das Problem streng genommen der Unterklasse binärer ganzzahliger Programme zuzuordnen, die zu *Karps 21 NP-vollständigen Problemen* zählen (Karp, 1972). Im Folgenden wird jedoch, v. a. aufgrund der besseren Lesbarkeit, weiterhin die verbreitete Abkürzung MIP der Oberklasse verwendet.

Das entwickelte Energie- und Stoffflussmodell kann als gerichteter Graph aufgefasst werden. Dabei repräsentieren die Knoten des Graphen Quellen, Prozesse, Speicher oder Senken, während die Kanten für Flüsse zwischen den einzelnen Knoten stehen. Eine vereinfachte Übersicht zu dem modellierten Hausenergiesystem gibt Abbildung 6.9.

Tabelle 6.4: Nomenklatur (MIP)

<b>Bezeichner / Knoten (<i>node</i>)</b>	
<i>Gr</i>	Elektrisches Netz
<i>Src</i>	Erdgasquelle
<i>Ref</i>	Reformereinheit
<i>FC</i>	Brennstoffzelle
<i>BS</i>	Thermisches Spitzenlastsystem (Backup-System)
<i>TS</i>	Thermischer Pufferspeicher
<i>ES</i>	Elektrischer Pufferspeicher
<i>D</i>	Nachfrageknoten
<i>EV</i>	Elektrofahrzeug
<b>Entscheidungsvariablen</b>	
<i>C</i>	jährliche Systemausgaben zur Vollversorgung des betrachteten Haushalts (ggf. inklusive EV) mit Strom und Wärme (Zielfunktion) [€/a]
$F_{node,node',ec,t}$	Energie- bzw. Stofffluss des Energieträgers <i>ec</i> von Knoten <i>node</i> nach <i>node'</i> in Zeitschritt <i>t</i> [kWh]
$X_{node,ec,t}$	Aktivitätsniveau für Energieträger <i>ec</i> in Zeitschritt <i>t</i> am Knoten <i>node</i> [kWh]
$B_{FC,1,t}$	Binärvariable für Betriebspunkt 1 der Anlage in Zeitschritt <i>t</i>
$B_{FC,2,t}$	Binärvariable für Betriebspunkt 2 der Anlage in Zeitschritt <i>t</i>
$D_{EV,el,t}$	Stromnachfrage des EV in Zeitschritt <i>t</i> [kWh]
$S_{st,ec,t}$	Speicherstand des Energieträgers <i>ec</i> in Zeitschritt <i>t</i> im Speicher <i>st</i> [kWh]
$t_{start}$	Erster Zeitschritt einer Betriebsphase
$t_{stop}$	Erster Zeitschritt einer Stillstandsphase
$Z_t$	Binärvariable für das Zählen der Zyklen
<b>Parameter</b>	
$D_{ec,t}$	Nachfrage nach Energieträger <i>ec</i> in Zeitschritt <i>t</i> [kWh]
$D_{EV,el,sl}$	Slotnachfrage des EV in Ladeslot <i>sl</i> [kWh]
$t_{sl,b}$	Erster Zeitschritt des Ladeslots <i>sl</i>
$t_{sl,e}$	Letzter Zeitschritt des Ladeslots <i>sl</i>
$P_{node,ec,max}$	Maximale Leistung am Knoten <i>node</i> bzgl. Energieträger <i>ec</i> [kW]
$p_{ec,t}$	Preis des Energieträgers <i>ec</i> in Zeitschritt <i>t</i> [€/kWh]
$b_{ec,type,t}$	Erlös des Typs <i>type</i> mit Energieträger <i>ec</i> in Zeitschritt <i>t</i> [€/kWh]
$\eta_{node,ec}$	Wirkungsgrad des Prozesses am Knoten <i>node</i> bzgl. Energieträger <i>ec</i>
$OT_{min}$	Mindestbetriebsdauer nach dem Start der Anlage als Anzahl Zeitschritte
$SO_{min}$	Mindeststillstandsdauer nach dem Stopp der Anlage als Anzahl Zeitschritte
$Z_{max}$	maximale Anzahl Zyklen im betrachteten Zeithorizont
$h_t$	Länge der Zeitschritte <i>t</i> [h]

Tabelle 6.4: Nomenklatur (MIP, Fortsetzung)

<b>Indexmengen</b>	
$T$	Menge aller Zeitschritte $t$
$EC$	Menge aller Energieträger $ec$
$Sl$	Menge aller Ladeslots $sl$
<b>Indizes</b>	
$el$	elektrisch
$th$	thermisch
$ng$	Erdgas (natural gas)
$fi$	Einspeisung
$oc$	Eigennutzung
$tax$	Energiesteuer
$sl$	Ladeslot
$in$	einspeichern
$out$	ausspeichern
$max$	maximal
$min$	minimal

### 6.3.1 Mathematische Beschreibung

Die gesamte Nomenklatur des MIP ist in Tabelle 6.4 angegeben. Im Folgenden werden die Zielfunktion sowie die Nebenbedingungen des MIP mathematisch definiert.

Die zu minimierende Zielfunktion setzt sich zusammen aus der Summe aller relevanten ökonomischen Größen, welche durch die Fahrweise der Anlage beeinflusst werden. Die Menge  $T$  umfasst dabei alle Zeitschritte  $t$  des betrachteten Zeitraums. Als Treiber des Modells dient die vorgegebene Nachfrage nach elektrischer und thermischer Energie. Die elektrische Nachfrage  $D_{EV,el,t}$  eines eventuell vorhandenen Elektrofahrzeugs ist im Rahmen der Anwesenheit und des Ladebedarfs sowie innerhalb technischer Grenzen eine Entscheidungsvariable. Weitere Restriktionen werden hinsichtlich technischer Eigenschaften der betrachteten Anlage eingeführt.

Die Zielfunktion  $C$  ist aus Sicht des Betreibers der Mikro-KWK-Anlage formuliert. Die Aktivitätsniveaus einzelner Prozesse an den Knoten  $node$  sind mit  $X_{node,ec,t}$  und Energieflüsse mit  $F_{node,node',ec,t}$  bezeichnet, wobei  $ec$  für den Energieträger steht ( $ng$ : Erdgas,  $el$ : elektrische Energie,  $th$ : thermische Energie). Die Knoten des Modells, auf die sich die Indizes  $node$  (Start) und  $node'$  (Ende) der Energieflüsse beziehen, sind  $Src$  für die Erdgasquelle,  $Gr$  für das elektrische Netz,  $BS$  für das Spitzenlast- bzw. Backup-System,  $Ref$  für den Erdgasreformer,  $FC$  für die Brennstoffzelle der PEMFC-Mikro-KWK-Anlage,  $ES$  und  $TS$  für den elektrischen bzw. thermischen Pufferspeicher,  $EV$  für das Elektrofahrzeug und  $D$  für den Nachfrageknoten. Zeitflexible

Energiepreise werden bezeichnet mit  $p_{ec,t}$ . Spezifische Einsparungen oder Einzahlungen aufgrund des Betriebs der Anlage sind deklariert als  $b_{ec,type,t}$  (*type* entweder *oc*: Eigenverbrauch, *fi*: Einspeisetarif oder *tax*: Steuerersparnis).

$$\min C = \sum_{t \in T} \begin{pmatrix} F_{Src,BS,ng,t} \cdot P_{ng,t} \\ + F_{Src,Ref,ng,t} \cdot P_{ng,t} \\ + F_{Gr,D,el,t} \cdot P_{el,t} \\ - F_{FC,Gr,el,t} \cdot b_{el,fi,t} \\ - F_{FC,D,el,t} \cdot b_{el,oc,t} \\ - F_{FC,ES,el,t} \cdot b_{el,oc,t} \\ - F_{Src,Ref,ng,t} \cdot b_{ng,tax} \end{pmatrix} \quad (6.12)$$

Der Betrieb der KWK-Anlage unterliegt vielfältigen Restriktionen. Neben dem thermischen Bedarf muss das Modell auch die elektrische Nachfrage zu jedem Zeitpunkt befriedigen. Somit handelt es sich bei den Nachfragerestriktionen 6.13 und 6.14 um die Treiber des Modells. Je nach technischer Ausgestaltung des Systems kann neben dem obligatorischen thermischen Speicher auch ein stationärer elektrischer Speicher vorhanden sein. Dementsprechend können thermische und elektrische Nachfragen entweder direkt oder über den jeweiligen Speicher gedeckt werden, wobei insbesondere auf thermischer Seite die exklusive Deckung über den Speicher aus technischer Sicht realistischer und auch in der Praxis üblich ist.

$$F_{ES,D,el,t} + F_{FC,D,el,t} + F_{Gr,D,el,t} = D_{el,t} + D_{EV,el,t} \quad \forall t \in T \quad (6.13)$$

$$F_{TS,D,th,t} + F_{FC,D,th,t} = D_{th,t} \quad \forall t \in T \quad (6.14)$$

Bei den Nachfragerestriktionen ist zu beachten, dass die elektrische Nachfrage eines Elektrofahrzeugs  $D_{EV,el,t}$  keinen exogen gegebenen Wert, sondern eine modellendogen zu bestimmende Entscheidungsvariable darstellt. Über Restriktion 6.15 wird sichergestellt, dass das Modell den Ladevorgang des Fahrzeugs innerhalb der individuell unterschiedlichen zeitlichen Grenzen jedes Ladeslots  $sl \in Sl = \{sl_1, \dots, sl_n\}$  so verschiebt, dass ein Optimum bei gleichzeitiger Deckung der Slotnachfrage  $D_{sl,EV,el}$  erreicht wird. Dies ist gleichzeitig die einzige explizite Berücksichtigung von DSM-Maßnahmen im entwickelten Modell. Da in den Slotnachfragen  $D_{EV,el,sl}$  die durchschnittliche Ladeeffizienz bereits berücksichtigt ist, muss diese von der Optimierung nicht nochmals mit einbezogen werden.

$$\sum_{t \in sl} D_{EV,el,t} = D_{EV,el,sl} \quad \forall sl \in Sl \quad (6.15)$$

Neben der Deckung der Nachfrage nach den unterschiedlichen Energieformen sind weitere, v. a. anlagentechnisch bedingte Restriktionen zu berücksichtigen. So dürfen die Leistungsgrenzen der Anlage bzw. derer Komponenten sowie eine maximale Ladeleistung für das Elek-

trofahrschein nicht überschritten werden. Da die Aktivitätsniveaus  $X_{u,ec,t}$  mit  $u \in \{FC, BS\}$  als Energiebereitstellung in Zeitschritt  $t$  modelliert werden, müssen sie für die entsprechenden Restriktionen 6.16 bis 6.19 mit Hilfe der Länge  $h_t$  des Zeitintervalls  $t$  auf die durchschnittliche Leistung des jeweiligen Zeitschritts umgerechnet werden.

$$X_{FC,el,t} \cdot h_t^{-1} \leq P_{FC,el,max} \quad \forall t \in T \quad (6.16)$$

$$X_{FC,th,t} \cdot h_t^{-1} \leq P_{FC,th,max} \quad \forall t \in T \quad (6.17)$$

$$X_{BS,th,t} \cdot h_t^{-1} \leq P_{BS,th,max} \quad \forall t \in T \quad (6.18)$$

$$D_{EV,el,t} \cdot h_t^{-1} \leq P_{EV,el,max} \quad \forall t \in T \quad (6.19)$$

Aufgrund der Notwendigkeit der partiellen Entkopplung von Erzeugung und Verwendung bereitgestellter thermischer Energie wird ein thermischer Pufferspeicher  $TS$  eingesetzt. Die Modellierung des Speichers muss dabei sowohl energetische Ober- und Untergrenzen des Speicherstands ( $S_{TS,th,max}$ ,  $S_{TS,th,min}$ ) einhalten als auch Lade-, Entlade- und Speicherverluste über entsprechende Wirkungsgrade ( $\eta_{TS,in/out}$  und  $\eta_{TS,st}$ ) berücksichtigen. Die Ausspeicherleistung des thermischen Speichers ist im Modell unbeschränkt, da davon ausgegangen wird, dass der Speicher ausreichend dimensioniert ist, um alle thermischen Lastspitzen zu decken, solange der Energieinhalt dafür ausreicht. Sollte letzteres nicht der Fall sein, übernimmt das System zur Spitzenlastdeckung einen Teil der notwendigen Erzeugung. Die mathematische Formulierung der beschriebenen Sachverhalte erfolgt mit Hilfe der Restriktionen 6.20-6.22.

$$S_{TS,th,t} = \left( \begin{array}{l} S_{TS,th,t-1} \cdot \eta_{TS,st} + F_{FC,TS,th,t} \cdot \eta_{TS,in} \\ + F_{BS,TS,th,t} \cdot \eta_{TS,in} - F_{TS,D,th,t} / \eta_{TS,out} \end{array} \right) \quad \forall t \in T \quad (6.20)$$

$$S_{TS,th,t} \leq S_{TS,th,max} \quad \forall t \in T \quad (6.21)$$

$$S_{TS,th,t} \geq S_{TS,th,min} \quad \forall t \in T \quad (6.22)$$

Analog kann ein möglicherweise vorhandener stationärer elektrischer Speicher  $ES$  modelliert werden (Restriktionen 6.23-6.26). Hierbei ist zu beachten, dass der Speicher nur durch die Mikro-KWK-Anlage geladen werden darf ( $F_{FC,ES,el,t}$ ). Hingegen ist sowohl ein Laden aus dem elektrischen Netz als auch die Rückspeisung dorthin über den Speicher nicht gestattet. Einerseits ist dies durch die auftretenden Verluste beim Laden und Entladen begründet und andererseits erforderlich aufgrund der sonst entstehenden komplexen Vergütungssituation, die eine Trennung der Einspeisung von KWK-Strom und zwischengespeichertem Netzstrom notwendig machen würde. Durch das Ausschließen der Netzeinspeisung aus dem elektrischen Speicher kann der lokal gespeicherte KWK-Strom vollständig als Eigenverbrauch gewertet werden, was auch aus ökonomischer Sicht des Betreibers vorteilhaft ist.

Im Unterschied zum thermischen Speicher ist für den elektrischen Speicher des Weiteren die Einhaltung einer maximalen Leistung  $P_{ES,el,max}$  vorgesehen. Bei der späteren Durchführung

der Fallstudie wird jedoch zunächst kein stationärer elektrischer Speicher betrachtet, da dieser mit signifikanten Zusatzinvestitionen verbunden ist (PV, 2012). Darüber hinaus trivialisiert ein elektrischer Speicher partiell die zugrunde liegende Problemstellung, da die Eigennutzungsrate im theoretischen Fall der nicht beschränkten Speicherkapazität auch ohne aufwändige Optimierung maximiert werden kann (mit den signifikanten Nachteilen einer hohen Investition sowie von Lade- und Entladeverlusten). Abschnitt 7.4.6 gibt zu diesem Themenkomplex im Rahmen eines Ausblicks Abschätzungen zu möglichen Auswirkungen und weiterem Forschungsbedarf.

$$S_{ES,el,t} = S_{ES,el,t-1} \cdot \eta_{ES,st} + F_{FC,ES,el,t} \cdot \eta_{ES,in} \quad \forall t \in T \quad (6.23)$$

$$S_{ES,el,t} \leq S_{ES,el,max} \quad \forall t \in T \quad (6.24)$$

$$S_{ES,el,t} \geq S_{ES,el,min} \quad \forall t \in T \quad (6.25)$$

$$F_{ES,D,el,t} \cdot h_t^{-1} \leq P_{ES,el,max} \quad \forall t \in T \quad (6.26)$$

Weitere technisch und physikalisch motivierte Restriktionen betreffen die Bilanzierung der Stoff- und Energieflüsse. Exemplarisch werden die Knotenbilanzen für die thermischen und elektrischen Energieflüsse an der Brennstoffzelle aufgeführt (Gleichungen 6.27 und 6.28).

$$X_{FC,el,t} = F_{FC,ES,el,t} + F_{FC,D,el,t} + F_{FC,gr,el,t} \quad \forall t \in T \quad (6.27)$$

$$X_{FC,th,t} = F_{FC,TS,th,t} + F_{FC,D,th,t} \quad \forall t \in T \quad (6.28)$$

Ein wesentlicher Teil der Systemausgaben ist auf die Brennstoffflüsse zurückzuführen, die von den Entscheidungsvariablen des Anlageneinsatzes und dem Gesamtwirkungsgrad  $\eta_{FC,tot}$  der Mikro-KWK-Anlage abhängen (Restriktionen 6.29 und 6.30). Neben der Mikro-KWK-Anlage kann auch das thermische Spitzenlastsystem (Backup-System, BS) die Versorgung des Haushaltes mit thermischer Energie sicherstellen oder ergänzen. Es wird immer dann eingesetzt, wenn die KWK-Anlagenleistung nicht ausreicht, um die thermische Last des Haushaltes zu decken, oder wenn sich der Betrieb der KWK-Anlage aus ökonomischer Sicht nicht lohnt bzw. aufgrund technischer Restriktionen unmöglich ist.

$$F_{Src,Ref,ng,t} = \frac{X_{FC,el,t} + X_{FC,th,t}}{\eta_{FC,tot}} \quad \forall t \in T \quad (6.29)$$

$$F_{Src,BS,ng,t} = \frac{X_{BS,th,t}}{\eta_{BS,th}} \quad \forall t \in T \quad (6.30)$$

Bedingt durch die eingeschränkte Flexibilität von PEMFC-Mikro-KWK-Systemen gilt im Optimierungsmodell die Annahme, dass lediglich zwei feste Betriebspunkte gefahren werden können oder die Anlage stillsteht. Aus Modellierungssicht macht dieser Umstand die Binärvariablen  $B_{FC,1,t}$  und  $B_{FC,2,t}$  notwendig (Restriktion 6.31). Aufgrund des als fest angenommenen Verhältnisses  $PHR$  (Power to Heat Ratio bzw. Stromkennzahl, Gleichung 6.33) zwischen elek-

trischer und thermischer Leistung reicht es aus, dieses Verhältnis anzugeben und lediglich das Aktivitätsniveau bzgl. einem der Produkte zu beschränken (Restriktion 6.32). Die Restriktionen können einfach angepasst werden, falls andere Mikro-KWK-Systeme oder Technologien untersucht werden sollen.

$$X_{FC,el,t} = P_{FC,el,1} \cdot B_{FC,1,t} + P_{FC,el,2} \cdot B_{FC,2,t} \quad \forall t \in T \quad (6.31)$$

$$1 \geq B_{FC,1,t} + B_{FC,2,t} \quad \forall t \in T \quad (6.32)$$

$$PHR = \frac{X_{FC,el,t}}{X_{FC,th,t}} \quad \forall t \in T \quad (6.33)$$

Ebenfalls technisch bedingt und besonders im Fall der betrachteten Referenzanlage relevant sind Mindestbetrieb- und -stillstandszeiten (Restriktionen 6.34 und 6.35). Diese sind in der Regel vom Hersteller in aufwändigen Tests ermittelt worden und stellen einen Kompromiss zwischen höchstmöglicher Flexibilität und der Vermeidung eines erhöhten Verschleißes dar. Darüber hinaus sind sie bis zu einem gewissen Grad auch technisch durch Aufheiz- und Abkühlzeiten, bspw. des Dampfreformers, determiniert. Im Optimierungsmodell wird dieser Sachverhalt über eine Mindestanzahl Zeitschritte abgebildet, in welchen die Anlage nach dem Start in Zeitpunkt  $t_{start}$  in Betrieb sein muss ( $OT_{min}$ ), bzw. in der die Anlage nach dem Herunterfahren zum Zeitpunkt  $t_{stop}$  abgeschaltet sein muss ( $SO_{min}$ ).

$$\sum_{t=t_{start}}^{t_{start}+OT_{min}-1} B_{FC,1,t} + B_{FC,2,t} \geq OT_{min} \quad \forall t \in \{T | t = t_{start}\} \quad (6.34)$$

$$\sum_{t=t_{stop}}^{t_{stop}+SO_{min}-1} 1 - B_{FC,1,t} - B_{FC,2,t} \geq SO_{min} \quad \forall t \in \{T | t = t_{stop}\} \quad (6.35)$$

Um darüber hinaus den Verschleiß der Anlage zu minimieren und ein fluktuierendes An- und Abfahren zu vermeiden, kann die Anzahl der gesamten An- und Abfahrvorgänge begrenzt werden auf  $Z_{max}$ . Neben einer täglichen ist auch eine jährliche Begrenzung umsetzbar. Zur Zählung der Takte ist die Einführung weiterer Binärvariablen  $Z_t$  notwendig. Im Allgemeinen wird ein unerwünschtes Ausmaß an Taktung jedoch bereits durch die Restriktionen 6.34 und 6.35 erreicht, weshalb die gesonderte Begrenzung der Taktzahl in der Regel entfallen kann.

$$\sum_{t \in T} Z_t \leq Z_{max} \quad (6.36)$$

### 6.3.2 Komplexität und Implementierung als rollierende Optimierung

Für die reale Anwendung des im vorherigen Abschnitt definierten Optimierungsproblems müssen mehrere spezielle Umstände berücksichtigt werden. Erstens herrscht eine starke Unsicherheit hinsichtlich des kurzfristigen zukünftigen Nachfrageverlaufs des betrachteten Haushalts. Diese wird zwar mit Hilfe der haushaltsindividuellen Lastprognose adressiert, doch gibt es

dennoch nur einen kurzen Zeitraum, für den die zukünftige zeitliche Entwicklung näherungsweise bekannt ist. Zweitens bedingt die reale Umsetzung in sogenannten *embedded systems* zur Anlagensteuerung eine stark begrenzte Rechenleistung, auch weil die Investition für das Steuerungssystem durch die entwickelten Konzepte nicht signifikant erhöht werden soll und auch die Kommunikation vertraulicher Daten an eine übergeordnete Instanz oder eine Cloud aus Datenschutzgründen vermieden werden soll.

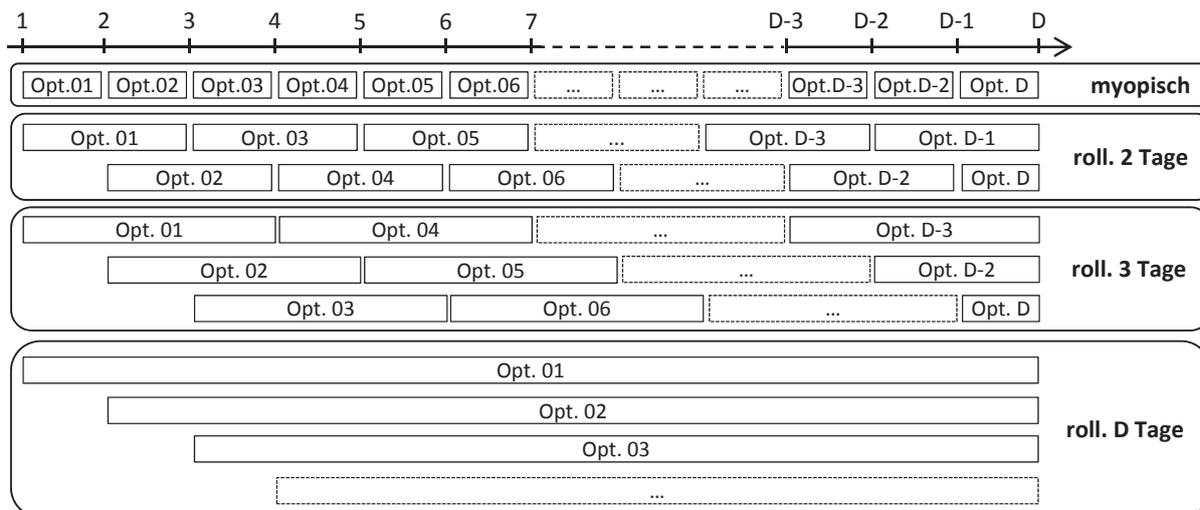
Die genannten Schwierigkeiten können durch die iterativ wiederholte Durchführung der Optimierung mit jeweils begrenztem Zeithorizont adressiert werden. Aufgrund der Lastprognose, die jeweils für einen Tag im Voraus erstellt wird, erscheint es zweckmäßig, ebenfalls einmal pro Tag einen optimierten Fahrplan aufzustellen und dabei lediglich einen begrenzten Planungszeitraum zu berücksichtigen. Entsprechend arbeitet die Optimierung dann einerseits mit ständig aktualisierten Daten und andererseits sinkt die Problemgröße jedes Teilproblems aufgrund des kleineren zeitlichen Umfangs.

Technisch entspricht diese Art der wiederholten Optimierung einer zeitbasierten Dekomposition des globalen (bspw. jährlichen) Optimierungsproblems in mehrere statische Subprobleme (Bassett et al., 1996), die iterativ nacheinander gelöst werden. Hingegen wäre die globale Optimierung eines ganzen Jahres aufgrund unvollständiger Information weder sinnvoll noch praktikabel, da die Anzahl der zu berücksichtigenden Binärvariablen (für das beschriebene MIP bspw. 140.535 Binärvariablen für ein Jahr in viertelstündlicher Auflösung) die verfügbare Rechenleistung bei weitem überfordern würde. Darüber hinaus kann vermutet werden, dass die intertemporalen Abhängigkeiten des Betriebs eher klein sind, insbesondere bei wachsendem zeitlichen Abstand. Ein weiterer Vorteil der wiederholten Durchführung ist, dass die berechneten Speicherstände am Ende jedes Tages modellendogen mit den realen Lastgangdaten validiert und ggfs. korrigiert werden können. Somit wird gewährleistet, dass dem Modell vor der nächsten Iteration stets die Informationen zur Verfügung stehen, die auch in der Realität verfügbar wären, obwohl die Zwischenergebnisse zunächst Auswirkungen von Prognosefehlern enthalten (vgl. Abschnitt 6.3.3).

Entsprechend des betrachteten Problemtyps existieren zwei verschiedene Möglichkeiten zur zeitbasierten Dekomposition, die genauer zu untersuchen sind:

- (1) Die Konstruktion mehrerer diskreter Subprobleme für die tägliche Optimierung auf Basis der Daten eines einzigen Tages, oder
- (2) die Konstruktion mehrerer sich gegenseitig überlappender Subprobleme, bspw. für die tägliche Optimierung auf Basis der Daten mehrerer Tage.

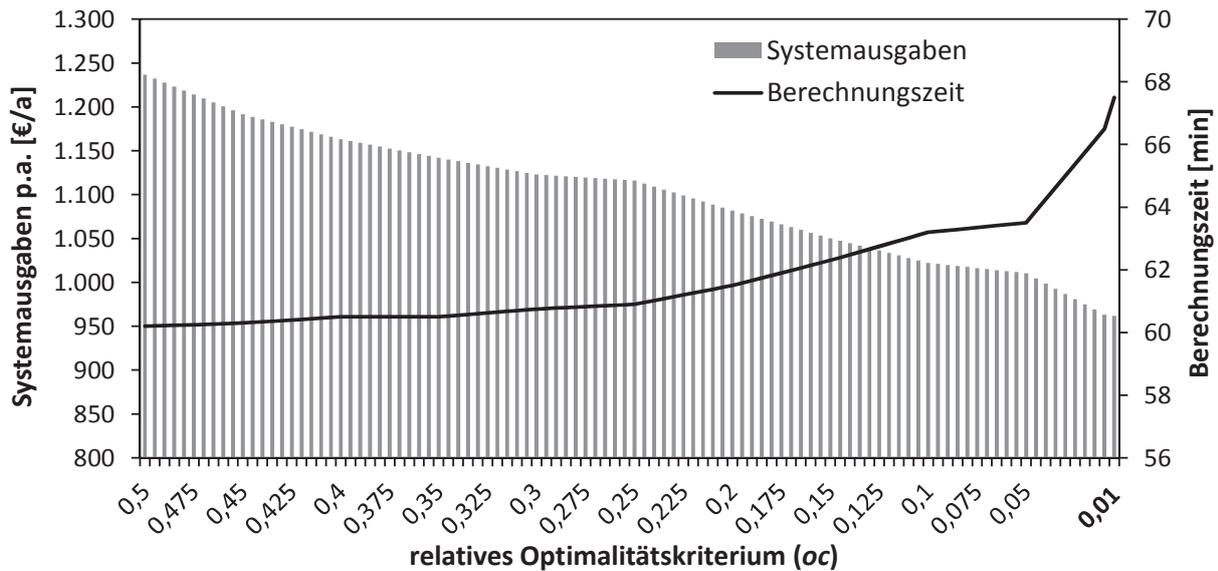
Beide Alternativen werden in Abbildung 6.10 illustriert sowie im Folgenden genauer charakterisiert. Alternative (1) entspricht der sogenannten myopischen Optimierung (Chu, 1995; Ball, 2006), welche jegliche Daten vernachlässigt, die über den Zeithorizont hinausgehen, für den der Betrieb der Mikro-KWK-Anlage optimiert werden soll. Es werden somit alle Einflüsse zukünftiger Nachfragestrukturen ignoriert, was möglicherweise zu suboptimalem Verhalten



**Abbildung 6.10:** Veranschaulichung des Prinzips der rollierenden Optimierung des Mikro-KWK-Anlagenfahrplans mit unterschiedlichem Zeithorizont je Subproblem

im Sinne des globalen Problems führen kann. Im konkret untersuchten Beispiel würde die Optimierung bspw. den Betrieb der Anlage stoppen, sobald die übrige thermische Nachfrage des betrachteten Tages mit Hilfe des thermischen Speichers gedeckt werden kann. Dies führt jedoch mit hoher Wahrscheinlichkeit zu einer thermischen Unterdeckung zu Beginn des Folgetages und dann zum sofortigen Start der Anlage, unabhängig davon, ob zum entsprechenden Zeitpunkt ein lokaler Strombedarf besteht oder nicht. Trotz dieser Konsistenzprobleme, die in ähnlicher Weise auch bei anderen Problemstellungen auftreten können, beschreibt Chu (1995) einige Fälle, in denen ein myopischer Ansatz näherungsweise zu *globaler Optimalität* bzw. sogenannter *near-optimality* führen kann, weshalb eine genauere Untersuchung trotz der antizipierten Konsistenzprobleme von Interesse ist. Ein weiteres methodisches Problem myopischer Ansätze ist, dass die Wahl kleiner Zeithorizonte jedes Subproblems zu Unlösbarkeiten führen kann, obwohl das globale Problem eigentlich lösbar ist (Bassett et al., 1996). Letzteres ist für das vorliegende Problem nicht zu erwarten, da im Zweifel mittels thermischem Spitzenlastsystem und dem Netzbezug elektrischer Energie stets Möglichkeiten bestehen, alle Bedarfe zu decken, auch wenn dies ggf. nicht dem ökonomischen Optimum entspricht.

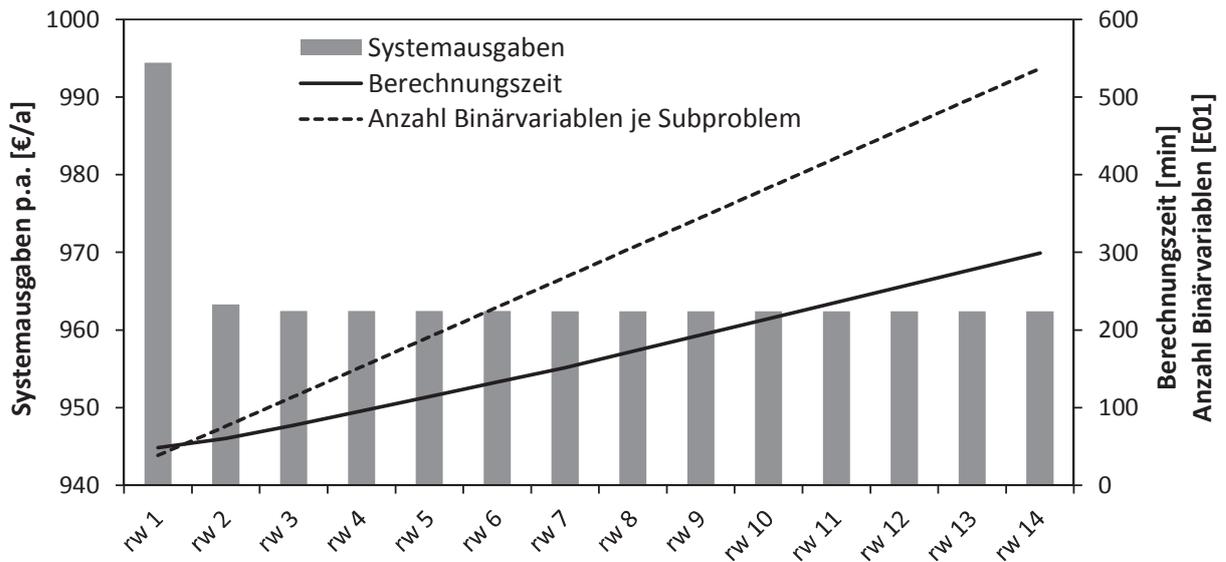
Alternative (2) beschreibt das Prinzip der sogenannten rollierenden Optimierung (auch genannt *rolling/receding window/horizon optimization*). Jedes erstellte Subproblem fasst mehrere Tage zusammen und bestimmt den jeweils optimalen Betrieb für den gegebenen Zeithorizont. Tatsächlich umgesetzt wird jedoch nur der Einsatzplan bis zur nächsten Iteration (hier ein Tag), da das folgende Subproblem die Lösung des vorherigen Problems für die darauf folgenden Tage wieder überschreibt. Durch dieses Vorgehen wird Konsistenz zwischen den Tagen erreicht, da neben den eigentlich relevanten Zeitschritten auch solche berücksichtigt werden, die sich unmittelbar anschließen. Entsprechend erfordert die Strategie mit  $n$  Tagen Zeithorizont je Subproblem die Bereitstellung einer  $n$ -day-ahead Prognose, wobei die Prognosegüte für die Tage 2 bis  $n$  evtl. schlechter ausfällt als im 1-day-ahead Fall. Da die zugehörigen Lösungen jedoch



**Abbildung 6.11:** Jährliche Systemausgaben eines Beispielhaushalts und Berechnungszeit für ein Jahr in Abhängigkeit des relativen Optimalitätskriteriums ( $oc$ ).

unter Verwendung der später aktualisierten Prognose überschrieben werden, stellt dies in der Realität kein Problem dar. Das wesentliche Ziel der Konsistenz kann auch mit leicht schlechteren Prognosen erreicht werden. Das Prinzip der rollierenden Optimierung wurde erfolgreich in vielen Bereichen eingesetzt (Ovacik u. Uzsoy, 1994; Zhang et al., 2007). Eine umfassende Übersicht und Klassifizierung entsprechender Arbeiten bietet bspw. Chand et al. (2002).

Das in Abschnitt 6.3.1 entwickelte MIP wurde entsprechend der oben beschriebenen Strategie als rollierende Optimierung in GAMS (General Algebraic Modeling System (GAMS, 2012)) mit flexiblem Zeithorizont umgesetzt. Untersucht wurden anhand eines Beispielhaushalts Zeithorizonte von einem (myopisch) bis zu 14 Tagen je Subproblem. Der dabei verwendete Löser ist Cplex 12.0, welcher den Branch-and-Cut Algorithmus zur Lösung der Subprobleme verwendet. Aufgrund der Tatsache, dass der Beweis der Optimalität einer gefundenen ganzzahligen Lösung u. a. aufgrund der NP-Vollständigkeit von MIP sehr aufwändig sein kann (Nickel et al., 2011; Karp, 1972), wird ein relatives Optimalitätskriterium von  $oc = 0,01$  angewendet. Das bedeutet, dass eine gültige ganzzahlige Lösung mit einer Abweichung von 1 % von der aktuellen dualen Schranke als optimal akzeptiert wird. Um die Effekte der Wahl des Optimalitätskriteriums zu verdeutlichen, zeigt Abbildung 6.11 den Einfluss seiner Variation auf Ergebnis und Rechenzeit für eine Beispielanwendung. Es wird deutlich, dass der Wert der Zielfunktion mit kleiner werdendem  $oc$  erwartungsgemäß nahezu linear fällt, während die Berechnungszeit  $ct$  für sehr kleine Werte von  $oc$  rapide ansteigt. Eine einfache lineare Regressionsanalyse resultiert in einer Regressionsfunktion für die Rechenzeit von  $ct = -1,712 \ln(oc) + 58,85$  mit einem Bestimmtheitsmaß von  $R^2 = 0,9841$ . Dies wurde durch eine Vielzahl weiterer Tests für verschiedene Haushalte bestätigt, in denen für Teile der Subprobleme bei Werten von  $oc < 0,005$  keine Lösung innerhalb einer akzeptablen Berechnungszeit gefunden werden konnte. Insgesamt



**Abbildung 6.12:** Jährliche Systemausgaben eines Beispielhaushalts, Anzahl der Binärvariablen sowie Berechnungszeit für ein komplettes Jahr in Abhängigkeit des Zeithorizonts jedes Subproblems der rollierenden Optimierung (rw). Die Zahl nach rw gibt den Zeithorizont in Tagen an, womit rw 1 den myopischen Ansatz repräsentiert.

samt erweist sich der gewählte Wert von  $oc = 0,01$  als bester Kompromiss zwischen der Qualität der Lösung und der Rechenzeit. Es ist jedoch ebenfalls festzuhalten, dass problemspezifisch niedrigere oder höhere Werte gewählt werden können bzw. müssen. Für reale Anwendungen empfiehlt es sich deshalb, neben dem relativen Optimalitätskriterium eine Zeitschranke für die Lösung jedes Subproblems einzuführen, nach deren Überschreitung die bis dahin beste gültige ganzzahlige Lösung akzeptiert wird. Alle Berechnungen wurden in einer Windows 7 64-Bit Umgebung ausgeführt. Der verwendete Rechner ist ausgestattet mit einem 3,3 GHz Quad Core Prozessor sowie 16 GB RAM. Eine entsprechende Berechnungsleistung und Speicherausstattung ist in realen, dezentralen Systemen wahrscheinlich auch in Zukunft nicht voraussetzbar sofern keine signifikanten zusätzlichen Investitionen generiert werden sollen.

Wie in Abbildung 6.12 ersichtlich, zeigt die exemplarische Anwendung für den betrachteten Beispielhaushalt, dass die rollierende Optimierung mit einem Zeithorizont von zwei Tagen je Subproblem bereits zu signifikant besseren Ergebnissen führt als der myopische Ansatz. Dies ist, wie bereits beschrieben, zu begründen mit der fehlenden Einhaltung von Konsistenzkriterien zwischen zwei aufeinanderfolgenden Tagen. Eine weitere Vergrößerung des Zeithorizonts je Subproblem hat hingegen kaum positiven Einfluss auf das erzielte Ergebnis. Gleichzeitig wächst jedoch mit der Vergrößerung des Zeithorizonts die Anzahl der Binärvariablen je Subproblem sowie die aggregierte Berechnungszeit jeweils linear. Beide Erkenntnisse zusammen ergeben, dass die Anwendung eines zweitägigen Zeithorizonts je Subproblem bezüglich des Verhältnisses zwischen erzieltm Ergebnis und dafür notwendiger Rechenzeit für die vorliegende Problemstellung als zielführend angesehen werden kann. Diese Ergebnisse wurden auch in weiteren Beispielrechnungen für unterschiedliche Haushalte bestätigt.

Aufgrund der erzielten Ergebnisse kann ebenfalls geschlussfolgert werden, dass das rollierende MIP mit zweitägigem Zeithorizont je Subproblem und perfekter Kenntnis zukünftiger Lastgangdaten als Benchmark für alle anderen Methoden verwendet werden kann. Einerseits verbessern längere Zeithorizonte die jährlichen Ergebnisse offenbar nicht signifikant und andererseits ist die Lösung mittels Branch-and-Cut und einem Optimalitätskriterium von 1 % unter Berücksichtigung der konkreten Problemstellung als nahezu global optimal einzustufen.

### 6.3.3 Modellendogene Simulation

Bei der day-ahead Optimierung des Anlagenfahrplans kommt es unter der Anwendung prognostizierter thermischer Lastgänge naturgemäß zu Abweichungen zwischen dem antizipierten und dem tatsächlichen Nachfrageverlauf. Für den weiteren Verlauf der Optimierung ist dies insofern relevant, als dass sich dadurch für folgende Iterationen von der Realität abweichende Speicherstände des thermischen Pufferspeichers ergeben können. Um dem zu begegnen, wird nach der Berechnung jedes Subproblems modellendogen eine Simulation mit dem realen thermischen Lastgang durchgeführt, um so den tatsächlichen Speicherstand am Ende jedes Tages zu ermitteln. Letzterer ist dann Ausgangspunkt für die folgende Iteration. Analog stellt sich das Problem für einen eventuell vorhandenen stationären elektrischen Speicher. Ein solcher wird jedoch nur im Rahmen eines Ausblicks und bei perfekter Kenntnis der Lastgänge in die Analyse einbezogen, weshalb sich die folgenden Ausführungen auf den obligatorischen thermischen Pufferspeicher beschränken. In der realen Anwendung ist das beschriebene Vorgehen nicht notwendig, da zum Zeitpunkt jeder erneuten Optimierung der dann aktuelle Speicherstand bereits feststeht und als gesicherter Messwert weiterverwendet werden kann.

Im untersuchten Fall der day-ahead Optimierung finden unabhängig vom zeitlichen Umfang jedes Subproblems der rollierenden Optimierung pro betrachtetem Jahr 365 Optimierungsläufe statt. Es bezeichne im Folgenden  $T_d$  als Teilmenge von  $T$  alle Zeitschritte des Tages  $d$  mit  $d \in \{1, \dots, 365\}$ . Ansonsten werden zur obigen Modellbeschreibung äquivalente Bezeichner verwendet. Nach der Lösung jedes Subproblems sind zunächst der Fahrplan und die resultierenden Flussgrößen des zugehörigen Tages  $d$  zu fixieren. Aus diesem Fahrplan ergibt sich gemeinsam mit dem nunmehr bekannten realen Nachfrageverlauf  $D_{th,t}$  ebenfalls der reale Verlauf des thermischen Speicherstands  $SIM_{TS,th,t}$  während des vergangenen Tages  $d$  (Gleichung 6.37). Dieser unterliegt den bereits bekannten Restriktionen hinsichtlich oberem und unterem Speicherlevel (Restriktionen 6.38 und 6.39), woraus sich ggf. ein nicht geplantes Abschalten der Mikro-KWK-Anlage (sehr selten) oder ein zusätzlicher/geringerer Einsatz des thermischen Spitzenlastsystems ergibt. Letzteres wird unter Einhaltung der in Abschnitt 6.3.1 definierten Restriktionen durch eine Anpassung der Flussgrößen in Gleichung 6.40 umgesetzt.

$$SIM_{TS,th,t} = \left( \begin{array}{c} S_{TS,th,t-1} \cdot \eta_{TS,st} + F_{FC,TS,th,t} \cdot \eta_{TS,in} \\ + F_{BS,TS,th,t} \cdot \eta_{TS,in} - \frac{F_{TS,D,th,t}}{\eta_{TS,out}} \end{array} \right) \quad \forall t \in T_d \quad (6.37)$$

$$SIM_{TS,th,t} \leq S_{TS,th,max} \quad \forall t \in T_d \quad (6.38)$$

$$SIM_{TS,th,t} \geq S_{TS,th,min} \quad \forall t \in T_d \quad (6.39)$$

$$D_{th,t} = F_{TS,D,th,t} + F_{FC,D,th,t} \quad \forall t \in T_d \quad (6.40)$$

Nach dem Abschluss der Simulation des jeweiligen Tages wird der simulierte Endspeicherstand des Tages  $d$  ( $SIM_{TS,th,t^*}$  mit  $t^* = \max\{t\} \in T_d$ ) auf die korrespondierende Variable  $S_{TS,th,t^*}$  des eigentlichen Optimierungsproblems übertragen. Anschließend startet die Lösung des nachfolgenden Subproblems mit einem nunmehr realistischen thermischen Speicherstand.

### 6.3.4 Anwendung zur Anlagenauslegung

Das entwickelte MIP, implementiert als rollierende Optimierung zur Einsatzoptimierung, kann in modifizierter Form auch zur Anlagenauslegung verwendet werden. Zwar steht die optimale Auslegung von Mikro-KWK-Anlagen nicht im Fokus dieser Arbeit, doch hat die Wahl der Leistungsdaten je Haushalt sicherlich signifikanten Einfluss auf die spätere Einsatzplanung und somit auch auf den Vergleich mit dem Standardfall des wärmegeführten Betriebs bzw. der ungekoppelten Versorgung. Eine modellendogene Bestimmung der optimalen Anlagengröße würde zu einem nichtlinearen Optimierungsproblem führen und somit die Komplexität weiter erhöhen. Eine einfache und gemessen an der Zielsetzung dieser Arbeit ausreichende Lösung ist deshalb die wiederholte Optimierung des Anlagenbetriebs mit schrittweise erhöhten Leistungsdaten der Anlage. Eine anschließende Wirtschaftlichkeitsbetrachtung auf Basis der jeweils berechneten jährlichen Systemausgaben, die für die Folgejahre des Betrachtungszeitraums fortgeschrieben werden, sowie der größenabhängigen Investition und weiteren Annahmen ermöglicht dann die näherungsweise Bestimmung der optimalen Anlagengröße. Eine Analyse zur Ableitung grober Richtlinien zur Anlagenauslegung in fünf unterschiedlichen Wärmebedarfsklassen wird im Zuge der Fallstudie in Abschnitt 7.3.2 durchgeführt.

### 6.3.5 Analysen zur zeitlichen Auflösung

Basierend auf dem beschriebenen Optimierungsmodell, welches in Form einer rollierenden Optimierung implementiert wurde, wird eine beispielhafte Analyse für unterschiedliche zeitliche Auflösungen durchgeführt. Um die prinzipiellen Effekte zu evaluieren, dienen minütlich aufgelöste elektrische und thermische Lastgänge aus VDI (2008) als Basis. Eine grafische Darstellung zur Veranschaulichung der prinzipiellen Problematik der Durchschnittsbildung bei niedrigeren zeitlichen Auflösungen gibt Abbildung 6.13. Die Darstellung zeigt, dass es bereits

ab einer zeitlichen Auflösung von 30 Minuten pro Zeitschritt zu einer deutlichen Unterschätzung der tatsächlich auftretenden Lasten kommen kann, wodurch die Gefahr besteht, dass die Optimierung bspw. einen Eigenverbrauch ausweist, der aufgrund von Lastspitzen in der realen Anwendung nicht realisierbar ist. Als Maß hierfür dient der kumulierte Fehler, der anzeigt, welche Energiemenge aufgrund der Durchschnittsbildung fälschlicherweise niedrigeren Lasten zugeordnet wird. Um die sich daraus ergebenden ökonomischen Effekte zu quantifizieren und darüber hinaus die Auswirkungen der zeitlichen Auflösung auf die Rechenzeit zu bewerten, wurden Analysen zu drei unterschiedlichen Haushalten durchgeführt. Diese unterscheiden sich in ihren jährlichen Wärme- und Strombedarfen, welche basierend auf VDI (2008) in synthetische Lastgänge überführt wurden. Bei Haushalt HHX1 handelt es sich um einen kleinen Haushalt mit einem spezifischen jährlichen Wärmebedarf, der dem eines sanierten Gebäudes entspricht. Darüber hinaus wird ein relativ hoher Haushaltsstrombedarf von 5.230 kWh angenommen. Der zweite Haushalt, HHX2, wird analog zu HHX1 definiert, weist jedoch einen geringeren jährlichen Strombedarf von 3.990 kWh auf. Für Haushalt HHX3 wird im Gegensatz zu den ersten beiden der spezifische Wärmebedarf eines unsanierten Gebäudes bei gleichzeitig geringem jährlichen Strombedarf, der dem des zweiten Haushalts entspricht, angenommen. Für alle Haushalte wurden Berechnungen mit und ohne Elektrofahrzeug sowie mit zeitvariablen oder festen Strompreisen durchgeführt (vgl. Abschnitt 7.2.2). Die verwendete Anlagenkonfiguration entspricht der später in Abschnitt 7.3 definierten Referenzanlage mit einer elektrischen Leistung von 1,2 kW sowie einer Stromkennzahl von 0,6.

Abbildung 6.14 stellt ausgewählte Ergebnisse der Analyse dar. Aufgrund der sich stark ähnelnden Aussagen kann auf eine vollständige Darstellung aller Haushalte verzichtet werden. Untersucht wurden jeweils vier verschiedene zeitliche Auflösungen, beginnend von 5 bis hin zu 60 Minuten je Zeitschritt. Noch höhere Auflösungen, bspw. die Optimierung in Minutenschritten, scheitern an der dann stark zunehmenden Lösungszeit des MIP. Für alle Berechnungen wurde außerdem die perfekte Kenntnis aller zukünftigen Nachfragedaten unterstellt. Die Ergebnisse zeigen eine lediglich leichte Abhängigkeit der jährlichen Versorgungskosten von der zeitlichen Auflösung. Dies steht zunächst im Widerspruch zu den Analysen von Hawkes u. Leach (2005) und ist im Wesentlichen mit der kleinen Anlagenleistung sowie dem als vorhanden angenommenen thermischen Pufferspeicher zu begründen. Letzterer fehlt in der Betrachtung von Hawkes u. Leach (2005) und entkoppelt bestimmungsgemäß die Bereitstellung und Verwendung thermischer Energie, sodass die zeitliche Auflösung des thermischen Lastgangs nur geringe Auswirkungen auf die Ergebnisse hat. Diese Schlussfolgerung unterstützt die These, dass auf thermischer Seite bei vorhandenem Pufferspeicher auch eine energetische Prognose statt der Prognose hochaufgelöster Lastgänge ausreichend wäre (vgl. Abschnitt 5.1.3).

Unterschiede des prinzipiellen Verlaufs der Ergebnisse aufgrund zeitvariabler (vgl. Abschnitt 7.2.2) oder konstanter Tarife bzw. der Berücksichtigung eines Elektrofahrzeugs (vgl. Abschnitt 6.1.1) konnten ebenfalls nicht festgestellt werden. Die in den Ergebnissen ausgewiesenen ökonomischen Auswirkungen resultieren somit in erster Linie aus der zunehmenden

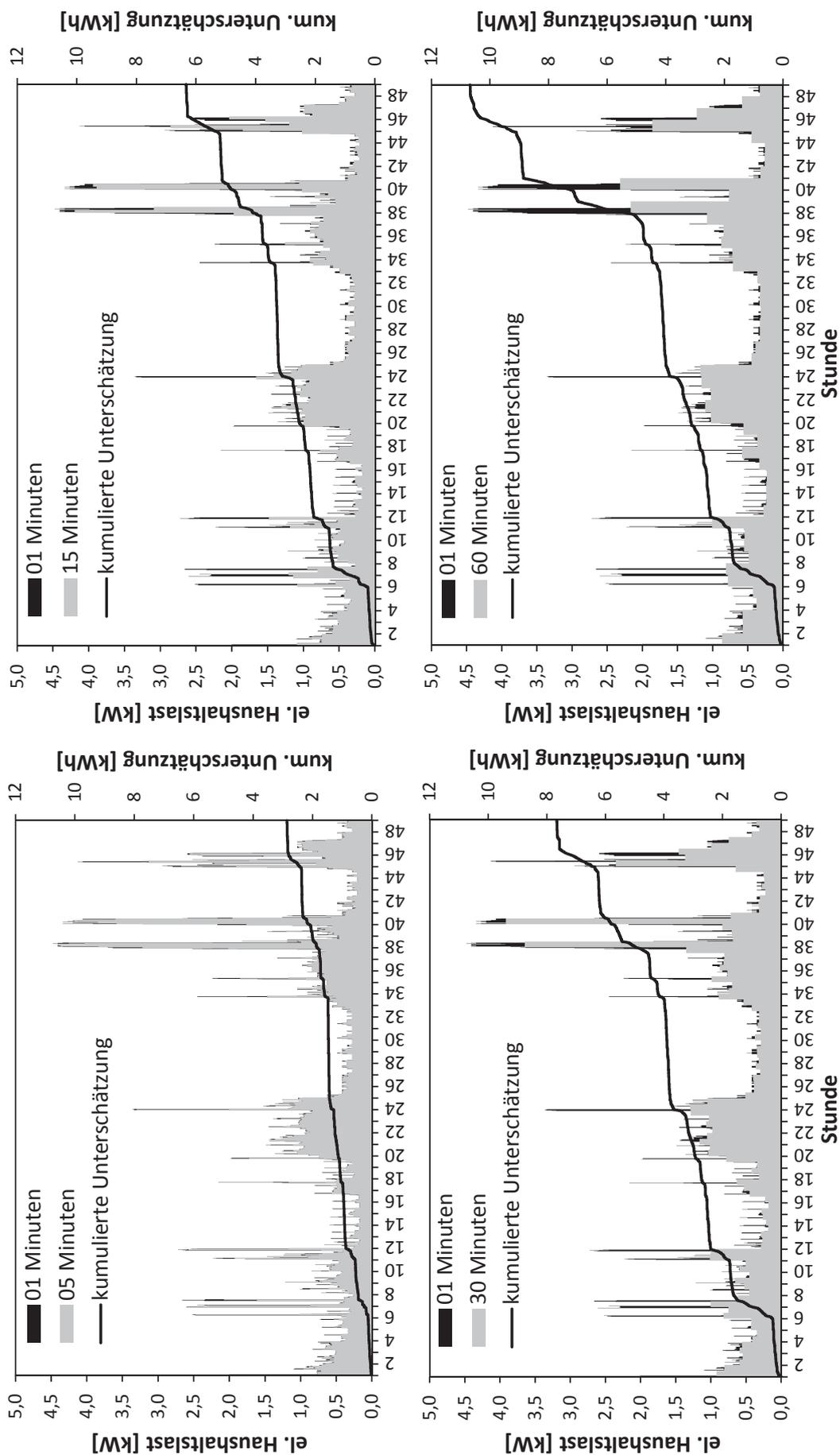
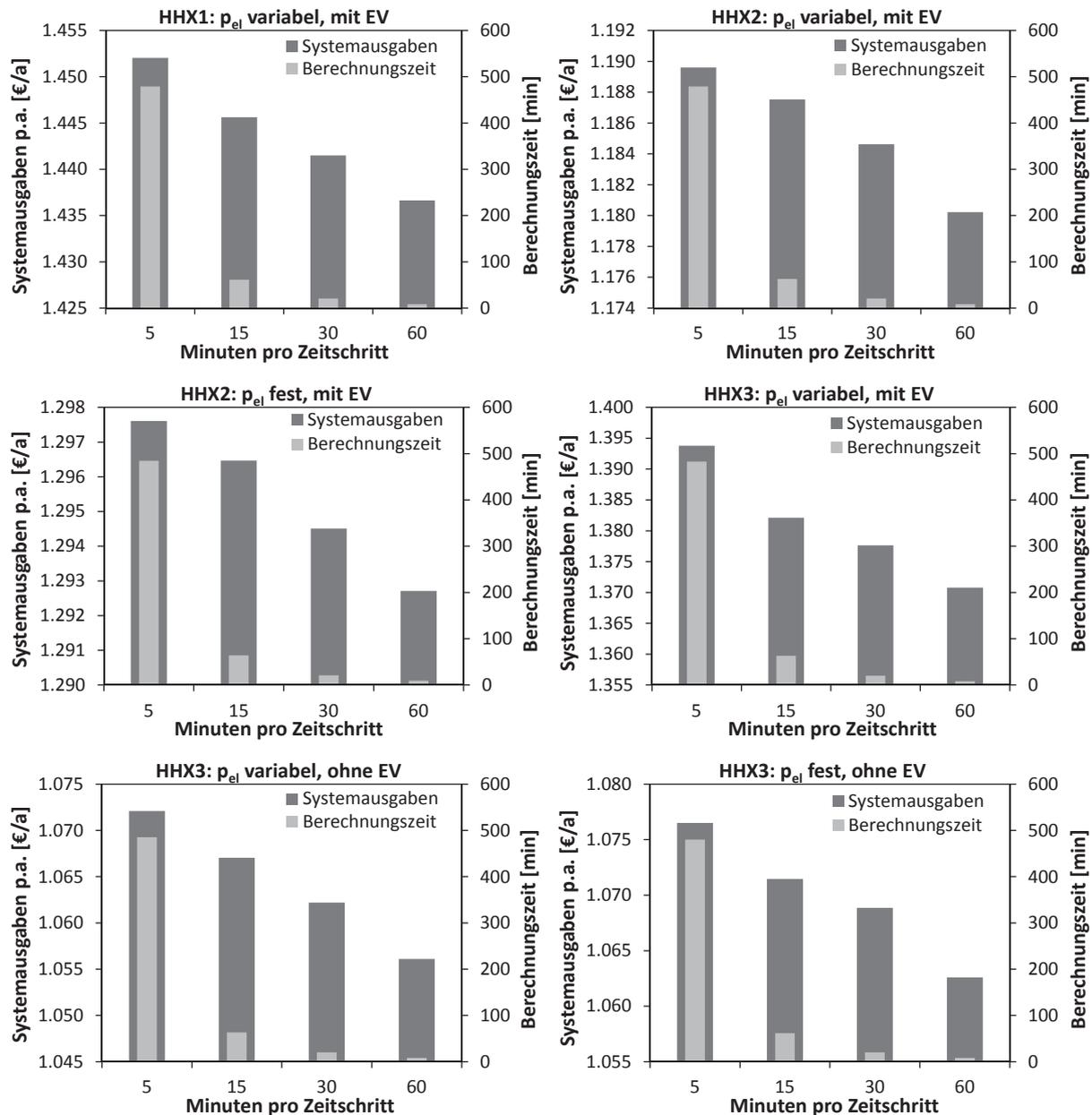


Abbildung 6.13: Auswirkungen der zeitlichen Auflösung verwendeter Lastgangdaten. Bedingt durch die Durchschnittsbildung kommt es bereits ab einer zeitlichen Auflösung von 30 Minuten zu größeren Abweichungen, so dass die Modellergebnisse signifikant verfälscht werden können. Die in den Schaubildern verwendeten Beispieldaten basieren auf VDI (2008).



**Abbildung 6.14:** Jährliche Versorgungskosten und Berechnungszeit der Optimierung in Abhängigkeit der zeitlichen Auflösung der verwendeten Lastgangdaten. Zur Berechnung wurden haushalts-spezifisch synthetisierte Lastgänge auf Basis von VDI (2008) verwendet.

Durchschnittsbildung im elektrischen Haushaltslastgang bei abnehmender zeitlicher Differenzierung. Des Weiteren ist festzustellen, dass für alle Analysen bei hoher zeitlicher Auflösung eine stark ansteigende Berechnungszeit für die Optimierung eines Jahres notwendig ist. Insgesamt ergibt die Analyse, dass die Wahl der zeitlichen Auflösung im betrachteten Variationsbereich zwar nur kleine absolute Änderungen der jährlichen Versorgungsausgaben mit sich bringt, aber dennoch nicht vernachlässigt werden kann.

Als bester Kompromiss zwischen Genauigkeit und Berechnungszeit erscheint für die Optimierung eine viertelstündliche Auflösung. Gleichzeitig scheint jedoch eine nachgeschaltete

Simulation des errechneten Fahrplans in höherer zeitlicher Auflösung angebracht, um den Effekten der Durchschnittsbildung für den elektrischen Lastgang entgegen zu wirken (vgl. Abbildung 6.13). Obgleich das Ziel dieser Analyse die Darstellung der Effekte der Wahl der zeitlichen Auflösung ist, lassen die dargestellten Ergebnisse auch bereits erste Schlüsse zu, welche prinzipiellen Auswirkungen zeitvariable Tarife sowie das Vorhandensein eines Elektrofahrzeugs haben. Detaillierte Untersuchungen sowie eine ausführliche Diskussion dieser Effekte erfolgen im Rahmen der Fallstudie in Kapitel 7.

Zusammenfassend ist hinsichtlich des entwickelten MIP, implementiert als rollierende Optimierung in viertelstündlicher zeitlicher Auflösung, festzuhalten, dass zwar die Lösbarkeit durch die zeitbasierte Dekomposition des globalen Problems erreicht werden konnte, der algorithmische Aufwand jedoch u. a. aufgrund der NP-Vollständigkeit gemischt-ganzzahliger Programme weiterhin hoch ist. Durch eine geschickte Wahl des relativen Optimalitätskriteriums  $oc$  (vgl. Abbildung 6.11) kann die Lösung des Problems ohne einen wesentlichen Verlust an Ergebnisgüte beschleunigt werden, sodass die durchschnittliche Berechnungszeit auf dem Entwicklungssystem bei ca. 65 Minuten für die Betrachtung eines ganzen Jahrs liegt. Allerdings konnte in der Anwendung auch beobachtet werden, dass die Lösung mancher Subprobleme weiterhin langwierig, bzw. das Unterschreiten des definierten Optimalitätskriteriums auch nach Stunden nicht erreicht wird. Deshalb sollte im realen Einsatz eine Zeitschranke für die Lösung jedes Subproblems eingeführt werden, was jedoch wahrscheinlich unmittelbar zu schlechteren Ergebnissen führen wird. Entsprechend veranlasst diese Problematik, gemeinsam mit der Frage ob ohne signifikante Zusatzinvestitionen überhaupt algorithmisch effiziente Löser für dezentrale Systeme mit begrenzter Rechenleistung zur Verfügung stehen, die Entwicklung einer problemspezifischen Heuristik mit deren Hilfe schnell eine gute Lösung gefunden werden kann.

## 6.4 Modul zur heuristischen Fahrplanoptimierung

Ausgehend von den gemäß Abschnitt 6.2 prognostizierten Lastgängen bestimmt der im Folgenden beschriebene, problemspezifisch entwickelte, zweistufige Greedy-Algorithmus sowohl täglich einen Mikro-KWK-Anlagenfahrplan (Phase 1) als auch eine Ladestrategie für ein eventuell vorhandenes Elektrofahrzeug (Phase 2). Der Algorithmus bezieht alle definierten technoökonomischen Restriktionen (vgl. Abschnitt 6.3) mit in die Berechnung ein, auch wenn diese teilweise nicht erneut explizit aufgeführt werden. Von der Berücksichtigung eines stationären elektrischen Speichers wird abgesehen, weil davon ausgegangen wird, dass dieser aufgrund erheblicher Zusatzinvestitionen nicht Bestandteil des Hausenergiesystems ist.

Der entwickelte Algorithmus ist in die Klasse der Greedy-Heuristiken einzuordnen (vgl. Abschnitt 4.2.2), da in jeder Iteration eine Teillösung gewählt wird, welche die größtmögliche Verbesserung des Zielfunktionswerts aller Optionen verspricht. Bedingt durch die Problem-

struktur und die zweistufige Implementierung findet die Heuristik schnell eine gültige, jedoch in der Regel keine optimale Lösung. Die Berechnungszeit für ein ganzes Jahr liegt für alle Berechnung im Rahmen der späteren Fallstudie bei durchschnittlich 3,6 Minuten und somit durchschnittlich unter einer Sekunde für jede der täglich durchgeführten Iterationen. Da auch bei der heuristischen Optimierung des Mikro-KWK-Betriebs im Falle der Verwendung prognostizierter Lastgänge zeitweise fehlerhafte Speicherstände auftreten können, werden diese wie beim MIP durch eine modellendogene Simulation korrigiert (vgl. Abschnitt 6.3.3). Konkret bedeutet dies, dass parallel zu den prognostizierten auch die realen Lastgänge an die Heuristik übergeben werden. Diese dienen allerdings lediglich der Plausibilisierung der Speicherstände nach jedem Durchlauf, ohne selbst entscheidungsrelevant zu sein. In der realen Anwendung ist dieses Vorgehen nicht notwendig, da zum Zeitpunkt jeder erneuten Optimierung bereits aktuelle Speicherstände vorliegen. Die Bewertung der durch die Heuristik erreichten Lösungsgüte ist nur bei Kenntnis des tatsächlichen Optimums möglich, das mit Hilfe des exakt lösbaren MIP bestimmt werden kann. Eine entsprechende Gütebewertung findet im Rahmen der Fallstudie (vgl. Kapitel 7) statt, in der für jedes betrachtete Szenario ein Vergleich aller heuristisch erzielten Ergebnisse mit den korrespondierenden exakten Ergebnissen des MIP gezogen wird. Die Nomenklatur zur folgenden Beschreibung des entwickelten Greedy-Algorithmus ist in Tabelle 6.5 angegeben.

**Tabelle 6.5:** Nomenklatur (Heuristik)

$T$	Menge aller Zeitschritte im Betrachtungszeitraum
$t$	Zeitschritt $t \in T$
$d$	Anzahl der betrachteten Tage je Iteration
$Sl$	Menge aller Ladeslots im Betrachtungszeitraum $T$
$sl$	Ladeslot $sl \in Sl$
$t_{sl,b}$	Erster Zeitschritt $t$ in Ladeslot $sl$
$t_{sl,e}$	Letzter Zeitschritt $t$ in Ladeslot $sl$
$D_{th,t}$	Thermische Nachfrage des Haushalts in Zeitschritt $t$ [kWh]
$D_{el,t}$	Elektrische Nachfrage des Haushalts in Zeitschritt $t$ [kWh]
$D_{EV,sl}$	Gesamte elektrische Nachfrage des EV in Ladeslot $sl$ [kWh]
$D_{EV,t}$	Elektrische Nachfrage des EV in Zeitschritt $t$ [kWh]
$D_{EV,min}$	Minimale elektrische Nachfrage des EV pro Zeitschritt $t$ [kWh]
$D_{EV,max}$	Maximale elektrische Nachfrage des EV pro Zeitschritt $t$ [kWh]
$p_{el,t}$	Strompreis in Zeitschritt $t$ [€/kWh]
$R_t$	Ökonomische Bewertungsmetrik für Zeitschritt $t$ [€]
$R_b$	Ökonomische Bewertungsmetrik für Betriebsblock $b$ [€]
$t_b$	Erster Zeitschritt $t$ des Betriebsblocks $b$
$st_t$	Hilfsvariable zur Zwischenspeicherung eines Wertes in Zeitschritt $t$
$B_{CHP,t}$	Betriebslevel der KWK-Anlage in Zeitschritt $t$

Tabelle 6.5: Nomenklatur (Heuristik, Fortsetzung)

$B_{BS,t}$	Betriebslevel des thermischen Spitzenlastsystems in Zeitschritt $t$
$X_{el,t}$	Stromerzeugung der KWK-Anlage in Zeitschritt $t$ [kWh]
$P_{th}$	Thermische Nennleistung der KWK-Anlage [kW]
$TS_t$	Speicherstand des thermischen Speichers in Zeitschritt $t$ [kWh]
$TS_{min}$	Minimaler Speicherstand des thermischen Speichers [kWh]
$TS_{max}$	Maximaler Speicherstand des thermischen Speichers [kWh]
$OT_{min}$	Mindestbetriebszeit der KWK-Anlage [Anzahl Zeitschritte]
$s_b$	Binäre Hilfsvariable für Mindeststillstandszeit

### 6.4.1 Phase 1: Tägliche Bestimmung des Anlagenfahrplans

Die erste Phase des Algorithmus dient der täglichen Bestimmung eines Fahrplans für die Mikro-KWK-Anlage. Es werden dazu die im Folgenden beschriebenen, in sprachlicher Form einfach auszudrückenden Regeln mathematisch umgesetzt, wozu überwiegend iterative Berechnungen zum Einsatz kommen. In Abhängigkeit von der angenommenen zeitlichen Auflösung (Länge  $h_t$  jedes Zeitschritts) und der Anzahl berücksichtigter Tage  $d$  variiert die Anzahl der in der Menge  $T$  enthaltenen Zeitschritte  $t$  von  $d \cdot 24$  ( $h_t = 1$  h, stündliche Auflösung) bis zu  $d \cdot 96$  ( $h_t = 0,25$  h, viertelstündliche Auflösung). Letzteres ist der Standardfall und wird für alle Berechnungen in der vorliegenden Arbeit verwendet. Die entwickelte Methode ist jedoch theoretisch auch kompatibel mit einer noch höheren zeitlichen Auflösung wie z. B.  $h_t = \frac{1}{60}h$ , welche im Fall der Betrachtung schnell regelbarer Systemen evtl. sinnvoll sein kann.

Im Folgenden bezeichnet die Variable  $B_{CHP,t}$  das prozentuale Betriebslevel der Mikro-KWK-Anlage. Als gültige Betriebspunkte sieht die betrachtete Referenzanlage drei unterschiedliche Zustände an (0 %, 50 % und 100 % der maximalen Leistung). Dies wird abgebildet durch das variable Betriebslevel  $B_{CHP,t} \in \{0; 0,5; 1\}$ . Die resultierende Stromproduktion  $X_{el,t}$  (aus Darstellungsgründen werden teilweise abgekürzte Bezeichner im Vergleich zur Beschreibung des Optimierungsproblems verwendet) wird in Abhängigkeit der maximalen elektrischen Leistung  $P_{el,t}$  der Anlage und der Länge  $h_t$  des betrachteten Zeitschritts berechnet (Gleichung 6.41). Aufgrund der annahmegemäß konstanten Stromkennzahl für alle Betriebspunkte ergibt sich die thermische Bereitstellung  $X_{th,t}$  analog (Gleichung 6.42). Die Variable  $B_{CHP,t}$  repräsentiert somit den Volllastanteil in Zeitschritt  $t$ , wodurch die Anzahl der Volllaststunden im betrachteten Zeithorizont durch  $\sum_{t \in T} B_{CHP,t} \cdot h_t$  berechnet werden kann.

$$X_{el,t} = B_{CHP,t} \cdot P_{el,t} \cdot h_t \quad \forall t \in T \quad (6.41)$$

$$X_{th,t} = B_{CHP,t} \cdot P_{th,t} \cdot h_t \quad \forall t \in T \quad (6.42)$$

Im ersten Schritt der ersten Stufe des Algorithmus wird zunächst berechnet, ob die thermische Nachfrage der folgenden Zeitschritte  $t \in T$  abzüglich des momentanen Speicherstandes die maximal mögliche thermische Erzeugung der Mikro-KWK-Anlage übersteigt. Ist dies der Fall, ist die Anlage für den gesamten Zeitraum auf Vollast zu betreiben. Eventuell auftretende Phasen thermischer Unterdeckung werden mit Hilfe des Spitzenlastsystems überbrückt.

$$\text{Wenn } \frac{\sum_{t \in T} (D_{th,t}) - S_{TS,th,1} + S_{TS,th,min}}{P_{FC,th,max}} > d \cdot 24h \quad (6.43)$$

$$\text{dann } B_{CHP,t} = 1 \quad \forall t \in T \quad (6.44)$$

$$\text{sonst } B'_{CHP,t} = 0 \quad \forall t \in T \quad (6.45)$$

Gilt die obige Aussage hingegen nicht, bestehen Freiheitsgrade für den Betrieb der Anlage. Entsprechend werden die Betriebslevel  $B'_{CHP,t}$  mit Null initialisiert (Gleichung 6.45). Nun ist zu prüfen, ob ein  $t^* \in T$  existiert, für welches gilt, dass ohne den Betrieb der Anlage eine thermische Unterdeckung eintreten wird. Dabei ist annahmegemäß der Betrieb der KWK-Anlage dem Betrieb des Spitzenlastkessels vorzuziehen. Entsprechend wird der betrachtete Zeithorizont aufgespalten in zwei Teile, von denen Teil 1 in  $t^*$  endet (Gleichung 6.43). Anschließend werden die technisch gültigen Betriebsblöcke unter Einhaltung der Mindestbetriebsdauer  $OT_{min}$  (definiert als Anzahl Zeitschritte) mit der Summe der enthaltenen stündlichen Bewertungen  $R_t$  bewertet. Die Blockbewertungen  $R_b$  sind somit definiert als Summe aller stündlichen Bewertungen, ausgehend von jedem Zeitschritt  $t \leq t^*$  und jeweils endend in  $t + OT_{min}$ . Dabei ist  $R_t$  definiert als das Produkt des gesamten lokalen elektrischen Bedarfs in Zeitschritt  $t$  (zunächst unter der Annahme gleichverteilten Ladens des Elektrofahrzeugs) und dem (evtl. zeitabhängigen) Elektrizitätspreis  $p_{el,t}$ . Diese Art der Bestimmung von  $R_t$  garantiert die Kompatibilität des Algorithmus mit zeitabhängigen Elektrizitätspreisen, welche für den Betrachtungszeitraum bekannt sein müssen. Basierend auf den Blockbewertungen aller erlaubten Blöcke wird nun der am besten bewertete für den Betrieb ausgewählt (Gleichung 6.50), wobei  $B_{CHP,t}$  beginnend in  $t_b$  für alle Zeitschritte innerhalb des Blocks auf die nächsthöhere Möglichkeit erhöht und in  $B'_{CHP,t}$  zwischengespeichert wird. Diese Prozedur wird iterativ wiederholt, bis keine weitere thermische Unterdeckung mehr auftritt oder keine Freiheitsgrade mehr existieren. Die Blockbewertungen werden nach jeder Iteration aktualisiert, indem für alle Zeitschritte  $t$  die bereits geplante Produktion von der lokalen Nachfrage subtrahiert wird. Der Algorithmus ist darüber hinaus in der Lage, in folgenden Iterationen bereits geplante Betriebsblöcke zu verlängern oder neue Blöcke hinzuzufügen. Um eine Verletzung der vorgegebenen Mindeststillstandszeit zu verhindern, werden die Blockbewertungen mit einem blockscharfen Stillstandsfaktor  $s_b$  multipliziert. Dieser schließt das Starten eines neuen Betriebsblocks innerhalb der Mindeststillstandszeit aus, indem die betroffenen Blockbewertungen auf Null gesetzt werden. Die Möglichkeit des Verlängerns bereits vorhandener Betriebsblöcke bleibt hiervon unberührt.

$$s_b = \max \left\{ 0; \left( 1 - \sum_{t \in \{t_b - SO_{min}, \dots, t_b - 1\}} [B_t] \right); [B_{t_b - 1}] \right\} \quad \forall b \in T \quad (6.46)$$

$$\text{Wenn } \exists t^* \in \{T | S_{TS,th,t^*} - S_{TS,th,min} < D_{th,t^*}\}, \quad (6.47)$$

$$\text{dann } R_b = s_b \cdot \sum_{t \in \{t_b, \dots, t_b + OT_{min}\}} R_t \quad \forall b \in \{T | t_b \leq t^*\} \quad (6.48)$$

$$\text{mit } R_t = (D_{el,t} + D_{EV,el,t} - X_{el,t}) \cdot p_{el,t} \quad \forall t \in T \quad (6.49)$$

$$\text{und } B_{CHP,t} = \max\{1, B'_{CHP,t} + 0.5\} \quad \forall t \in \{t_b, \dots, t_b + OT_{min} | \max R_b\} \quad (6.50)$$

$$B'_{CHP,t} = B_{CHP,t} \quad \forall t \in T \quad (6.51)$$

Der nächste Schritt der ersten Phase wird erst erreicht, wenn keine weitere thermische Unterdeckung im Betrachtungszeitraum vorhanden ist und gleichzeitig weitere Freiheitsgrade für den Betrieb bestehen, also die zu Beginn berechnete Mindestbetriebszeit im betrachteten Zeithorizont noch nicht erfüllt ist. Dieser Schritt ist besonders relevant, wenn in Übergangszeiten hohe zeitliche Freiheitsgrade im Betrieb der Anlage bestehen. Insofern stellt er gemeinsam mit dem vorherigen Schritt den wesentlichen Unterschied zum wärmegeführten Betrieb dar.

Ist die notwendige Betriebszeit nicht aufgrund der vorgelagerten Schritte ausgeschöpft, wird wiederum eine Rangfolge basierend auf den oben beschriebenen Blockbewertungen erstellt. Der betrachtete Zeitraum ist nun jedoch der gesamte Zeithorizont und nicht nur die Teilmenge bis zur ersten thermischen Unterdeckung. Auf Basis der erstellten Rangfolge werden prioritär jene Betriebszeiten gewählt, die eine hohe Eigenstromnutzung versprechen bzw. deren Bewertung am höchsten ist. Dies ist äquivalent mit dem Versuch einer ökonomischen Verbesserung aus Sicht des Anlagenbetreibers durch die gewählte Betriebsstrategie. Analog zu den bisherigen Berechnungen wird in einem iterativen Vorgehen die gewählte Betriebszeit um weitere Zeitschritte ergänzt, oder weitere Betriebsblöcke in die Planung mit aufgenommen. Die Iteration endet, sobald die Mindestbetriebszeit des betrachteten Tages erreicht wird.

$$\text{Wenn } \sum_{t \in T} B_{CHP,t} \cdot h_t < \frac{\sum_{t \in T} (D_{th,t}) - S_{TS,th,1} + S_{TS,th,min}}{P_{FC,th,max}}, \quad (6.52)$$

$$\text{dann } R_b = s_b \cdot \sum_{t \in \{t_b, \dots, t_b + OT_{min}\}} R_t \quad \forall b \in T \quad (6.53)$$

$$\text{mit } R_t = (D_{el,t} + D_{EV,el,t} - X_{el,t}) \cdot p_{el,t} \quad \forall t \in T \quad (6.54)$$

$$\text{und } B_{CHP,t} = \max\{1, B'_{CHP,t} + 0.5\} \quad \forall t \in \{t_b, \dots, t_b + OT_{min} | \max R_b\} \quad (6.55)$$

$$B'_{CHP,t} = B_{CHP,t} \quad \forall t \in T \quad (6.56)$$

Der nächste Schritt des Algorithmus behandelt mögliche thermische Unterdeckungen, die durch den Betrieb der KWK-Anlage nicht behoben werden konnten. Für alle betroffenen Zeit-

schritte wird der Spitzenlastkessel in Betrieb genommen. Darüber hinaus wird geprüft, ob in einem Zeitschritt der maximale Speicherstand des thermischen Speichers  $S_{TS,th,max}$  überschritten wurde. Ist dies der Fall, wird der Betrieb der Anlage in den Zeitschritten vor der Überschreitung angepasst, indem iterativ die bis zum Zeitpunkt der Überschreitung niedrigsten Zeitschritt-Einzelbewertungen sanktioniert werden und so der Betrieb in die Stunden nach der Überschreitung verlagert wird. Das gesamte Vorgehen zur täglichen Bestimmung der Betriebsstrategie wird in Abbildung 6.15 in Form eines Ablaufdiagramms dargestellt.

Nach Abschluss der Phase 1 des Algorithmus folgt Phase 2, die der Bestimmung einer verbesserten Ladestrategie für das Elektrofahrzeug gegenüber dem bisher angenommenen gleichverteilten Ladevorgang dient.

## 6.4.2 Phase 2: Tägliche Bestimmung der EV-Ladestrategie

Die in Phase 1 bestimmten Betriebszeiten der Mikro-KWK-Anlage wurden zunächst unter der Annahme gleichverteilten Ladens des Elektrofahrzeugs bestimmt. Die integrierte Bestimmung optimaler Betriebszeiten der Anlage und optimaler Ladezeiten des Elektrofahrzeugs (*EV-Ladestrategie*) ist nur in einem echten Optimierungsmodell umsetzbar, weshalb für den Algorithmus ein gestuftes Vorgehen ausgewählt wurde. Die Annahme des zunächst gleichverteilten Ladens erhöht die Wahrscheinlichkeit, dass die Anlage in den Zeiten der Anwesenheit des Elektrofahrzeugs betrieben wird. Die sich ergebenden Freiheitsgrade für das gesteuerte Laden versucht anschließend Phase 2 des Algorithmus bestmöglich auszunutzen.

Im ersten Schritt der zweiten Phase wird zunächst die Anzahl der Ladeslots  $Sl$  im betrachteten Zeithorizont bestimmt. Hierbei handelt es sich um die Zeiträume, in denen das Elektrofahrzeug an der Steckdose zum Laden angeschlossen ist. Sollte die Anzahl größer Null sein, bestimmt der Algorithmus die zeitlichen Grenzen (Beginn  $t_{sl,b}$  und Ende  $t_{sl,e}$ ) sowie den aggregierten Strombedarf zum Laden  $D_{EV,el,sl}$  jedes Slots  $sl \in Sl$ . Dabei gilt die Annahme, dass für das Ende des Ladeslots stets der höchstmögliche Ladestand angestrebt wird (Gleichung 6.58). Sollte  $Sl = 0$  gelten, endet der Algorithmus an dieser Stelle, da der Haushalt entweder kein Elektrofahrzeug besitzt, es im betrachteten Zeitraum nicht anwesend ist oder keinen weiteren Ladebedarf hat. Die Hilfsvariablen  $D'_{EV,el,sl}$  dienen wiederum der Zwischenspeicherung der bisher ermittelten Ladebedarfe je Ladeslot.

$$\text{Wenn } Sl > 0, \quad (6.57)$$

$$\text{dann } D_{EV,el,sl} = \sum_{t_{sl,b}}^{t_{sl,e}} D_{EV,el,t} \quad \forall sl \in Sl \quad (6.58)$$

$$D'_{EV,el,sl} = D_{EV,el,sl} \quad \forall sl \in Sl \quad (6.59)$$

Im zweiten Schritt der Phase 2 berechnet der Algorithmus die Ladezeiten und -leistungen in jedem Ladeslot  $sl$  so, dass eine möglichst hohe Eigennutzung des lokal erzeugten Stroms  $X_{el,t}$  für jeden Zeitschritt  $t \in \{t_{sl,b}, t_{sl,e}\} \forall sl \in Sl$  erreicht wird. Eventuell zeitvariable Elektrizitätspreise werden nur dann nochmals berücksichtigt, wenn kein weiterer Eigenverbrauch mehr generiert werden kann. Hierbei gilt die Annahme, dass die Eigennutzung im Falle des Betriebs der KWK-Anlage gemäß Phase 1 generell anzustreben ist. Der Algorithmus plant das Laden des Fahrzeugs, unter Einhaltung der fahrzeugspezifischen technischen Restriktionen minimaler und maximaler Ladeleistung (ausgedrückt durch  $D_{EV,el,min}$  und  $D_{EV,el,max}$  als Energie pro Zeitschritt). Des Weiteren gilt die Maßgabe möglichst frühzeitigen Ladens, falls keine weiteren ökonomischen Präferenzen hinsichtlich des Ladezeitpunkts bestehen (ausgedrückt mittels  $p'_{el}$  als minimal möglichem Ladetarif in Übereinstimmung mit den technischen und zeitlichen Restriktionen). Wiederum wird ein iteratives Vorgehen gemäß unten stehender Gleichungen umgesetzt. Das Abbruchkriterium ist das Erreichen der vollständigen Deckung aller Slotnachfragen  $D_{EV,el,sl} \forall sl \in Sl$  bzw. das Erreichen des maximal möglichen Aufladens während der Standzeit.

Iterativ  $\forall sl \in Sl$

$$\text{Wenn } \exists t^* \in \{t_{sl,b}, \dots, t_{sl,e} \mid X_{el,t^*} - D_{el,t^*} > 0\} \quad (6.60)$$

$$\text{dann } D_{EV,el,t^*} = \min\{D_{EV,el,max}; \max\{D_{EV,el,min}; X_{el,t^*} - D_{el,t^*}\}\} \quad (6.61)$$

$$D_{EV,el,sl} = D'_{EV,el,sl} - D_{EV,el,t^*} \quad (6.62)$$

$$D'_{EV,el,sl} = D_{EV,el,sl} \quad (6.63)$$

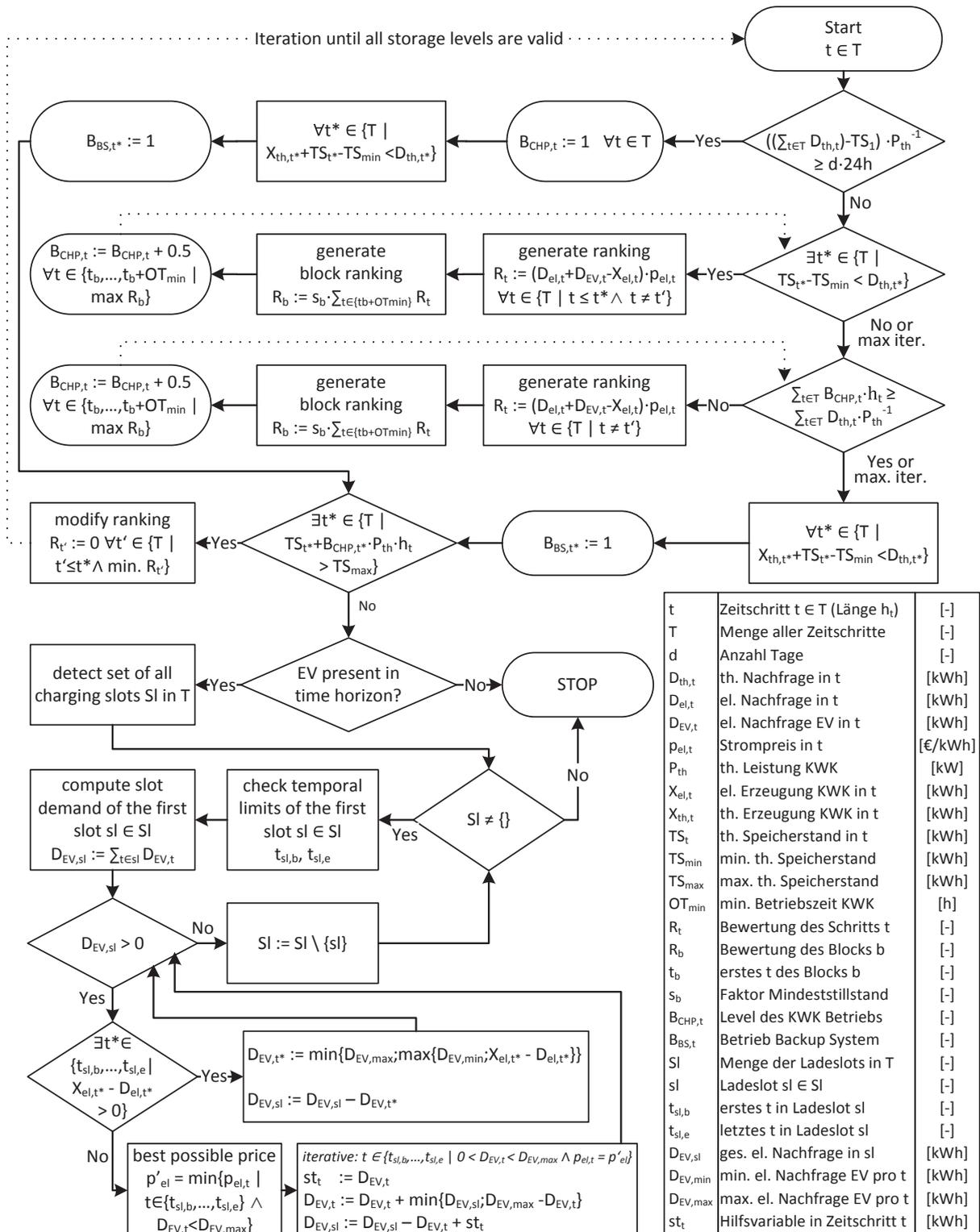
$$\text{sonst } \forall t' \in \{t_{sl,b}, \dots, t_{sl,e} \mid 0 < D_{EV,el,t'} < D_{EV,el,max} \wedge p_{el,t'} = p'_{el}\}$$

$$D'_{EV,el,t'} = D_{EV,el,t'} \quad \wedge \quad D'_{EV,el,sl} = D_{EV,el,sl} \quad (6.64)$$

$$D_{EV,el,sl} = D'_{EV,el,sl} - \min\{D'_{EV,el,sl}; D_{EV,el,max} - D_{EV,el,t'}\} \quad (6.65)$$

$$\text{mit } D_{EV,el,t'} = \min\{D_{EV,el,max}; D'_{EV,el,t'} + \min\{D'_{EV,el,sl}; D'_{EV,el,max} - D_{EV,el,t'}\}\} \quad (6.66)$$

Die Berechnung endet, sobald alle Slotnachfragen gedeckt wurden. Der gesamte Algorithmus ist in Abbildung 6.15 nochmals übersichtlich als Ablaufdiagramm dargestellt. Da die Ergebnisse der Berechnungen stets gültige ganzzahlige Lösungen des zugrunde liegenden Problems sind, können diese auch als Startlösung für das Optimierungsproblem (vgl. Abschnitt 6.3) verwendet werden. In den meisten Fällen zeigt sich, dass dieses Vorgehen die Lösungsgeschwindigkeit der Optimierung verbessert, insbesondere dann, wenn vergleichsweise lange Zeithorizonte je Subproblem verwendet werden.



**Abbildung 6.15:** Algorithmus zur Bestimmung eines verbesserten Betriebs der Mikro-KWK-Anlage sowie eines darauf angepassten Ladeprozesses eines Elektrofahrzeugs. Aus Platzgründen und zur Verbesserung der Lesbarkeit werden einige Bezeichner in dieser Grafik gegenüber den Darstellungen im Text in abgekürzter Form verwendet.

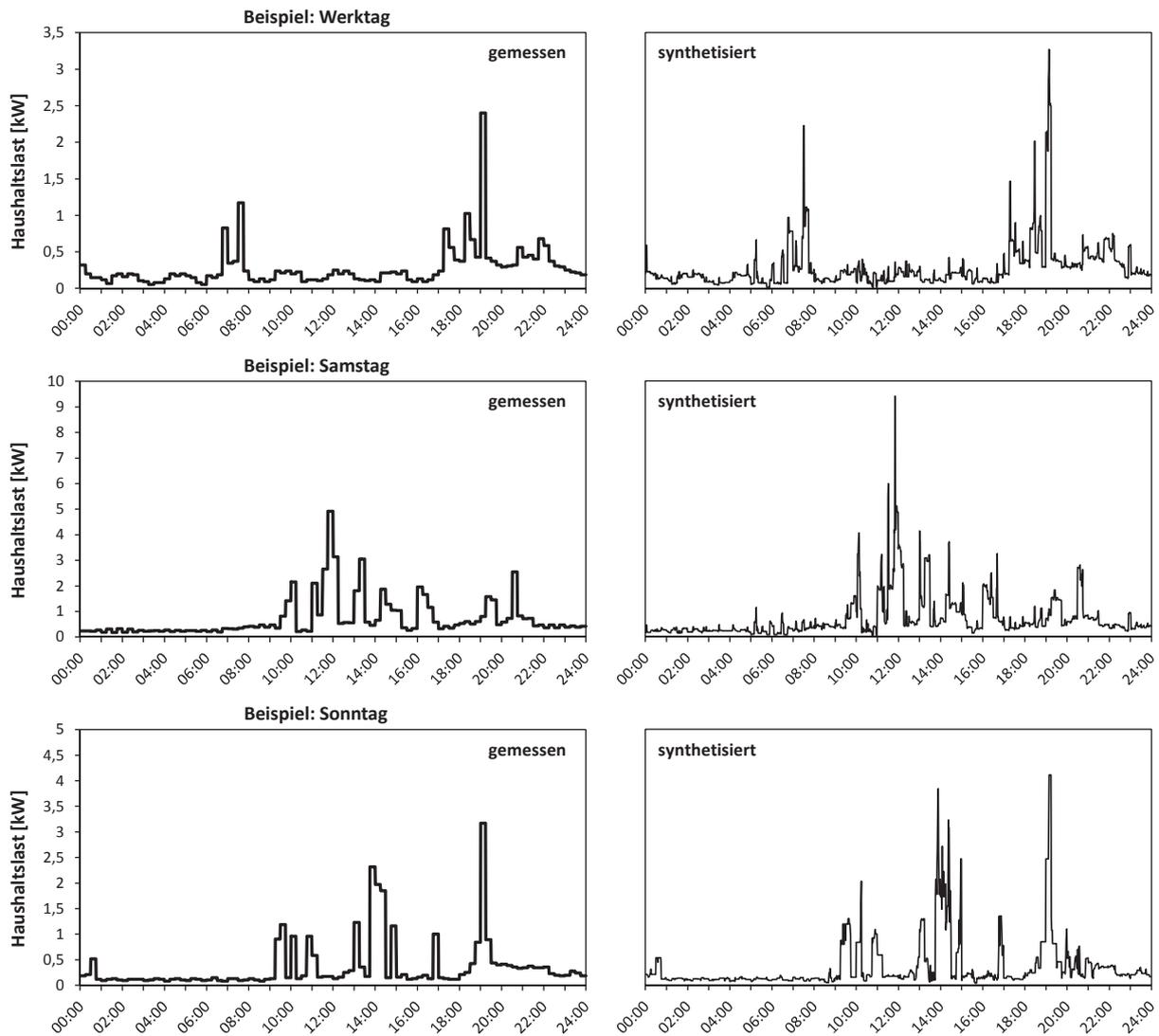
## 6.5 Modul zur Simulation unterschiedlicher Betriebsweisen

Zur umfassenden Analyse der Güte der durch die Optimierungsverfahren erstellten Fahrpläne werden diese im Rahmen einer nachgeschalteten Simulation validiert. Im Gegensatz zur Bestimmung des Fahrplans baut die Simulation ausschließlich auf den realen Lastgängen des Haushalts auf und repräsentiert somit den Betrieb der Mikro-KWK-Anlage, der in der Realität bei Verwendung der optimierten Fahrpläne umgesetzt worden wäre. Übersteigt bspw. der thermische Speicherstand sein Maximum aufgrund des erstellten Fahrplans, wird die Anlage außerplanmäßig abgeschaltet. Im gegenteiligen Fall einer unerwarteten thermischen Unterdeckung springt der Spitzenlastkessel zur Nachfragedeckung ein. Beide Phänomene können durch Abweichungen zwischen prognostiziertem und realem thermischen Lastgang auftreten.

Neben den Fahrplänen aus der Optimierung und der Heuristik wird auch der wärmegeführte Betrieb simuliert. Somit können die Veränderungen durch die angewendeten Methoden quantifiziert werden. Die Simulation gibt ebenfalls für jede Betriebsstrategie Aufschluss über die Ausprägung der Kennzahlen des Mikro-KWK-Betriebs (vgl. Abschnitt 3.4) und ermöglicht insbesondere den ökonomischen Vergleich aller Betriebsstrategien. Die Berechnung der Ausgaben im Falle der getrennten Versorgung kann darüber hinaus als Ausgangspunkt für eine Bewertung der prinzipiellen Wirtschaftlichkeit der Mikro-KWK-Anlage im betrachteten Haushalt verwendet werden. Um mit Hilfe der Simulation belastbare Aussagen ableiten zu können und gleichzeitig der Problematik des Einflusses der zeitlichen Auflösung auf die ausgewiesenen Ergebnisse (vgl. Abschnitt 6.3.5) Rechnung zu tragen, werden die Berechnungen in minütlicher Auflösung durchgeführt. Hierzu muss zunächst der gemessene viertelstündliche elektrische Lastgang in einen synthetischen, minütlich aufgelösten Lastgang überführt werden. Aufgrund der nunmehr ausschließlich simulativen Betrachtung verursacht die höhere zeitliche Auflösung im Gegensatz zur Optimierung kein Rechenzeitproblem mehr.

### 6.5.1 Synthetisierung des elektrischen Lastgangs in minütlicher Auflösung

Den Ausführungen in Abschnitt 4.3.4 entsprechend sowie aufgrund der Tatsache, dass ein elektrisches Speichersystem in der Regel nicht vorgesehen ist, ist die Wahl der zeitlichen Auflösung der zugrunde gelegten elektrischen Lastgangdaten relevant für die korrekte ökonomische Bewertung des Anlagenbetriebs. Da sowohl die elektrische Lastprognose (Stundenwerte) als auch die realen Messdaten (Viertelstundenwerte) in ihrer zeitlichen Auflösung nicht ausreichend sind, um eine gesicherte Bewertung zu ermöglichen, werden sie gemäß dem im Folgenden beschriebenen Vorgehen zu synthetischen Lastgängen in minütlicher Auflösung transformiert. Als Grundlage der Synthese dient VDI (2008) mit der Bereitstellung realitätsnaher elektrischer Lastprofile in minütlicher Auflösung (vgl. Abschnitt 4.3.1). Das Ziel der vorgestellten Methode ist es jedoch, ausdrücklich nicht den in der Realität tatsächlich auftretenden Lastgang zu



**Abbildung 6.16:** Beispielhafte Darstellung synthetisch erzeugter elektrischer Lastgänge in minutlicher zeitlicher Auflösung als Grundlage der Simulation. Typische Charakteristika wie beispielsweise ausgeprägte Lastspitzen und hohe Gradienten sind erkennbar stärker ausgeprägt als bei den viertelstündlich gemittelten Messwerten.

ermitteln. Es soll vielmehr ein synthetischer Lastgang aufgestellt werden, der zum einen die Randbedingungen einhält, welche durch den bekannten Lastgang in viertelstündlicher Auflösung gegeben sind, sowie zum anderen realitätsnahe Charakteristika wie bspw. kurzzeitige Spitzen oder hohe Lastgradienten aufweist.

Die wesentliche Randbedingung der Synthetisierung ist, dass die bekannte und in der Realität erreichte Durchschnittsleistung eines Zeitabschnitts derjenigen des synthetischen Lastgangs entspricht. Um diese Anforderung zu erfüllen, wird gefordert, dass mit dem synthetischen Lastgang die gleiche elektrische Arbeit  $W_{el,synth,t}$  je Viertelstunde nachgefragt wird, wie die elektrische Arbeit  $W_{el,real,t}$  aufgrund der gemessenen Werte  $P_{real,t}$  (vgl. Gleichung 6.67). Zur mathematischen Formulierung dieser Bedingung werden minutliche Zeitschritte  $m$  der Länge

$h_m$  eingeführt. Hierbei bezeichnet  $M_t$  die Menge aller minütlichen Zeitschritte von  $t$ , beginnend mit  $m_{t,b}$  und endend mit  $m_{t,e}$ . Da  $P_{real,m}$ , bedingt durch die viertelstündlich aufgelöste Messung für alle  $m \in M_t$  konstant ist, ergibt sich  $W_{el,real,t}$  durch einfache Multiplikation von  $P_{real,m}$  mit der Länge  $h_t$  des Zeitschritts  $t$ .

$$W_{el,real,t} \stackrel{!}{=} W_{el,synth,t} \quad \forall t \in T \quad (6.67)$$

$$P_{real,t} \cdot h_t = \sum_{m=m_{t,b}}^{m_{t,e}} P_{synth,m} \cdot h_m \quad \forall t \in T \quad (6.68)$$

Zur Bestimmung der gesuchten Werte von  $P_{synth,m}$  wird nun auf Basis von VDI (2008) ein minütlich aufgelöstes Profil der Nachfrage nach elektrischer Arbeit für das betrachtete Jahr aufgestellt. Zur Typtagbestimmung gehen hierzu sowohl kalendarische als auch reale Wetterdaten ein (vgl. Abschnitt 4.3.1). Das erstellte Profil wird anschließend viertelstündlich auf Eins normiert, sodass sich für jede Viertelstunde  $t \in T$  des betrachteten Jahres ein separates minütlich aufgelöstes Nachfrageprofil  $pr_m$  ergibt. Mit Hilfe dieses Profils wird die real nachgefragte elektrische Arbeit  $W_{el,real,t}$  auf die Minuten  $m \in M_t$  jedes Zeitschritts  $t \in T$  verteilt, wodurch sich direkt der synthetische Lastgang sowie die minütlich aufgelöste Nachfrage nach elektrischer Arbeit  $D_{el,m}$  ergibt. Die Vereinigung aller Mengen  $M_t$  wird durch die Menge  $M$  repräsentiert.

$$P_{synth,m} = \frac{pr_m \cdot W_{el,real,t}}{h_m} \quad \forall t \in T, \forall m \in M_t \quad (6.69)$$

$$D_{el,m} = P_{synth,m} \cdot h_m \quad \forall m \in M \quad (6.70)$$

Die Charakteristika des synthetischen Lastgangs gleichen in vielerlei Hinsicht denen realer Lastgänge (vgl. Abbildung 6.16). Den Effekten durch die Mittelwertbildung bei viertelstündlich gemessenen Werten wird somit entgegengewirkt und eine belastbare Simulation des optimierten Betriebs wird möglich. Die Konsistenz gemessener und synthetischer Lastgänge ist durch die Randbedingung der Beibehaltung aller viertelstündlichen Durchschnittswerte gewährleistet.

## 6.5.2 Mathematische Beschreibung der Simulation

Zur mathematischen Beschreibung des Simulationsmoduls werden in Analogie zur Beschreibung des Optimierungsmodells identische Bezeichner verwendet (vgl. Tabelle 6.4). Entsprechend der minütlichen zeitlichen Auflösung entspricht der Index  $t$  für Zeitschritte nunmehr Minuten anstatt Viertelstunden. Neben der Simulation des wärmegeführten Betriebs wird ebenfalls auf die Fahrplansimulation des optimierten Betriebs eingegangen.

### Wärmegeführter Betrieb

Als Referenzfall für den Betrieb der Mikro-KWK-Anlage dient der klassische wärmegeführte Betrieb, bei dem in der Regel keine Unterscheidung mehrerer Betriebspunkte erfolgt und sich der Zeitpunkt der Inbetriebnahme nach dem Speicherstand des thermischen Pufferspeichers richtet (vgl. Abschnitt 3.3). Der Referenzbetrieb wird simuliert, um den Vergleich mit dem Betrieb auf Basis der optimierten Fahrpläne zu ermöglichen. Dabei wird davon ausgegangen, dass der sogenannte wärmegeführte Blockbetrieb zum Einsatz kommt, der entsprechend folgender Prinzipien aufgebaut ist:

- Die Anlage wird in Betrieb genommen, sobald das Level des thermischen Pufferspeichers einen kritischen Wert unterschreitet.
- Anschließend wird die Anlage so lange betrieben, bis der thermische Pufferspeicher einen vorgegebenen Speicherstand wieder erreicht hat.
- Reicht die durch die KWK-Anlage bereitgestellte Wärme nicht aus, um den thermischen Pufferspeicher über dem kritischen Minimum zu halten, wird das Spitzenlastsystem zugeschaltet.

Um unnötige Dopplungen zu vermeiden, beschränkt sich die folgende Beschreibung im Wesentlichen darauf, wie innerhalb der Simulation die Entscheidung für oder gegen den Betrieb der Anlage getroffen wird. Die Vorschriften zur Berechnung der verwendeten Energie- und Stoffflussgrößen können der Beschreibung des Optimierungsproblems in Abschnitt 6.3.1 entnommen werden.

Maßgeblich für die Inbetriebnahme der Mikro-KWK-Anlage ist der Speicherstand des thermischen Pufferspeichers  $S_{TS,th,t}$  im bzw. am Ende des Zeitabschnitts  $t$ . Dieser ergibt sich in der rein energetischen Betrachtung aus der Kombination des Speicherstandes in  $t - 1$ , dem auf die minütliche Auflösung angepassten Speicherwirkungsgrad  $\eta_{TS,st}$ , der durch die Mikro-KWK-Anlage bereitgestellten und eingespeicherten Wärme  $F_{FC,TS,th,t} \cdot \eta_{TS,in}$  sowie der entnommenen Energie zur Bedarfsdeckung  $\frac{F_{TS,D,th,t}}{\eta_{TS,out}}$ .

$$S_{TS,th,t} = \left( \begin{array}{l} S_{TS,th,t-1} \cdot \eta_{TS,st} + F_{FC,TS,th,t} \cdot \eta_{TS,in} \\ + F_{B,TS,th,t} \cdot \eta_{TS,in} - \frac{F_{TS,D,th,t}}{\eta_{TS,out}} \end{array} \right) \quad \forall t \in T \quad (6.71)$$

Die Simulation entscheidet nun in jedem Zeitschritt, ob die Mikro-KWK-Anlage entsprechend der oben definierten Kriterien an- oder abgeschaltet ist. Für diese Entscheidung sind zwei Bedingungen notwendig, welche mathematisch in Gleichung 6.72 definiert sind. Der Indikator für das Betriebslevel  $B_{CHP,t}$  repräsentiert hierbei nur noch die binäre Entscheidung für ( $B_{CHP,t} = 1$ ) oder gegen ( $B_{CHP,t} = 0$ ) den Betrieb.

$$B_{CHP,t} = \begin{cases} 1 & \text{wenn } S_{TS,th,t-1} < S_{TS,th,min} \\ 1 & \text{wenn } B_{CHP,t-1} = 1 \wedge S_{TS,th,t-1} \leq 0,95 \cdot S_{TS,th,max} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad \forall t \in T \quad (6.72)$$

Der Betrieb des thermischen Spitzenlastsystems (BS) zur Deckung thermischer Lastspitzen wird ebenfalls über eine einfache Regel ausgelöst (vgl. Gleichung 6.73). Wiederum wird die Entscheidung für oder gegen den Betrieb über eine Binärvariable  $B_{BS,t}$  gesteuert. Der Betrag der vom Spitzenlastkessel bereitzustellenden Energie wird basierend auf  $B_{BS,t}$  und Gleichung 6.74 bestimmt.

$$B_{BS,t} = \begin{cases} 1 & \text{wenn } \left( \begin{array}{l} S_{TS,th,t-1} \cdot \eta_{TS,st} \\ - \frac{F_{TS,D,th,t}}{\eta_{TS,out}} \\ + F_{FC,TS,th,t} \cdot \eta_{TS,in} \end{array} \right) < S_{TS,th,min} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad \forall t \in T \quad (6.73)$$

$$F_{B,TS,th,t} = \frac{B_{BS,t}}{\eta_{TS,in}} \left( \begin{array}{l} S_{TS,th,t-1} \cdot \eta_{TS,st} - S_{TS,th,min} \\ - \frac{F_{TS,D,th,t}}{\eta_{TS,out}} + F_{FC,TS,th,t} \cdot \eta_{TS,in} \end{array} \right) \quad \forall t \in T \quad (6.74)$$

### Fahrplansimulation

Die Simulation der durch die Optimierungsmethoden erstellten Fahrpläne dient ebenfalls der Berechnung aller betrieblichen und ökonomischen Kennzahlen. Durch die Verwendung der realen Lastgangdaten, welche entsprechend Abschnitt 6.5.1 in eine minütliche Auflösung überführt werden, ergibt sich der Betrieb, der sich bei Verwendung der unter Unsicherheit optimierten Fahrpläne bei realen Lastgängen einstellt. Die parallele Simulation der beiden Strategien *wärmegeführt* und *optimiert* gibt darüber hinaus Aufschluss über die realisierbaren Vorteile aufgrund des optimierten Anlagenfahrplans. Abschließend kann die Betrachtung auf mehrere Jahre projiziert werden, um so, bspw. mittels der Kapitalwertmethode, weitreichende Einflüsse wie den Wegfall des KWK-Bonus nach 10 Jahren (BRD, 2012b) zu untersuchen sowie den insgesamt erzielten ökonomischen Effekt der Optimierungsmaßnahmen zu bewerten.

Eine weitere Funktion der Fahrplansimulation ist die Ableitung der im realen Einsatz notwendigen kurzfristigen Kompensationshandlungen. Da die Optimierung des Mikro-KWK-Fahrplans unter unsicheren Rahmenbedingungen hinsichtlich der zeitlichen Nachfragerstruktur des untersuchten Haushalts durchgeführt wird, ergibt sich ggf. die Notwendigkeit von Anpassungen. Diese sind im Einzelnen der zusätzliche Netzbezug elektrischer Energie, die ungeplante Netzeinspeisung lokal erzeugter elektrischer Energie, das Abschalten der Anlage im Fall eines unerwartet vollen thermischen Pufferspeichers sowie der nicht antizipierte Einsatz des thermischen Spitzenlastsystems. Alle Maßnahmen können auch in der jeweils umgekehrten Wirkungsrichtung auftreten. Die Simulation umfasst somit alle Eingriffe, die ein online-

Steuerungssystem in der Realität umsetzen würde oder die sich unmittelbar aufgrund der realen zeitlichen Struktur der Haushaltsnachfrage ergeben.

In der Fahrplansimulation wird entsprechend obiger Beschreibung der Betriebszeitpunkt exogen vorgegeben und nicht auf Basis der oben definierten Betriebstrigger bestimmt. Der Betrieb des Spitzenlastsystems wird hingegen ausschließlich simulationsendogen bestimmt. In der Regel stimmt der Einsatz in der Simulation weitgehend mit dem der Optimierung überein. Dies entspricht der realen Anwendung, da bedingt durch die schnelle Reaktionszeit und der reinen Backupfunktion des Spitzenlastsystems für dieses keine optimierende Einsatzplanung notwendig ist. Sein Einsatz wird in der Realität durch eine Echtzeitregelung gesteuert. Aus Konsistenzgründen berücksichtigt die Optimierung das Spitzenlastsystem dennoch.

### 6.5.3 Ergebnisse der Simulation

Erst in der auf den realen Lastgängen basierenden Fahrplansimulation lassen sich alle relevanten Ergebnisse und Kennzahlen ableiten, die den Betrieb der Mikro-KWK-Anlage charakterisieren. Neben der Berücksichtigung einer höheren zeitlichen Auflösung dient die Fahrplansimulation dazu, technisch ungünstige Fahrplanvorgaben zu erkennen und zu beheben. Diese können, wie oben beschrieben, temporär durch Prognosefehler auftreten, da der Anlagenbetrieb auf der thermischen Seite durch den maximalen Füllstand des Pufferspeichers beschränkt ist. Tritt eine Situation auf, in welcher der Betrieb der Anlage geplant ist, dies jedoch aufgrund eines vollen Pufferspeichers nicht umsetzbar ist, wird die Anlage in der Simulation gedrosselt oder ganz abgeschaltet. Sollten häufige Verletzungen der Speicherrestriktion auftreten, bspw. aufgrund einer systematisch fehlerhaften thermischen Lastprognose, kann diesen unter Inkaufnahme tendenziell sinkender ökonomischer Vorteile durch zusätzliche Sicherheitspuffer im Rahmen der Optimierung vorgebeugt werden.

Im Fokus der Fahrplansimulation steht neben der technischen Validierung des optimierten Fahrplans insbesondere die Bewertung des ökonomischen Vorteils durch die angewendeten Methoden. Eine maßgebliche Kennzahl zur Bewertung ist die Änderung des Net Present Value ( $\Delta NPV$ ) gegenüber dem Referenzfall des wärmegeführten Betriebs. Der  $\Delta NPV$  drückt den über die gesamte Laufzeit  $Y$  erwirtschafteten ökonomischen Vorteil aufgrund des optimierten Betriebs aus. Da zielgemäß für die Umsetzung der entwickelten Methoden keine signifikanten Zusatzinvestitionen notwendig sind, gehen in die Berechnung lediglich die mit dem Zinssatz  $i$  auf das Basisjahr diskontierten zukünftigen Einzahlungs- und Auszahlungsänderungen ( $\Delta E_y$ ,  $\Delta A_y$ ) aufgrund des optimierten Betriebs ein (vgl. Gleichung 6.75). Es gelten hierbei die üblichen vereinfachenden Annahmen der NPV-Berechnung wie bspw. die eines vollkommenen Kapitalmarkts und die Wiederanlageprämisse (vgl. z. B. Blohm et al., 2006; Altrogge, 1996). Der Wert des  $\Delta NPV$  ist interpretierbar als Äquivalent zu einem direkten Investitionszuschuss aufgrund der Änderung der Betriebsstrategie.

$$\Delta\text{NPV} = \sum_{y=1}^Y (\Delta E_y - \Delta A_y) \cdot \frac{1}{(1+i)^y} \quad (6.75)$$

Weitere Ergebnisse der Simulation sind die Kennzahlen des Mikro-KWK-Betriebs aller simulierten Strategien (vgl. Abschnitt 3.4). Wichtigste Beispiele sind die in der Literatur häufig erwähnte Eigenverbrauchsrate (Produktionsdeckungsgrad  $\varphi_{el,prod}$ ), der elektrische Bedarfsdeckungsgrad  $\varphi_{el,tot}$  sowie der thermische Bedarfsdeckungsgrad  $\varphi_{th}$  der Mikro-KWK-Anlage.

## 6.6 Zwischenfazit zur gewählten Methodik

Die vorgestellte Methodik, bestehend aus day-ahead Lastprognose, Optimierung mit MIP oder Heuristik und Simulation, ermöglicht die umfassende Betrachtung der prädiktiven Einsatzplanung einer Mikro-KWK-Anlage unter Berücksichtigung der temporär flexiblen Nachfrage eines Elektrofahrzeugs. Die haushaltsindividuelle Lastprognose erweist sich hierbei gegenüber der heute üblichen Anwendungen auf aggregierter Ebene als komplex. Hohe Prognosegüten, wie sie bspw. für die kurzfristige elektrische Lastprognose für ganze Siedlungen oder Netzabschnitte erzielt werden, können auf der Ebene eines Einzelhaushalts nicht erreicht werden. Der stark fluktuierende Charakter insbesondere elektrischer Haushaltslastgänge erschwert die Prognose deutlich. Des Weiteren verlieren allgemeine Einflussfaktoren, wie bspw. das Wetter, auf den elektrischen Lastgang von Einzelhaushalten zunehmend an Einfluss. Es dominieren vielmehr individuelle und nur schwer allgemein zu erfassende Einflüsse wie die Arbeitszeiten, Schlaf- und Essgewohnheiten sowie das Nutzungsverhalten von elektrischen Geräten im Haushalt. Dennoch zeigen sich haushaltsspezifische Regelmäßigkeiten, die von den beschriebenen Methoden erfasst und fortgeschrieben werden können, sodass sich gegenüber der Verwendung von Standardlastprofilen oder einer naiven Prognose Vorteile ergeben. Letztere werden im Rahmen der folgenden Fallstudie quantifiziert.

Hinsichtlich der thermischen Lastprognose relativieren sich die genannten Schwierigkeiten, da hier der Einfluss der Umgebungsbedingungen auch auf der Ebene des Einzelhaushalts erhalten bleiben. Bei Kenntnis der Gebäudeeigenschaften bzw. nach deren Erlernung kann der dominierende Faktor des Heizenergiebedarfs gut vorhergesagt werden. Allerdings muss hierbei aufgrund der Datenlage auf Referenzlastgänge aus VDI (2008) zurückgegriffen werden, welche im Vergleich zu realen thermischen Lastgängen eine geringere Variabilität aufweisen. Dies gilt auch nach dem Vornehmen von Anpassungen in Abhängigkeit realer Wetterdaten und temperaturabhängiger Anpassungsfunktionen. Um diesem Umstand zu begegnen, kann die thermische Prognose bspw. mit Hilfe eines stochastischen Prozesses verfälscht werden, sodass in der Realität auftretende zufällige Einflüsse besser abgebildet werden. Dieses Vorgehen reicht für die vorliegende Problemstellung aus, auch da der anlagenseitig berücksichtigte thermische

Pufferspeicher Nachfrage und Angebot zeitlich entkoppelt. Gleichzeitig erweist sich das Vorgehen aufgrund der einfachen Skalierbarkeit der thermischen Lastgänge aus VDI (2008) auf unterschiedliche Haushaltsgrößen als vorteilhaft. Erst dadurch wird die Analyse heterogener Haushalte ohne die sonst notwendige umfangreiche Messdatenbasis möglich.

Die zeitliche Auflösung der Lastprognose musste auf eine Stunde beschränkt werden, da sich eine höhere zeitliche Auflösung negativ auf die erzielbare Prognosegüte auswirkt. Eine höhere zeitliche Auflösung wäre prinzipiell wünschenswert, insbesondere weil die Anlageneinsatzplanung in viertelstündlicher Auflösung ausgeführt wird, um die Freiheitsgrade im Anlageneinsatz nicht zu stark zu beschränken. Für die vorliegende Problemstellung hat sich die Prognose in stündlicher Auflösung jedoch auch deshalb als ausreichend erwiesen, weil zur Optimierung des Anlagenfahrplans vor allem die grobe Kenntnis von Zeiten hohen elektrischen Bedarfs relevant sind. Diese werden auch in der verwendeten Konfiguration erfasst und gehen viertelstündlich aufgelöst in die Planung ein. Da die viertelstündliche Auflösung des realen Lastgangs jedoch zu einer signifikanten Durchschnittsbildung auf Seiten der elektrischen Last führt, wird die zeitliche Auflösung in der nachgeschalteten Simulation auf eine Minute erhöht. Die verwendeten synthetischen Lastgänge, welche die Randbedingungen der gemessenen Daten einhalten, bilden auftretende Lastspitzen und -gradienten besser ab und ermöglichen insgesamt eine realistische Berechnung der erzielbaren technischen und ökonomischen Kennzahlen sowie die Ableitung aller in der Realität notwendigen kurzfristigen Kompensationshandlungen.

Eventuell könnten die Ergebnisse der entwickelten Methoden durch einen stärker iterierenden Ansatz weiter verbessert werden. Statt Lastprognose und Optimierung jeweils day-ahead durchzuführen, könnten beide bspw. auch stündlich durchgeführt werden. Der Grundstein hierfür ist durch die entwickelte Greedy-Heuristik gelegt, da diese eine performante Neuberechnung des Fahrplans auf Basis aktualisierter Daten ermöglicht. Die Lastprognose könnte in einem entsprechenden Ansatz dahingehend weiterentwickelt werden, dass sehr kurzfristige Einflüsse besser berücksichtigt werden. Neben dem Einsatz von Mustererkennungsverfahren zur Lastfortschreibung könnte bspw. auch mit Hilfe zusätzlicher Messtechnik die Prognosegüte verbessert werden, indem interdependente Gerätenutzungen (z. B. Nutzung der Waschmaschine und anschließende Trocknernutzung) oder die Anwesenheit der Bewohner in hoher zeitlicher Auflösung in die Prognose mit einbezogen werden. Es ist jedoch zu überprüfen, inwieweit die hierfür notwendigen Zusatzinvestitionen für die Messtechnik und aufgrund des erhöhten Rechenbedarfs durch weitere ökonomische Verbesserungen gerechtfertigt sind. Der entwickelte day-ahead Ansatz zeichnet sich dadurch aus, dass er einfach umsetzbar ist und keine weiteren Investitionen benötigt. Er bildet insofern den logischen ersten Schritt für ein umfassendes Konzept zur lokalen prädiktiven Einsatzplanung von Mikro-KWK-Anlagen, die aufgrund ihrer technischen Eigenschaften keinen Lastfolgebetrieb in Echtzeit ermöglichen.

# Kapitel 7

## Modellgestützte Analysen im Rahmen einer Fallstudie

Im Rahmen der folgenden Fallstudie werden vier Beispielhaushalte unterschiedlicher Größenklassen untersucht. Nachdem in Abschnitt 7.1 allgemeine Rahmenbedingungen definiert wurden, umfasst die Szenariodefinition in Abschnitt 7.2 die Charakterisierung der konkreten, in der Fallstudie betrachteten Beispielhaushalte sowie zweier unterschiedlicher Tarifstrukturen für den Netzbezug elektrischer Energie. Neben dem Referenzfall eines konstanten Tarifs wird ein zeitvariabler Stromtarif sowie eine einfache Methode für dessen Herleitung dargestellt. Als zweiter Schritt der Analyse erfolgt die Ableitung von Richtlinien zur Anlagenauslegung für fünf unterschiedliche Wärmebedarfsklassen (vgl. Abschnitt 7.3). Abschnitt 7.4 widmet sich anschließend der Darstellung und Interpretation der erzielten Ergebnisse. Besonderes Augenmerk liegt dabei auf den Ergebnissen der Lastprognose, dem Vergleich des wärmegeführten und optimierten Betriebs sowie auf den unterschiedlichen Ergebnissen in Abhängigkeit der Informationsqualität (perfekte Kenntnis versus Prognose zukünftiger Haushaltsnachfrage). Den Abschluss der Fallstudie bilden Abschnitt 7.4.6 mit einem Ausblick zu den Auswirkungen eines stationären elektrischen Speichersystems in Verbindung mit der Mikro-KWK-Anlage sowie Abschnitt 7.4.7 mit einer Sensitivitätsanalyse, welche die Abhängigkeit der erzielten Ergebnisse von ausgewählten unsicheren Eingangsparametern bewertet.

### 7.1 Allgemeine Rahmenbedingungen

Für alle Berechnungen und Analysen werden, soweit nicht anders angegeben, die in Tabelle 7.1 definierten Rahmendaten verwendet. Neben technischen Parametern sind auch ökonomische Rahmenparameter aufgeführt, welche bei der Sensitivitätsanalyse (vgl. Abschnitt 7.4.7) wieder aufgegriffen werden. Die gewählten Ausprägungen orientieren sich an gesetzlichen Vorgaben, aktuellen Marktwerten, technischen Angaben der Industrie zum untersuchten PEMFC-Mikro-KWK-Referenzsystem sowie eigenen Annahmen.

**Tabelle 7.1:** Rahmenparameter für die Fallstudie. Die gewählten Ausprägungen basieren auf den Quellen WSR (2012); BRD (2012b); Gerpott u. Paukert (2013) sowie eigenen Annahmen.

Parameter	Beschreibung	Ausprägung	Einheit
$p_{el}$	Bezugspreis Strom (wenn konstant)	0,25	€/kWh
$p_{el,T1}$	Bezugspreis Strom (Tarifstufe 1)	0,18	€/kWh
$p_{el,T2}$	Bezugspreis Strom (Tarifstufe 2)	0,25	€/kWh
$p_{el,T3}$	Bezugspreis Strom (Tarifstufe 3)	0,32	€/kWh
$p_{ng}$	Bezugspreis Erdgas	0,0643	€/kWh
$b_{el,fi}$	Einspeisevergütung Strom (Summe)	0,116	€/kWh
$b_{el,oc}$	KWK-Bonus bei Eigenverbrauch	0,0541	€/kWh
$b_{ng,tax}$	Erstattung Energiesteuer	0,0055	€/kWh
$i$	kalkulatorischer Zinssatz	0,03	-
$y^*$	KWK-Förderdauer	10	Jahre
$Y$	KWK-Nutzungsdauer	20	Jahre
$OT_{min}$	Mindesbetriebsdauer	2	Stunden
$SO_{min}$	Mindeststillstandszeit	0,5	Stunden
$B_{CHP,0}$	Betriebspunkt 0	0	%
$B_{CHP,1}$	Betriebspunkt 1	50	%
$B_{CHP,2}$	Betriebspunkt 2	100	%
$\eta_{el}$	elektrischer Wirkungsgrad KWK	0,34	-
$\eta_{th}$	thermischer Wirkungsgrad KWK	0,57	-
$\eta_{ges}$	Gesamtwirkungsgrad KWK	0,91	-
$\eta_{th,BS}$	thermischer Wirkungsgrad BS (bezogen auf den Heizwert)	0,95	-
$PHR$	Stromkennzahl	0,6	-
$P_{EV,el,max}$	maximale Ladeleistung des Elektrofahrzeugs	3,68	kW
$\eta_{TS,st}$	Wirkungsgrad thermischer Speicher (entspricht ca. 10 % Speicherverlusten pro Tag)	0,999	1/Tick

## 7.2 Szenariodefinition

Für die Durchführung der Fallstudie werden im folgenden Abschnitt zunächst die betrachteten Beispielhaushalte hinsichtlich ihrer Bedarfsstruktur definiert. Daran anschließend widmet sich Abschnitt 7.2.2 der Ableitung einer zeitvariablen Tarifstruktur, die in der späteren szenariobasierten Analyse Anwendung findet.

### 7.2.1 Beispielhaushalte

Die Fallstudie baut auf vier Beispielhaushalten auf, die entsprechend Tabelle 7.2 definiert sind. Um die Bandbreite des Anwendungsgebiets der Referenzanlage abzudecken, werden Haushalte verschiedener Größen analysiert. Die maßgeblichen Parameter sind neben der Bewohneranzahl die bewohnte Fläche des Gebäudes sowie der jährliche Strombedarf. Letzterer ergibt sich aus den Lastgangdaten, welche passend zu den sonstigen Haushaltscharakteristika aus den verfügbaren gemessenen jährlichen Lastgängen gewählt werden (LSEW, 2012). Die Aus-

wahl orientiert sich soweit möglich an groben Durchschnittswerten des elektrischen Bedarfs der jeweiligen Haushaltsklasse in Deutschland (BDEW, 2010; Pielke, 2010). Hinsichtlich des thermischen Lastgangs werden je Haushalt zwei verschiedene Heizwärmebedarfsklassen H1 und H2 mit einem spezifischem Heizwärmebedarf von 75 bzw. 150 kWh/m<sup>2</sup>a betrachtet. Diese Werte können laut aktuellem Heizspiegel (COG u. DMB, 2012) Haushalten mit mittlerem und erhöhtem Bedarf in der betrachteten Größenklasse zugeordnet werden. Niedrigere spezifische Wärmebedarfe werden nicht analysiert, da die dann resultierende Volllaststundenzahl (außer in sehr großen Haushalten) den Einsatz einer Mikro-KWK-Anlage in der Regel nicht mehr rechtfertigen würde (Vetter, 2005). Insgesamt deckt die Analyse eine große Bandbreite ab, da sich in Bedarfsklasse H1 mit einem kleinen Haushalt ein niedriger jährlicher Bedarf ergibt und mit dem sehr großen Haushalt HH4 in der Konfiguration HH4-H2 auch ein sehr hoher jährlicher Wärmebedarf Gegenstand der Betrachtung ist. Die notwendige Energie zur Warmwasserbereitung ergibt sich jeweils aus der Bewohneranzahl und dem in VDI (2008) ermittelten jährlichen Bedarf von 500 kWh pro Person in Einfamilienhäusern.

Basierend auf der Definition der Beispielhaushalte (vgl. Tabelle 7.2) ergeben sich insgesamt je betrachtetem Haushalt zwei unterschiedliche Wärmebedarfsklassen ( $W$ ), an denen sich die Auslegung der Anlagenleistung gemäß Abschnitt 7.3.2 orientiert (vgl. grau markierte Spalte in Tabelle 7.4). Die Haushaltsbedarfe bewegen sich überwiegend um die Klassenmitte der zugeordneten Wärmebedarfsklassen, weshalb die später ermittelte Auslegung als robust für die betrachteten Haushalte bezeichnet werden kann. Um darüber hinaus für jede Variante die zeitlichen Freiheitsgrade für den Anlagenbetrieb direkt einordnen zu können, wird als Maß für diese Freiheitsgrade eine Kennzahl  $f = \frac{\sum_{t \in T} D_{th,t}}{365 \cdot P_{th,CHP}}$  eingeführt. Sie quantifiziert in Abhängigkeit der jeweils gültigen thermischen Anlagenleistung  $P_{th,CHP}$  die über das gesamte Jahr gemittelte, täglich notwendige Betriebszeit und ist somit ein inverses Maß für die durchschnittlichen zeitlichen Betriebsfreiheitsgrade. Je größer der Wert von  $f$  ist, desto wahrscheinlicher ist es, dass die Anlage auch in Zeiten niedrigeren Heizwärmebedarfs durchgehend betrieben werden muss und gegenüber der wärmegeführten Betriebsweise keine Vorteile durch die zeitliche Verlagerung des Betriebs erzielbar sind. Hohe Werte lassen darüber hinaus einen vermehrten Einsatz des Spitzenlastbrenners in den Wintermonaten vermuten, da  $f$  durch die Abhängigkeit von der Anlagenauslegung gleichzeitig eine grobe Abschätzung der erzielbaren thermischen Deckungsgrade durch die Mikro-KWK-Anlage erlaubt. Wenn beispielsweise  $f > 24$  gilt, kann auch ohne Berücksichtigung der zeitlichen Bedarfsstruktur direkt gefolgert werden, dass die Mikro-KWK-Anlage nicht in der Lage ist, den gesamten Wärmebedarf zu decken.

## 7.2.2 Haushaltsstrompreise

In der Fallstudie werden szenariobasiert zwei unterschiedliche Tarifstrukturen betrachtet. Neben dem heute üblichen konstanten Stromtarif für Haushaltskunden kommen auch zeitvariable Tarifstrukturen zum Einsatz. Aufgrund des fortschreitenden strukturellen Wandels des deut-

**Tabelle 7.2:** Definition der in der Fallstudie betrachteten Beispielhaushalte. Die konservativ angenommenen Daten zur Anzahl der Bewohner und zur Wohnfläche wurden mit Hilfe von Destatis (2008) plausibilisiert. Der jährliche Strombedarf resultiert aus den entsprechend der Haushaltsgröße ausgewählten Lastgängen (LSEW, 2012; BDEW, 2010; Pielke, 2010). Für den jährlichen Wärmebedarf werden zwei Heizwärmebedarfsklassen (H1 und H2) in Verbindung mit realen DWD-Wetterdaten der TRY-Zone 4 (DWD, 2012) sowie ein jährlicher Bedarf zur Warmwasserbereitung von 500 kWh pro Bewohner angenommen (VDI, 2008). Die Kennzahl  $f$  ist ein inverses Maß der zeitlichen Betriebsfreiheitsgrade in Abhängigkeit von der Anlagenauslegung (vgl. Abschnitt 7.3.2).

Klasse	Bez.	Bew.	Fläche m <sup>2</sup>	Strombedarf kWh/a	Wärmebedarf	
					kWh/a (H1)	kWh/a (H2)
klein	HH1	2	80	2.845	7.265 (W1,f=12)	13.538 (W2,f=19)
mittel	HH2	3	120	4.385	10.891 (W2,f=15)	20.300 (W3,f=20)
groß	HH3	4	160	5.412	14.514 (W2,f=20)	27.059 (W4,f=20)
sehr groß	HH4	5	200	7.081	18.132 (W3,f=19)	33.814 (W5,f=20)

schen Energiesystems sowie der darauf ausgerichteten Entwicklung politischer und rechtlicher Rahmenbedingungen wird deren weitere Verbreitung zunehmend wahrscheinlich (vgl. z. B. Gerpott u. Paukert (2013) und Kapitel 2).

### Konstante Strompreise

Die meisten Haushaltskunden bezahlen heute konstante Strompreise, bei denen Zeitpunkt und Leistung des Strombezugs keine Auswirkung auf den zu entrichtenden Arbeitspreis haben. Zwar werden vermehrt auch zeitvariable Tarife angeboten, jedoch folgen diese in der Regel einem starren Plan und weisen nur kleine Unterschiede zwischen den Tarifstufen auf. Die heute gängigste Ausnahme von dieser Regel sind sogenannte Nachtspeicher- oder Wärmepumpentarife, die aufgrund ihrer Sonderrolle und dem darin enthaltenen Widerspruch zu Mikro-KWK-Anlagen nicht in die Betrachtung einfließen.

Die Analysen für den Fall konstanter Strompreise werden basierend auf einem konservativ angenommenen Arbeitspreis  $p_{el} = 0,25 \text{ €/kWh}$  durchgeführt. Dieser liegt leicht unter dem Durchschnittspreis des Jahres 2012, womit eine Überbewertung positiver Effekte ausgeschlossen werden soll. Unter Berücksichtigung aktuell zu beobachtender Entwicklungen des Strompreises für Haushaltskunden, der eine klar steigende Tendenz aufweist, ist davon auszugehen, dass die in der Folge ausgewiesenen Ergebnisse zukünftig noch höhere absolute Werte aufweisen werden (vgl. Abschnitt 7.4.7).

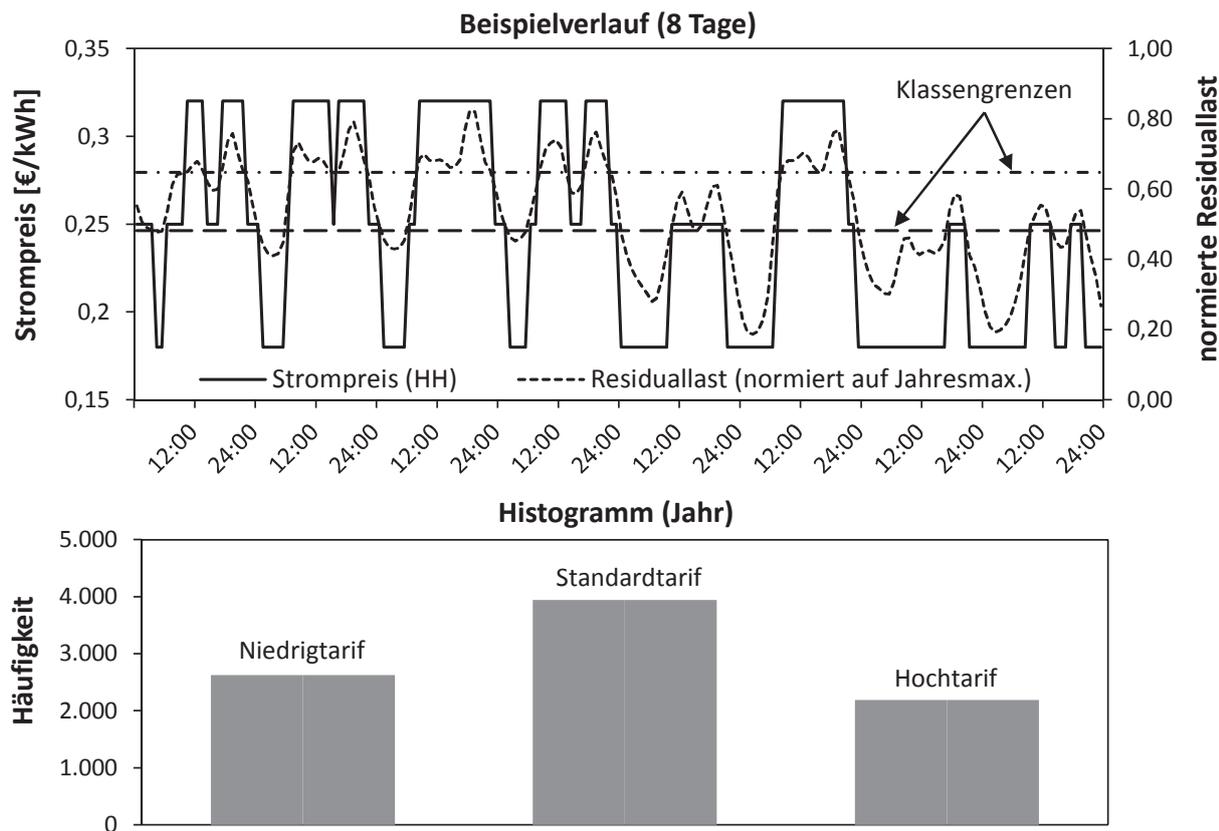
### Zeitvariable Strompreise

Das Festlegen der Struktur zeitvariabler Strompreise für Endkunden obliegt dem Energieversorger und spiegelt insofern dessen Zielsetzungen wider. Im Allgemeinen werden zeitvariable Tarifstrukturen insbesondere im Zusammenhang mit Demand Side Management (DSM) Maßnahmen diskutiert (vgl. z. B. Hirsch et al., 2010), welche bspw. das Ziel einer Verbesserung der

Integration erneuerbarer Energien verfolgen. Dieser Ansatz setzt das Vorhandensein einer gewissen Preiselastizität der Stromnachfrage im Haushaltsbereich voraus. Dass diese prinzipiell vorhanden ist, zeigen Arbeiten wie Hillemacher et al. (2013) und die Ergebnisse großangelegter Feldversuche, die bspw. in Hackbarth et al. (2008) zusammengefasst sind. Im Fokus des Interesses dieser Arbeit stehen lokale DSM-Potenziale durch die Steuerung des Ladevorgangs eines Elektrofahrzeugs in Wechselwirkung mit der Optimierung des Mikro-KWK-Betriebs. Weitere lastbeeinflussende Steuerungsmaßnahmen, bspw. für Haushaltsgeräte, sind hingegen nicht Teil der Betrachtung.

Zur Bestimmung einer exemplarischen stündlich aufgelösten Tarifstruktur, die den Haushalten annahmegemäß mindestens einen Tag im Voraus bekannt ist, wird eine einfache Methode basierend auf der *residualen Netzlast* angewendet. Die residuale Netzlast spiegelt wider, welche Last durch konventionelle Kraftwerke gedeckt werden muss, und ist somit bei Kenntnis der Merit-Order ein direktes Maß für den erzielbaren Strompreis. Die residuale Last wird hierfür vereinfacht bestimmt aus der mittels eines konstanten Leistungsbandes korrigierten vertikalen Netzlast (von Roon et al., 2008) abzüglich der nicht disponiblen Erzeugung aus erneuerbaren Energien. Die vertikale Netzlast ist definiert als die Summe aller Übergaben aus dem Höchstspannungsnetz in die direkt angeschlossenen untergelagerten Netzebenen. Sie stellt somit, aufsummiert über alle vier Übertragungsnetzbetreiber, einen groben Lastgang aller Verbraucher in Deutschland dar. Die verzerrende Einwirkung von Kraftwerkseinspeisungen und direkte Entnahmen im Verteilungsnetz (von Roon et al., 2008) wird durch die Addition eines konstanten Leistungsbandes näherungsweise korrigiert. Datengrundlage für die Ermittlung bilden viertelstündliche Messwerte der vier Übertragungsnetzbetreiber aus den Jahren 2011 und 2012 sowie entsprechende Daten zur Einspeisung aus volatilen erneuerbaren Energien, welche ebenfalls von den Übertragungsnetzbetreibern veröffentlicht werden.

Auf Basis der normierten residualen Netzlast eines Jahres wird bestimmt, zu welchem Zeitpunkt welche Tarifstufe gilt. Als Randbedingung gilt die Annahme, dass der Durchschnittspreis eines Jahres dem konstanten Tarif von  $p_{el} = 0,25 \text{ €/kWh}$  entsprechen muss und der Standardtarif in maximal 50 % aller Stunden gelten darf. So ergibt sich die Preiszeitreihe eines Jahres, wobei die Preise jeder Tarifstufe variabel festgelegt werden können. Die Klassengrenzen für die residuale Last zur Bestimmung der Tarifstufe werden hierfür entsprechend der genannten Randbedingung bestimmt. Für die drei im Rahmen der Fallstudie angenommenen Tarifstufen  $p_{el,T1} = 0,18 \text{ €/kWh}$ ,  $p_{el,T2} = 0,25 \text{ €/kWh}$  und  $p_{el,T3} = 0,32 \text{ €/kWh}$  ergeben sich die in Abbildung 7.1 dargestellten Klassengrenzen und Häufigkeitsverteilung bezogen auf die Preiszeitreihe eines Jahres. Die gewählte Preisspreizung orientiert sich an eigenen Erwartungen und liegt leicht oberhalb des in der empirischen Studie Gerpott u. Paukert (2013) ausgewiesenen durchschnittlichen Betrags von Tarifsprüngen in Höhe von knapp 5 ct/kWh. Aufgrund der gewählten Tarifstruktur ergibt sich, dass aus Sicht eines Anlagenbetreibers der Eigenverbrauch lokal erzeugten Stroms bei aktueller Gesetzeslage weiterhin zu jedem Zeitpunkt ökonomisch



**Abbildung 7.1:** Beispielhafte Darstellung zeitvariabler Stromtarife in Abhängigkeit von der residualen Netzlast. Das Histogramm zeigt die Häufigkeit des Auftretens der verschiedenen Stufen im zugrundeliegenden Beispieljahr.

sinnvoll ist. Dies entspricht auch der Logik aus Sicht eines Energieversorgers, der in Zeiten eines niedrigen Strompreises (und somit niedriger Residuallast) kein Interesse an zusätzlicher Einspeisung durch steuerbare dezentrale Erzeuger hat.

Zeitvariable Tarife werden in den weiteren Analysen alternativ zu den heute üblichen konstanten Tarifen verwendet. In Szenarios mit Elektrofahrzeugen ist insbesondere das optimierte Laden stark abhängig vom Strompreis, da gegenüber dem Standardszenario des ungesteuerten gleichverteilten oder sofortigen Ladens ökonomische Vorteile generiert werden können. Gleichzeitig besteht auch eine Wechselwirkung der Anlageneinsatzplanung mit dem zeitvariablen Tarif, da der Mikro-KWK-Betrieb aufgrund von Preisschwankungen bspw. in die Zeiten hoher lokaler Nachfrage verschoben wird, während das Elektrofahrzeug mit niedriger Leistung bei günstigem Tarif geladen wird. Dieser Zusammenhang ergibt sich in schwächerer Ausprägung ggf. auch ohne steuerbare Nachfrage durch ein Elektrofahrzeug. Für alle durchgeführten Berechnungen gilt des Weiteren auch im Falle einer zeitvariablen Tarifstruktur die Annahme, dass sich die Haushaltsstromnachfrage unelastisch gegenüber Preisschwankungen verhält. Zum einen stehen über das Lademanagement hinausgehende laststeuernde Maßnahmen nicht im Fokus der Analyse und zum anderen ist damit zu rechnen, dass Lastverschiebemaßnahmen für

einzelne Haushaltsgeräte aus Akzeptanzgründen langfristig vor allem in stark automatisierten Umgebungen möglich sind, was wiederum zu hohen Zusatzinvestitionen führen würde (Paetz et al., 2012). Des Weiteren ist das energetische Verschiebe- bzw. Flexibilitätpotenzial beim gesteuerten Laden von Elektrofahrzeugen um ein vielfaches höher als es bei Haushaltsgeräten der Fall ist (Jochem et al., 2012).

## 7.3 Auslegung der PEMFC-Mikro-KWK-Referenzanlage

### 7.3.1 Basiskonfiguration

Bei der Referenzanlage in ihrer Basiskonfiguration handelt es sich um eine PEMFC-Mikro-KWK-Anlage mit integriertem Dampfreformer im Kleinserienstatus. Ein thermischer Pufferspeicher variabler Größe mit integrierter Trinkwassererwärmung und ebenfalls integriertem Erdgas-Spitzenlastbrenner ist obligatorisch. Die für die Modellierung wesentlichen Anlagenkenngrößen wurden von einem Industriepartner bereitgestellt (WSR, 2012). Um die Standzeit der Anlage nicht negativ zu beeinflussen, werden für den Betrieb lediglich zwei fest vorgegebene Betriebspunkte erlaubt. Diese liegen bei 50 % und 100 % der Nennleistung. Letztere beträgt  $1,2 \text{ kW}_{el}$  und  $2,0 \text{ kW}_{th}$  bei einer als konstant angenommenen Stromkennzahl von 0,6. Der Gesamtwirkungsgrad, bezogen auf den Heizwert des Brennstoffs, beträgt  $\eta_{ges} = 0,91$  und setzt sich zusammen aus dem elektrischen Wirkungsgrad  $\eta_{el} = 0,34$  und dem thermischen Wirkungsgrad  $\eta_{th} = 0,57$ . Alle Werte werden vereinfachend als konstant angesehen, da sie unter gängigen Betriebsbedingungen ermittelt wurden. Im realen Einsatz sind auf thermischer Seite evtl. weitere Wirkungsgradsteigerungen durch die Anpassung von Vor- und Rücklauftemperatur möglich. Aufgrund des modularen Aufbaus der gesamten Anlage und insbesondere des PEMFC-Stacks kann die Anlagenleistung theoretisch in weiten Grenzen variiert werden. Dies gilt gleichermaßen für den integrierten Dampfreformer, der im betrachteten Leistungsbereich gut skalierbar ist.

Die Abfahrzeit der Anlage liegt bei ca. zwei Minuten und kann deshalb weitgehend vernachlässigt werden. Die Anfahrzeit variiert in Abhängigkeit des Anlagenstatus. Bei einem Warmstart benötigt die Anlage nur wenige Minuten bis zum Erreichen der Nennleistung, wohingegen ein Kaltstart, bedingt durch den notwendigen Aufheizvorgang des Dampfreformers, bis zu 60 Minuten in Anspruch nimmt. In beiden Fällen wird für die Einsatzplanung von Anfahrgezeiten abstrahiert, da diese aufgrund der Prozessführung sehr gering ausfallen (WSR, 2012). Stattdessen wird vereinfachend angenommen, dass die Anlage nach der jeweiligen Anfahrzeit sofort den vorgesehenen Betriebspunkt erreicht. Die Flexibilität der Anlage ist sowohl hinsichtlich des Anfahrvorgangs als auch bezüglich der möglichen Leistungsgradienten maßgeblich bestimmt durch die Trägheit des Dampfreformers. Insbesondere in Jahreszeiten mit hohem Wärmebedarf und der Übergangszeit sollten deshalb Kaltstarts vermieden werden. Hierfür wird die Anlage durch den im Dampfreformer integrierten Gasbrenner auf Temperatur gehalten. Mit

Hilfe der durchgeführten Einsatzplanung und aufgrund der guten Isolierung kann so garantiert werden, dass Kaltstarts nur nach langen Stillstandszeiten notwendig sind. Laut Herstellerangaben (WSR, 2012) sind die entstehenden Verluste von über den Jahresverlauf durchschnittlich etwa 0,2 kWh Erdgas pro Tag mit weniger als fünf Euro zusätzlichen jährlichen Ausgaben vernachlässigbar bzw. werden durch die positiven Effekte eines anlagenschonenderen Betriebs deutlich überkompensiert.

Die Wartungskosten der Anlage sind im Wesentlichen auf laufzeitabhängige Größen zurückzuführen. Neben der Anlagenreinigung und dem Entkalken der Wärmetauscher sind als solche laufzeitabhängigen Größen die Gas- und Frischwasseraufbereitung zu nennen. Dementsprechend scheint die Berechnung der jährlichen Wartungskosten in Abhängigkeit der Volllaststunden zielführend. Die im Basisfall verwendeten spezifischen Wartungskosten  $c_m$  belaufen sich auf 2,6 ct/kWh. Dies entspricht den Angaben in Jungbluth (2006), wo eine detaillierte leistungsabhängige Wartungskostenfunktion aufgestellt wurde, die im folgenden Abschnitt zur Ableitung von Richtlinien zur Anlagenauslegung Anwendung findet.

### 7.3.2 Ableitung von Richtlinien zur Anlagenauslegung

Um der Datenverfügbarkeit in der Realität gerecht zu werden, in der ex-ante lediglich eine grobe Kenntnis des jährlichen Wärme- und Strombedarfs eines Haushalts besteht, werden im Folgenden auf Basis von Standardlastprofilen unterschiedlicher Ausprägung zunächst grobe Richtlinien zur Anlagendimensionierung abgeleitet. Dazu werden fünf Wärmebedarfsklassen gebildet, die sich auf den aggregierten jährlichen Wärmebedarf eines Haushalts beziehen. Der zugehörige thermische Lastgang aus VDI (2008) wird basierend auf der jeweiligen Klassenmitte erstellt, wobei die Annahme gilt, dass sich die Struktur der Nachfrage bei unterschiedlichen Gesamtbedarfen nicht wesentlich ändert (Woldt, 2007; Bokämper, 2002). Stromseitig wird in allen Klassen ein durchschnittlicher Lastgang (Elektrizitätsnachfrage in Höhe von 3.900 kWh/a), ebenfalls aus VDI (2008), hinterlegt, da aufgrund der starken Unterschiede im Lastgang unterschiedlicher Haushalte die Abdeckung aller möglichen Varianten in der vereinfachten Betrachtung nicht möglich ist. Darüber hinaus wird angenommen, dass die Haushalte jeweils über ein Elektrofahrzeug verfügen, das einen elektrischen Bedarf von ca. 2.500 kWh/a aufweist, wobei ein einfaches regelmäßiges Fahrprofil angenommen wurde, das eine jährliche Fahrleistung von ca. 12.500 km umfasst und gut mit Durchschnittswerten für Deutschland vereinbar ist (DLR u. infas, 2009; Zumkeller et al., 2012). Die Optimierung wird, wie es zur Anlagenauslegung üblich ist, unter den beiden Annahmen perfekter Voraussicht und konstanter Strompreise durchgeführt.

Ausgangspunkt der Wirtschaftlichkeitsbetrachtung ist die Basiskonfiguration der Referenzanlage mit einer elektrischen Leistung von  $P_{el,0} = 1,2$  kW und einer Stromkennzahl von 0,6.

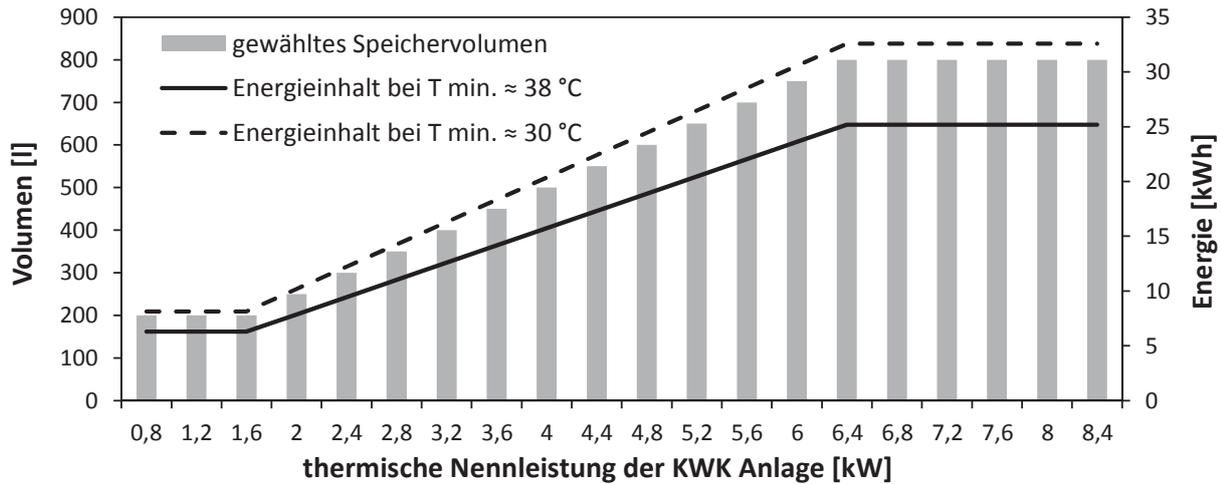
**Tabelle 7.3:** Definition der Wärmebedarfsklassen zur Anlagenauslegung. Für die Auslegung wird jeweils die Klassenmitte herangezogen.

Klasse	jährlicher Wärmebedarf		
W1	2.250 kWh/a	$< x \leq$	9.750 kWh/a
W2	9.750 kWh/a	$< x \leq$	17.250 kWh/a
W3	17.250 kWh/a	$< x \leq$	24.750 kWh/a
W4	24.750 kWh/a	$< x \leq$	32.250 kWh/a
W5	32.250 kWh/a	$< x \leq$	39.750 kWh/a

Die Menge  $X$  bezeichne im Folgenden die Menge aller diskreten Alternativen hinsichtlich der Anlagengröße, charakterisiert durch die elektrische Anlagenleistung. Um die für andere Anlagengrößen  $x \in X$  notwendige Investition  $I_{x,ges} = I_{x,1} + I_{x,2}$  zu ermitteln, wird zunächst unter der Annahme eines gröbendegressiven Verlaufs der Zusammenhang gemäß Gleichung 7.1 formuliert. Dieser beruht auf der Basisinvestition  $I_{0,1} = I_{0,system} + I_{0,stack}$  für die Referenzkonfiguration sowie den Größendegressionsexponenten  $d_{system}$  und  $d_{stack}$ . Die zur Skalierung relevante Kapazität ist stets die elektrische Leistung  $P_{el,x}$  der Anlage. Die Basisinvestition (Zusammensetzung: 70 % System und 30 % Stack) bezieht sich auf das gesamte System inklusive Wechselrichter und thermischem Pufferspeicher mit integriertem Spitzenlastbrenner.

$$I_{x,1} = I_{0,system} \cdot \left( \frac{P_{el,x}}{P_{el,0}} \right)^{d_{system}} + I_{0,stack} \cdot \left( \frac{P_{el,x}}{P_{el,0}} \right)^{d_{stack}} \quad \forall x \in X \quad (7.1)$$

Das Volumen des thermischen Pufferspeichers wird unter Verwendung einer Zeitäquivalenzwertmethode in Abhängigkeit von der thermischen Anlagennennleistung gewählt (Haas et al., 2010). Dabei wird unterstellt, dass der thermische Pufferspeicher so ausgelegt wird, dass er bei Berücksichtigung von Speicherverlusten die thermische Energie eines vierstündigen Betriebs bei Volllast speichern kann (vgl. Abbildung 7.2). Aus Plausibilitätsgründen werden abweichend von dieser Regel eine untere (ca. 200 l; 6,5 kWh) und eine obere Grenze (ca. 800 l; 25 kWh) der energetischen Speicherkapazität festgelegt. Modellseitig erfolgt die vereinfachte und rein energetische Speicherabbildung, da komplexe thermodynamische Modelle (vgl. z. B. Huhn, 2007) für die Zielsetzung dieser Arbeit einerseits nur einen geringen Gewinn an Aussagekraft zur Folge hätten und andererseits nur unter hohem Aufwand in das MIP integrierbar wären. Insofern sind die angegebenen Speichervolumina nur als grobe Richtwerte zu verstehen. Für die Anlagenauslegung in der Realität sollten Speichergröße und Anlagenleistung integriert optimiert werden, auch weil die technische Auslegung aufgrund der Abhängigkeiten von Vor- und Rücklauftemperatur nicht losgelöst von der konkret verwendeten Heizungstechnik im Haushalt möglich ist. Dies erfordert nochmals umfangreichere Berechnungen, oder aber die Formulierung eines nichtlinearen Optimierungsmodells. Aus Vereinfachungsgründen wird deshalb ausschließlich die genannte Zeitäquivalenzmethode angewendet.



**Abbildung 7.2:** Auslegung des thermischen Pufferspeichers basierend auf der gewählten Zeitäquivalenzwertmethode. Das angegebene Speichervolumen ist lediglich ein Richtwert und hängt von den oberen (hier  $T_{\max} = 65 \text{ °C}$ ) und unteren Speichertemperaturen sowie vom Speichermedium (hier Wasser) ab. Der angegebene Energieinhalt bezieht sich auf die speicherbare und nutzbare Energie unter Berücksichtigung notwendiger Temperaturdifferenzen für die Wärmetauscher.

Neben der Anfangsinvestition sind bei den Berechnungen laufzeitabhängige Ersatzinvestitionen für den Brennstoffzellenstack zu berücksichtigen, da diese die Wirtschaftlichkeit einer Anlagenvariante maßgeblich beeinflussen. Hierbei gilt die Annahme, dass die Standzeit des Stacks 40.000 Stunden beträgt. Dieser Wert erscheint aus heutiger Sicht für stationäre Anlagen erreichbar und könnte zukünftig weiter ansteigen, was die Wirtschaftlichkeit generell verbessern würde (Ang et al., 2012; Pehnt et al., 2012). Die notwendige, auf das Basisjahr abgezinsten Ersatzinvestition  $I_{x,2}$  ergibt sich somit gemäß Gleichung 7.4 in Abhängigkeit der jährlichen Volllastbetriebsstunden  $Vlh_x$  für eine Anlage der Größe  $x$ . Die Anzahl  $E_x$  der notwendigen Ersatzvorgänge kann in Abhängigkeit der angenommenen Nutzungsdauer  $Y$  berechnet werden. Der Zeitpunkt jedes Ersatzvorgangs  $y_e$  ergibt sich entsprechend Gleichung 7.3.

$$E_x = \left\lfloor \frac{Y \cdot Vlh_x}{40.000} \right\rfloor \quad \forall x \in X \quad (7.2)$$

$$y_e = \left\lfloor \frac{e \cdot 40.000}{Vlh_x} \right\rfloor \quad \forall x \in X, \forall e \in \{1, \dots, E_x\} \quad (7.3)$$

$$I_{x,2} = \sum_{e=1}^{E_x} I_{0,Stack} \cdot \left( \frac{P_{el,x}}{P_{el,0}} \right)^{d_{Stack}} \cdot \frac{1}{(1+i)^{y_e}} \quad \forall x \in X \quad (7.4)$$

Da der Wert von  $I_0$  auch für die Basiskonfiguration mit  $P_{el,0} = 1,2 \text{ kW}$  noch nicht mit ausreichender Sicherheit bekannt ist, und die Preisentwicklung stark von der produzierten Stückzahl abhängt, wird der Wert für die Berechnungen in weiten Grenzen zwischen 5.000 und 20.000 € variiert. Diese Variation dient im Wesentlichen der Risikoeinschätzung. Der Herstellerzielpreis liegt bei einem Systempreis von 12.000 € und ist maßgeblich für die spätere Auswahl der Anlagengröße.

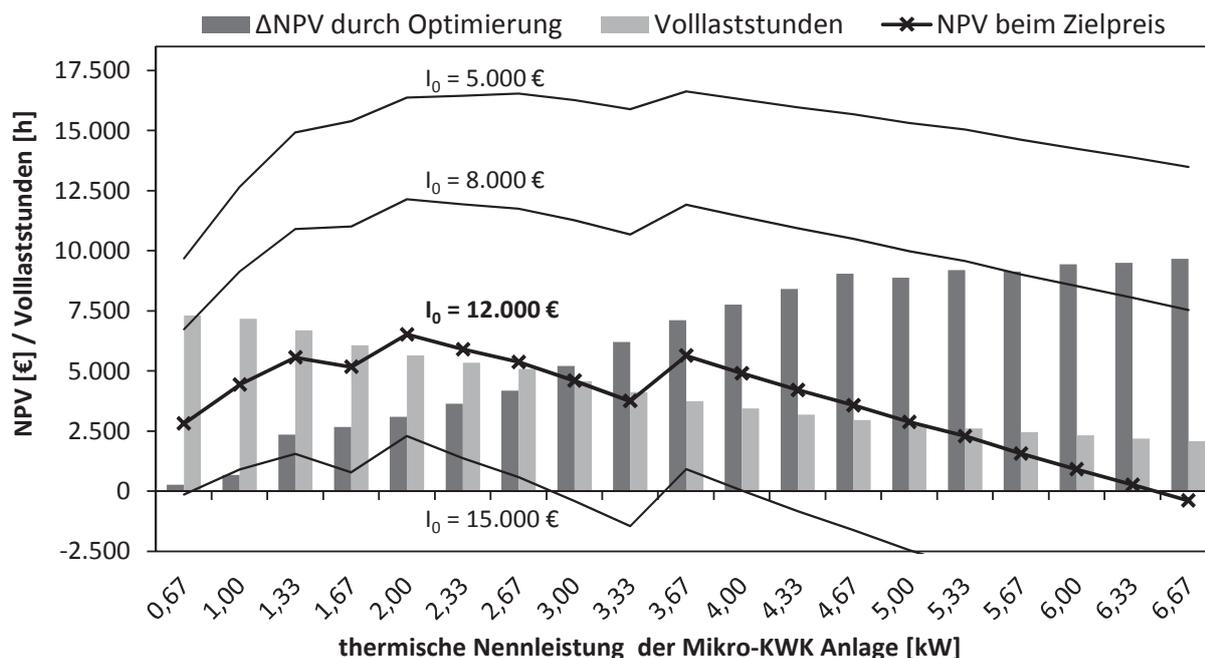
Als Kriterium für die Auswahl der optimalen Anlagengröße dient der Net Present Value (NPV) der unterschiedlichen Varianten. Dessen Berechnung erfolgt unter der Annahme, dass der Investor die Entscheidung zwischen den Investitionsalternativen Mikro-KWK-Anlage und der ungekoppelten Versorgung mittels Stromnetz und Gasbrennwerttherme zu treffen hat. Insofern ist die Gegenüberstellung beider Alternativen in Form einer sogenannten Delta-Betrachtung zulässig, wobei ein positiver NPV die Vorteilhaftigkeit der Mikro-KWK-Anlage gegenüber der Referenzausstattung ausdrückt. Die Delta-Betrachtung berücksichtigt dementsprechend lediglich die Unterschiede der auftretenden Zahlungsreihen beider Alternativen. Konkret bedeutet dies, dass bspw. die Anfangsinvestition für die Mikro-KWK-Anlage um die der Referenzalternative verringert wird und Zahlungsflüsse, die bei beiden Alternativen auftreten, aus der Berechnung eliminiert werden. Es gelten ansonsten die üblichen vereinfachenden Annahmen der NPV-Berechnung wie bspw. die eines vollkommenen Kapitalmarkts und die Wiederanlageprämisse (vgl. z. B. Blohm et al., 2006; Altrogge, 1996). Gleichung 7.5 zeigt die Berechnung des NPV in der Delta-Betrachtung. Die Werte  $\Delta I_0$  (Investition),  $\Delta E_y$  (Einzahlungen) und  $\Delta A_y$  (Auszahlungen) bezeichnen jeweils die Differenz der Werte beider Alternativen.

$$NPV = -\Delta I_{x,ges} + \sum_{y=1}^Y (\Delta E_y - \Delta A_y) \cdot \frac{1}{(1+i)^y} \quad (7.5)$$

Für die weitere Betrachtung sind neben den bereits genannten weitere Parameter zu definieren. Die Nutzungsdauer  $Y$  der Anlagen wird auf jeweils 20 Jahre festgelegt, wobei für die Zahlungsreihen das Ende der KWK-Förderdauer nach 10 Jahren (BRD, 2012b) zu berücksichtigen ist. Leistungsabhängige spezifische Wartungskosten werden gemäß Jungbluth (2006) ermittelt. Die spezifischen Ausgaben für Wartung und Instandhaltung  $c_M$  folgen dabei einer beschränkten, degressiv verlaufenden Betriebskostenfunktion  $c_M = 2(P_{el} + 1)^{-1,5} + 2$ .

Der Größendegressionsexponent  $d_{Stack}$  wird auf 0,5 festgelegt. Dieser Wert leitet sich aus den Angaben in Pehnt et al. (2012) sowie Jungbluth (2006) ab und erscheint aufgrund des modularen Aufbaus und der guten Skalierbarkeit realistisch. Der Größendegressionsexponent  $d_{System}$  wird auf 0,4 festgelegt, da insbesondere die Investition für das Reformersystem bei steigender Anlagengröße einen stark degressiven Verlauf aufweist (WSR, 2012).

Die Investitionsalternative einer Gasbrennwerttherme wird konservativ mit 2.500 € geschätzt und deren jährliche Wartungskosten auf 120 € festgelegt (ASUE, 2011). Außerdem gilt die vereinfachende Annahme, dass die Aufwendungen für die Installation bei beiden Alternativen gleich hoch sind. Es wird weiterhin ein Zinssatz von  $i = 3\%$  angenommen, der im Eigenkapitalfall aufgrund des niedrigen Zinsniveaus im Jahr 2012 etwa der Kalkulationsgrundlage von Privatpersonen entspricht (DBB, 2012). Die Anlagenleistung wird entsprechend obiger Ausführungen je betrachteter Wärmebedarfsklasse im Bereich  $0,4 \text{ kW}_{el} \leq P_{el} \leq 4,0 \text{ kW}_{el}$  variiert. Die thermische Leistung variiert entsprechend der konstanten Stromkennzahl von 0,6 im Bereich  $0,67 \text{ kW}_{th} \leq P_{th} \leq 6,67 \text{ kW}_{th}$ .



**Abbildung 7.3:** Ergebnisse der Anlagenauslegung für die Wärmebedarfsklasse W2 in Abhängigkeit von der angenommenen Basisinvestition. Der durch die Optimierung generierte Vorteil ( $\Delta\text{NPV}$ ) gegenüber der wärmegeführten Strategie sowie die jährlichen Volllaststunden der Anlage sind als Balkendiagramme dargestellt.

Das Kriterium zur Ableitung der gesuchten Auslegungsrichtlinien ist die Wahl der Anlagenkonfiguration mit dem höchsten NPV je Wärmebedarfsklasse. Um möglichst robuste Richtlinien ableiten zu können, werden die Ergebnisse unter Variation der Basisinvestition in 1.000 € Schritten ausgewiesen. Letztere ist ein wesentliches Kriterium, da eine niedrige Basisinvestition zu einer tendenziell höheren Anlagenleistung im Optimum führt. Somit kann theoretisch jede Basisinvestition eine andere optimale Anlagenleistung zur Folge haben, insbesondere weil auch die Höhe der notwendigen Stack-Ersatzinvestitionen von diesem Wert abhängt. Abbildung 7.3 zeigt beispielhaft die Ergebnisse der Optimierung für die Wärmebedarfsklasse W2. Es wird deutlich, dass der NPV zunächst für alle Basisinvestitionen ansteigt, danach stagniert und dann wieder sprunghaft ansteigt. Letzteres ist begründet durch die hohen jährlichen Laufzeiten bei niedrigen Anlagenleistungen und der dadurch verursachten Notwendigkeit von drei Stack-Ersatzinvestitionen während der Anlagenlebensdauer. Diese Zahl kann erst ab einer thermischen Leistung von 2 kW auf zwei reduziert werden. Der zweite sprunghafte Anstieg erfolgt bei einer thermischen Leistung von 3,67 kW, ab welcher nur noch eine Stack-Ersatzinvestition innerhalb der Anlagenlebensdauer notwendig ist. Die Abbildung zeigt weiterhin, dass ab einer Basisinvestition von 15.000 € kaum noch positive Kapitalwerte erreichbar sind. Dies gilt analog für die anderen Wärmebedarfsklassen und verdeutlicht, weshalb PEMFC-Mikro-KWK-Anlagen bis heute keine nennenswerte Marktdurchdringung erreicht haben.

Neben der zu wählenden Anlagengröße wird anhand von Abbildung 7.3 ersichtlich, dass die Optimierung bei steigender Anlagengröße wachsende absolute Vorteile gegenüber dem wär-

**Tabelle 7.4:** Thermische Leistung der Mikro-KWK-Anlage in  $\text{kW}_{th}$  laut der durchgeführten Anlagenauslegung für fünf Wärmebedarfsklassen bei unterschiedlichen Basisinvestitionen  $I_0$  der Referenzanlage mit  $1,2 \text{ kW}_{el}$  und  $2,0 \text{ kW}_{th}$  (grau: Zielpreis des Herstellers)

Klasse / $I_0$	8 k€	9 k€	10 k€	11 k€	12 k€	13 k€	14 k€	15 k€
W1	1,67	1,67	1,67	1,67	1,67	1,67	1,67	1,67
W2	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00	2,00
W3	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67	2,67
W4	4,00	4,00	3,67	3,67	3,67	3,67	2,67	2,67
W5	4,67	4,67	4,67	4,67	4,67	3,67	2,67	2,67

megeführten Betrieb generieren kann. Dies ist bei gleichbleibendem Wärmebedarf durch die sinkende Betriebsdauer und die gleichermaßen steigenden zeitlichen Freiheitsgrade für den Betrieb der Mikro-KWK-Anlage begründet. Der Wert des  $\Delta\text{NPV}$  repräsentiert hierbei den Unterschied zwischen dem NPV bei optimiertem Betrieb und dem NPV bei wärmegeführtem Betrieb. Gleichzeitig markiert er somit die obere Grenze des Vorteils durch die Optimierung für den betrachteten Haushalt, da in der realen Anwendung die Annahme der perfekten Kenntnis des zukünftigen Nachfrageverlaufs nicht gilt.

Die Ergebnisse der Anlagenauslegung für alle Wärmebedarfsklassen in Abhängigkeit der zugrunde gelegten Basisinvestition sind in Tabelle 7.4 dargestellt. Die Ergebnisse für die optimale Leistung erweisen sich im dargestellten Bereich als außerordentlich robust, wobei die optimale Anlagenleistung mit steigendem jährlichen Wärmebedarf erwartungsgemäß steigt. Die Berechnungen zeigen darüber hinaus, dass bei Annahme des wärmegeführten Betriebs leicht kleinere Anlagenleistungen optimal sind, da so die jeweilige Laufzeit erhöht wird. Dies führt auch ohne weitere Steuerung zu einem hohem Eigenverbrauch, wohingegen der optimierte Betrieb eher von zusätzlichen zeitlichen Freiheitsgraden (= größere Anlagenleistung) profitiert.

In Abhängigkeit der Basisinvestition ergeben sich zusammenfassend unterschiedliche Auslegungsrichtlinien je Wärmebedarfsklasse. Generell ist jedoch festzuhalten, dass eine steigende Anlagenleistung, auch aufgrund der Beschränkung auf zwei Betriebspunkte, nicht notwendigerweise mit sinkenden jährlichen Versorgungsausgaben einhergeht. Vielmehr ist zu beobachten, dass sowohl im wärmegeführten als auch im optimierten Fall eine kritische Leistung existiert, ab der die jährlichen Ausgaben gegenüber kleineren Leistungen ansteigen. Dieser kritische Punkt liegt jedoch weit über der ausgewiesenen optimalen Anlagengröße und fällt meist in etwa mit der Leistung zusammen, ab der die Anlagen- und Speicherkombination energetisch betrachtet in der Lage ist, den gesamten jährlichen Wärmebedarf des Haushalts zu decken. Da jedoch bereits zwischen der optimalen und der kritischen Leistung die erzielbaren Ausgabensenkungen nicht mehr ausreichen, um die steigende Investition zu kompensieren, liegt die als optimal ausgewiesene Leistung stets unter diesem kritischen Punkt.

Abschließend ist hinsichtlich der durchgeführten Anlagenauslegung nochmals zu betonen, dass die abgeleitete Anlagenleistung je Wärmebedarfsklasse nur als Richtwert zu verstehen ist. Die Optimierung wurde mit diskreten Anlagenleistungen durchgeführt, um die Notwendigkeit eines nichtlinearen Optimierungsmodells zu umgehen. Da der Fokus der vorliegenden Arbeit auf der Optimierung des Betriebs einer gegebenen Mikro-KWK-Anlage liegt und nicht auf deren Auslegung, erscheint diese vereinfachte Betrachtung ausreichend.

Für die Analysen im Rahmen der Fallstudie wird die Anlagengröße entsprechend der jeweiligen Wärmebedarfsklasse gewählt. Aufgrund der gezeigten starken Abhängigkeit von der Basisinvestition wird bei der Auswahl vom Zielpreis des Herstellers ausgegangen (in Tabelle 7.4 grau hinterlegte Spalte). Dieser Zielpreis liegt für das System mit 1,2 kW elektrischer Leistung bei ca. 12.000 €. Basierend auf dem Größendegressionsansatz gemäß Gleichung 7.1 ergibt sich somit bspw. für ein System mit 5 kW elektrischer Leistung ein Preis von 22.200 € ohne Ersatzinvestitionen. Grundlage des ausgewiesenen Zielpreises ist die Annahme einer Serienproduktion mehrerer tausend Einheiten pro Jahr (WSR, 2012).

## 7.4 Ergebnisse der Modellanwendung

Der folgende Abschnitt widmet sich den Ergebnissen der durchgeführten Fallstudie. Zunächst ist die je Haushalt durchgeführte Lastprognose zu bewerten, für welche die in Abschnitt 6.2.5 ausgewählten Methoden und Bewertungsmetriken zum Einsatz kommen. Anschließend werden die ökonomischen Auswirkungen des optimierten Betriebs evaluiert. Aus Gründen der Übersichtlichkeit erfolgt dies zunächst vor allem am Beispiel eines der betrachteten Haushalte. Die für die gesamte Fallstudie durchschnittlich erzielten Ergebnisse werden später in Abschnitt 8.2 nochmals ausführlich diskutiert. Alle Einzelergebnisse sind darüber hinaus in tabellarischer Form dem Anhang zu entnehmen. Eine Diskussion und Zusammenfassung der wesentlichen Erkenntnisse aus der Fallstudie enthält Abschnitt 8.2.

Neben den jährlich aggregierten Ergebnissen wird der optimierte Betrieb auch saisonal (Abschnitt 7.4.3) und anhand einzelner Beispieltage (vgl. Abschnitt 7.4.4) detailliert analysiert. Vor allem mittels der saisonalen Betrachtung kann gezeigt werden, wann und unter welchen Rahmenbedingungen eine Optimierung des Anlagenbetriebs mit den entwickelten Methoden zu ökonomischen Verbesserungen führt. Weitere Abschnitte dienen der Einordnung der Auswirkungen einer alternativen Referenzladestrategie für ein Elektrofahrzeug (Abschnitt 7.4.5), der Bewertung von Effekten eines stationären elektrischen Speichers (Abschnitt 7.4.6) sowie einer Sensitivitätsanalyse in Hinblick auf unsichere Rahmenparameter (Abschnitt 7.4.7).

### 7.4.1 Lastprognose für die Beispielhaushalte

Die Lastprognose für jeden Beispielhaushalt liefert Prognosezeitreihen, die als Grundlage für die spätere Optimierung dienen. Entsprechend der in Abschnitt 6.2.5 getroffenen Auswahl der

beiden Kombinationen ANFIS-TMA und MR-SMA zur elektrischen Lastprognose werden diese für jeden der betrachteten Haushalte ausgewertet. Die Prognose des thermischen Lastgangs erfolgt mittels MR-TMA, wobei der Prognose zur Typtagbestimmung ein wetterdatenbasiertes Klassifikationsverfahren vorgelagert ist. Aufgrund der Datenlage muss dabei die perfekte Kenntnis der durchschnittlichen Temperatur und des Bewölkungsgrades für den Folgetag angenommen werden. Die Prognose des thermischen Lastgangs erfolgt je Haushalt separat für die beiden in Abschnitt 7.2.1 definierten Heizwärmebedarfsklassen H1 und H2.

### Elektrische Lastprognose

Wie bereits die Ergebnisse zur Auswahl der verwendeten Kombination aus Methode und Modellansatz (vgl. Abschnitt 6.2.5) vermuten lassen, ähneln sich die erzielten Fehlermaße der beiden Methoden ANFIS-TMA und MR-SMA auch in den Beispielhaushalten. Während für die Haushalte HH1 und HH2 beide Methoden nahezu gleichwertig abschneiden, zeigt sich ANFIS-TMA in HH3 und HH4 leicht überlegen, insbesondere da das problemspezifische Fehlermaß  $TPDCE_{CHP}$  für beide Haushalte knapp einen halben Prozentpunkt niedriger ausfällt als für MR-SMA. Dementsprechend werden die Prognosen von ANFIS-TMA für den weiteren Verlauf der Fallstudie verwendet. Eigene Berechnungen zeigen jedoch auch, dass der Einfluss der Entscheidung für die eine oder andere Variante auf die nachgelagerte Optimierung des Mikro-KWK-Betriebs nur marginal ausfällt. Insofern kann geschlussfolgert werden, dass für die Anwendung in einem realen System die Methode gewählt werden sollte, die besser in die Gesamtkonzeption des Systems integrierbar ist.

Die beiden Abbildungen 7.4 und 7.5 stellen beispielhaft die erreichten Fehlermaße in den Haushalten HH2 und HH3 dar. Neben den beiden Methoden ANFIS-TMA und MR-SMA sind jeweils auch die Ergebnisse der Referenzmethoden (naive und H0-Prognose) dargestellt. Es ist ersichtlich, dass für die beiden Prognosemethoden insbesondere der empirische Korrelationskoeffizient  $r$  gegenüber den Referenzmethoden ansteigt. Somit wird die tatsächliche Dynamik des Haushaltslastgangs deutlich besser erfasst, als es in der naiven oder H0-Prognose der Fall ist. Der  $TPDCE_{CHP}$  als wesentliche Kennzahl bzgl. der übergeordneten Problemstellung wird gegenüber den Referenzmethoden etwa halbiert, ohne dass ein nennenswerter systematischer Fehler (ME) auftritt. Aufgrund der Abhängigkeit des  $TPDCE_{CHP}$  von der Anlagenauslegung wird dieser in zwei Ausprägungen angegeben. Beispielsweise beträgt der  $TPDCE_{CHP,1}$  (Anlagenauslegung auf Wärmebedarf 1) der Prognose mittels ANFIS-TMA für HH3 6,75 %. Das bedeutet, dass den nachgelagerten Methoden zur Optimierung des Mikro-KWK-Betriebs 93,25 % des tatsächlichen elektrischen Bedarfs bekannt sind, der theoretisch durch die Anlage gedeckt werden kann. Für den Fall der beiden Referenzmethoden liegt der  $TPDCE_{CHP,1}$  hingegen jeweils bei ca. 14,5 %, womit gegenüber der Verwendung von ANFIS-TMA für die Optimierung Informationen zu einer elektrischen Energiemenge von ca. 420 kWh pro Jahr fehlen, die bei einem Strompreis von 0,25 €/kWh einen Gegenwert von ca. 105 € hat.

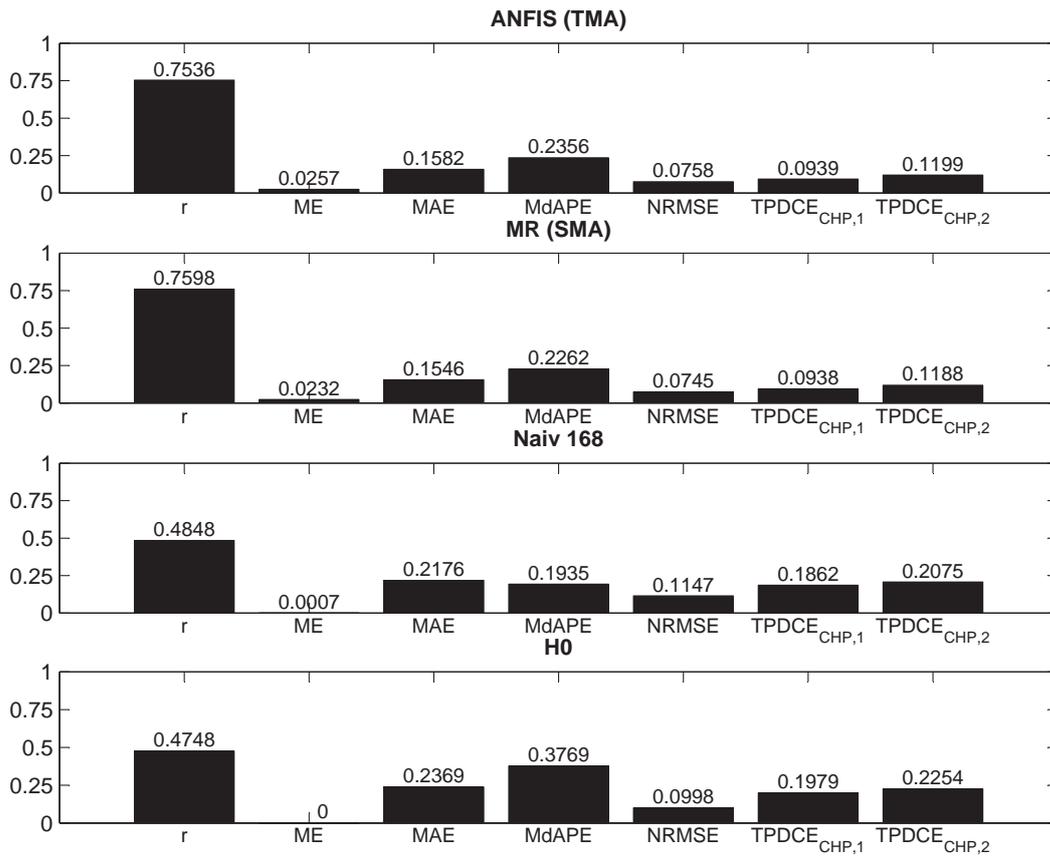


Abbildung 7.4: Bewertung der kurzfristigen elektrischen Lastprognose für HH2

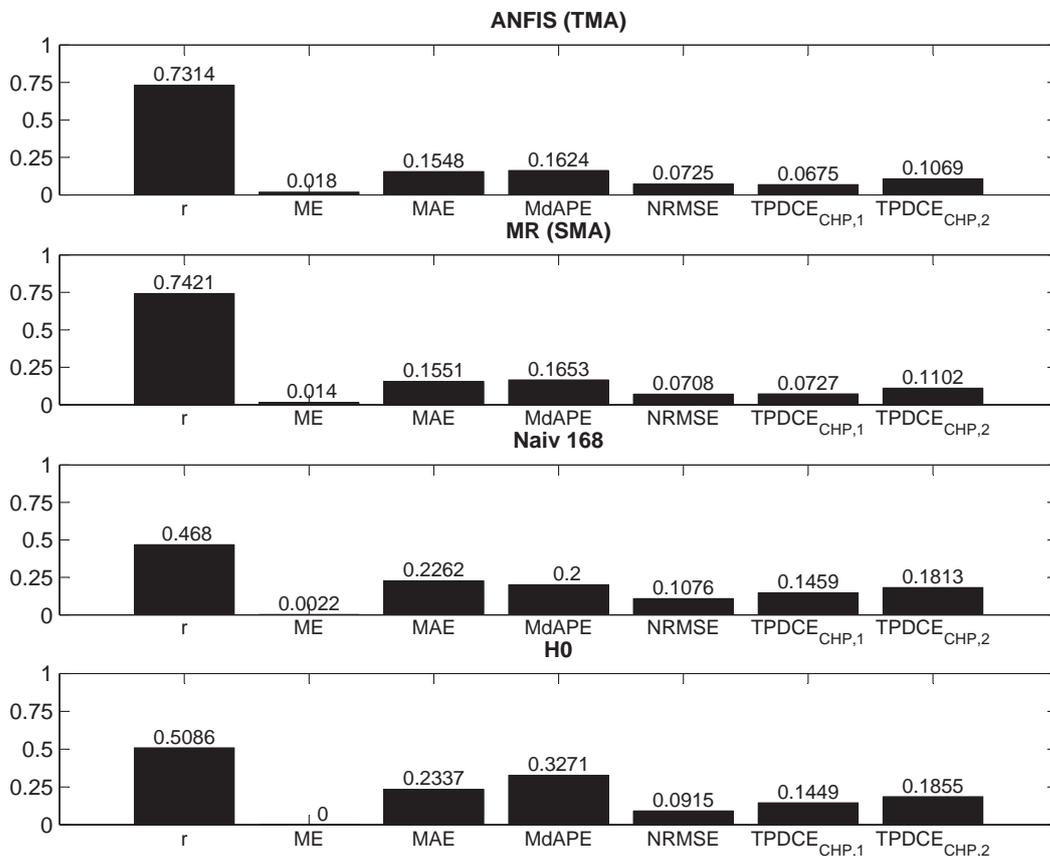
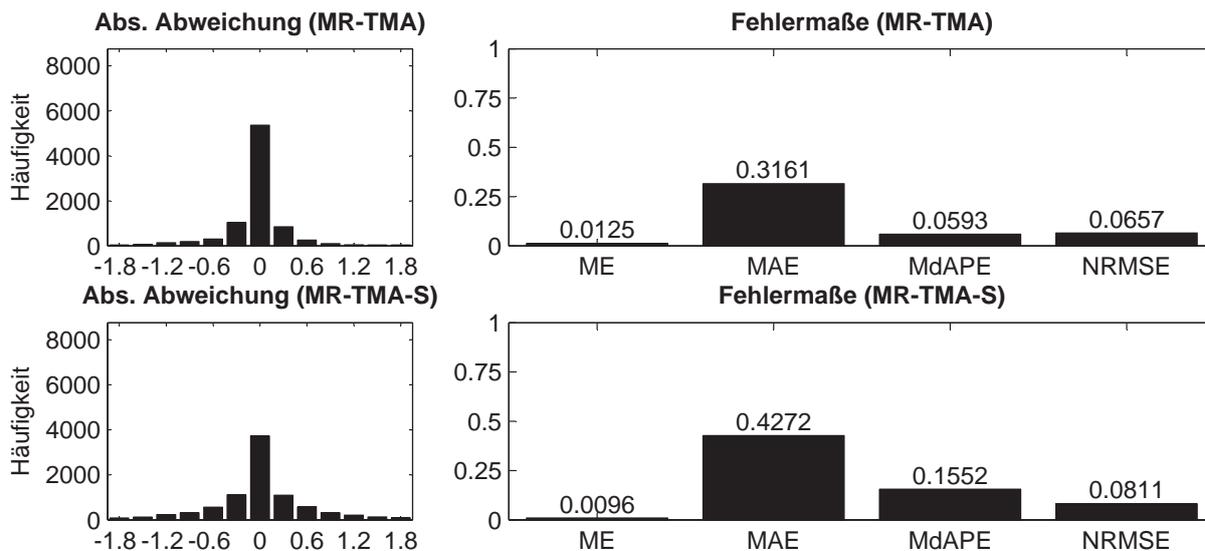


Abbildung 7.5: Bewertung der kurzfristigen elektrischen Lastprognose für HH3



**Abbildung 7.6:** Bewertung der kurzfristigen thermischen Lastprognose für HH2-H2 vor (MR-TMA) und nach (MR-TMA-S) der Berücksichtigung des stochastischen Fehlerprozesses

### Thermische Lastprognose

Da die zu prognostizierenden thermischen Lastgänge auf VDI (2008) basieren, weisen sie trotz der in Abschnitt 6.1.1 beschriebenen Anpassungen eine im Zeitverlauf geringere Variabilität auf als es in der Realität der Fall ist. Des Weiteren muss aus Gründen der Datenverfügbarkeit eine perfekte Wetterprognose als Eingangsgröße verwendet werden. Insgesamt wird deshalb mittels MR-TMA eine Prognosegüte erzielt, die in der Realität wahrscheinlich nicht erreichbar wäre. Um diesem Problem zu begegnen, verwendet Pielke (2010) einen Ansatz zur stochastischen Variation der thermischen Lastgänge, sodass eine realitätsnahe Grundlage für die anschließend durchgeführte Simulation zur Verfügung steht. Im Rahmen dieser Arbeit wird davon abweichend die mittels MR-TMA erstellte Prognose im Rahmen des Postprocessing mit Hilfe eines einfachen stochastischen Prozesses verfälscht (MR-TMA-S). Dies bietet unter anderem den Vorteil, dass die durch den stochastischen Prozess integrierten Fehler nicht fälschlicherweise in den weiteren Trainingsvorgang eingehen. Somit wird lediglich das Resultat der Prognose, nicht aber die in der Realität gesicherte Datengrundlage verfälscht. Als Vergleichskriterium beider Varianten wird der MdAPE herangezogen (vgl. Abbildung 7.6). Um dessen Berechnung zu ermöglichen, werden reale Lastwerte in Höhe von Null sowie die zugehörigen Prognosewerte aus der Zeitreihe gefiltert.

Zur Anpassung der Prognoseergebnisse wird ein multiplikativer Ansatz gewählt. Hierzu wird ein Vektor künstlich erzeugter Fehlerfaktoren mit der ursprünglichen Prognose multipliziert. Somit ergeben sich absolute Abweichungen, die bei hoher thermischer Last höher ausfallen als bei niedriger. Die Fehlerfaktoren werden mit Hilfe eines normalverteilten stochastischen Prozesses mit einem Erwartungswert von  $\mu = 1$  und einer Varianz in Höhe von  $\sigma^2 = 0,23$  erzeugt. Mit dieser Kalibrierung ergibt sich ein MdAPE, der vergleichbar ist mit dem der elektrischen Prognose (vgl. Abbildung 7.6). Des Weiteren liegt der Fehler bereits leicht über dem in

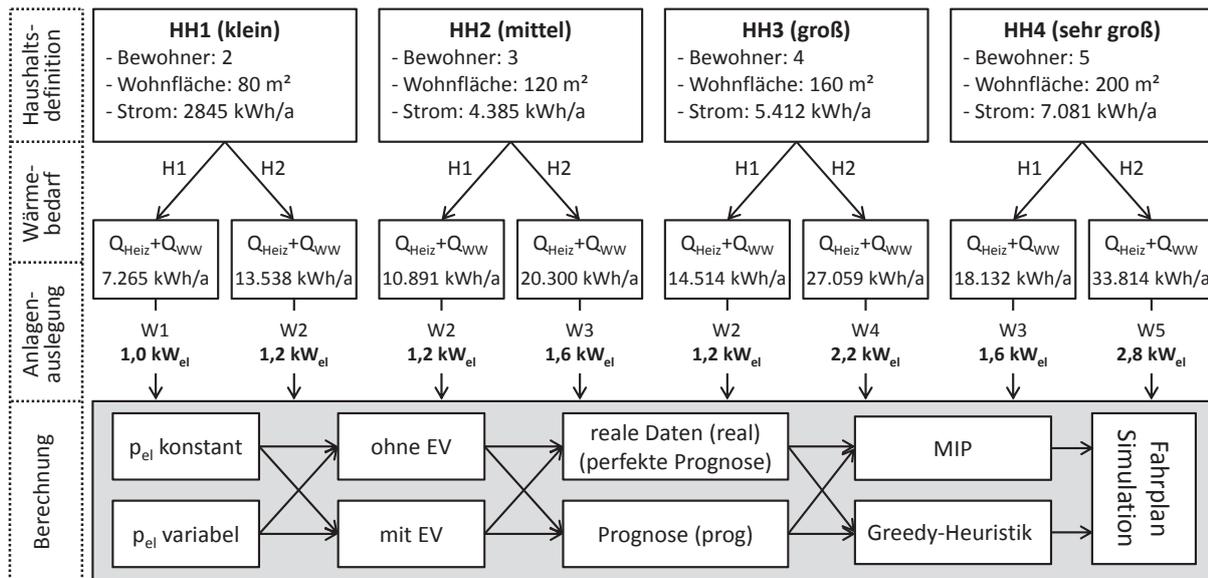


Abbildung 7.7: Überblick zu allen im Rahmen der Fallstudie betrachteten Varianten und Szenarios

Vetter (2005) angegebenen mittleren Prognosefehler von ca. 13 % für thermische Prognosen. Die Genauigkeit liegt somit wahrscheinlich sogar unter der, die in der Realität erreichbar wäre und kann somit als konservativ angesehen werden. Eine detaillierte energetische Betrachtung der erzeugten thermischen Prognosezeitreihe zeigt, dass im dargestellten Beispiel (HH2-H2) die Reihe der täglichen absoluten Abweichungen gegenüber der real benötigten Energie einen Mittelwert von 3,1 kWh aufweist, wobei vor allem während der Heizperiode auch deutlich höhere tägliche Abweichungen bis zu 14 kWh zu beobachten sind. Dementsprechend ist es wahrscheinlich, dass die Umsetzung des auf der Prognose basierenden optimierten Fahrplans in der Realität zu temporär abweichenden Speicherständen des thermischen Pufferspeichers gegenüber den Berechnungen der Optimierung führt. Dieser Problematik wird zum einen mit Hilfe einer der Optimierung nachgelagerten Simulation Rechnung getragen, welche ungültige Fahrplanangaben korrigiert und somit den realen Betrieb repräsentiert. Des Weiteren beinhalten die Methoden zur rollierenden Optimierung des Fahrplans jeweils eine modellendogene Simulation, sodass je Iteration mit einem realistischen Startwert des Speicherstands gearbeitet werden kann (vgl. Abschnitte 6.3.3 und 6.5).

## 7.4.2 Ergebnisse der Optimierung für die Beispielhaushalte

Zur Auswertung der Fallstudie werden je Haushalt und Heizwärmebedarfsklasse Berechnungen in vier verschiedenen Varianten durchgeführt und dem Referenzfall des wärmegeführten Betriebs gegenübergestellt (vgl. Abbildung 7.7). Zur Feststellung der oberen Grenze der ökonomischen Verbesserungen werden die Methoden zur Optimierung des Mikro-KWK-Betriebs unter perfekter Kenntnis der realen Lastgänge (Index *real*) angewendet. Die in der Realität tatsächlich erzielbaren Einsparungen werden hingegen für den Fall der Verwendung prognostizierter Lastgänge (Index *prog*) ermittelt, sodass insgesamt ersichtlich wird, welche Auswirkungen

gen auftretende Prognosefehler haben und welche Verbesserungen bei einer weiteren Erhöhung der Prognosegüte erzielbar wären. Hierzu werden mehrere Güte- und Fehlermaße eingeführt, aus denen hervorgeht, an welcher Stelle Weiterentwicklungen möglich sind bzw. wodurch Abweichungen vom definierten globalen Optimum ( $MIP_{real}$ ) zustande kommen.

Die Zielerreichungsgrade  $\zeta$  geben für jede Kombination aus Methode und Informationsqualität (*real vs. prog*) an, bis zu welchem Grad die theoretisch mögliche Verbesserung ( $\Delta C$  der global optimalen Lösung) erreicht wird. Das globale Optimum ist definitionsgemäß die Lösung des MIP bei der Verwendung realer Daten ( $MIP_{real}$ :  $\zeta_{MIP,real} = 100\%$ ). Der wärmegeführte Betrieb stellt eine untere Grenze dar, weshalb der zugehörige Zielerreichungsgrad mit  $0\%$  definiert ist.

$$\zeta_{HEU,real} = \frac{\Delta C_{HEU,real}}{\Delta C_{MIP,real}} \quad \zeta_{MIP,prog} = \frac{\Delta C_{MIP,prog}}{\Delta C_{MIP,real}} \quad \zeta_{HEU,prog} = \frac{\Delta C_{HEU,prog}}{\Delta C_{MIP,real}} \quad (7.6)$$

Die Fehlermaße  $\pi$  drücken aus, wie stark sich die absoluten Zielfunktionswerte (jährliche Systemausgaben) für eine bestimmten Methode bei unterschiedlicher Informationslage unterscheiden. Somit kann mittels  $\pi$  gemessen werden, welche relative Abweichung durch die Verwendung prognostizierter Daten bzw. der darin eingeschlossenen Prognosefehler entsteht.

Schließlich dienen die Fehlermaße  $\varepsilon$  der Einordnung des methodenbedingten Fehlers, der aufgrund der Verwendung der Heuristik gegenüber dem, bezogen auf die Informationsqualität korrespondierenden, optimal gelösten MIP entsteht. Das Maß bezieht sich wiederum auf den absoluten Zielfunktionswert und entspricht somit der Definition des relativen Optimalitätskriteriums *optcr* in der Optimierungsumgebung GAMS (GAMS, 2012).

$$\pi_{HEU} = \frac{C_{HEU,prog} - C_{HEU,real}}{C_{HEU,real}} \quad \pi_{MIP} = \frac{C_{MIP,prog} - C_{MIP,real}}{C_{MIP,real}} \quad (7.7)$$

$$\varepsilon_{real} = \frac{C_{HEU,real} - C_{MIP,real}}{C_{MIP,real}} \quad \varepsilon_{prog} = \frac{C_{HEU,prog} - C_{MIP,prog}}{C_{MIP,prog}} \quad (7.8)$$

Weitere Varianten resultieren aus der Unterscheidung konstanter und zeitvariabler Stromtarife sowie des Vorhandenseins oder Fehlens eines Elektrofahrzeugs im Haushalt. Für dessen Ladevorgang in Kombination mit dem wärmegeführten Referenzbetrieb kann darüber hinaus zwischen den Referenzladestrategien *sofortiges Laden* und *gleichverteiltes Laden* unterschieden werden, wobei letztere Strategie den Standardfall darstellt, um eine Überschätzung positiver Effekte zu vermeiden. Abbildung 7.7 zeigt alle möglichen Varianten: Insgesamt sind für die vier Haushalte der Fallstudie aufgrund der Vielzahl an Fallunterscheidungen je Optimierungsmethode 64 Berechnungen und anschließende Simulationen durchzuführen. Die hohe Zahl an Berechnungen ist notwendig, um belastbare Aussagen ableiten zu können und die Auswirkung aller möglichen Einflussfaktoren abzuschätzen. Dennoch kann die Fallstudie keinen Anspruch auf Repräsentativität erheben, da aufgrund der vorliegenden Datenlage keine Untersuchung



sentliche Kriterium zur Einordnung des ökonomischen Vorteils, der durch die Anwendung der prädiktiven Optimierung erzielt wird, ist die Änderung der jährlichen Versorgungsausgaben  $\Delta C$  des Haushalts gegenüber der Referenzstrategie des wärmegeführten Anlagenbetriebs. Der Wert von  $\Delta C$  bezieht sich, wenn nicht anders angegeben, auf die Jahre  $y$  vor dem Ende der Förderperiode  $y^*$  und wird in den folgenden Ergebnistabellen als prozentuale Einsparung angegeben, so dass eine intuitive Einordnung möglich ist. Obgleich die Analysen zeigen, dass (auch aufgrund der vorangegangenen Anlagenauslegung) in Abhängigkeit des betrachteten Szenarios und der verwendeten Methode lediglich relativ kleine relative Einsparungen zwischen 5 und 19 % möglich sind, offenbart die Abschätzung der Effekte über die gesamte Anlagenlebensdauer durchaus signifikante Vorteile. Die relevante Kennzahl hierfür ist die Änderung des NPV ( $\Delta NPV$ ) der Investition gegenüber dem Referenzfall des wärmegeführten Betriebs und, sofern vorhanden, gleichverteilten Ladens des Elektrofahrzeugs (vgl. Gleichung 6.75 für die exakte Definition). Die ausgewiesenen Werte des  $\Delta NPV$  entsprechen in ihrer ökonomischen Interpretation einem Investitionszuschuss und wirken somit als direkter Investitionsanreiz. Gleichwohl kann ohne eine detaillierte Wirtschaftlichkeitsbetrachtung keine Aussage über die generelle Vorteilhaftigkeit der Investition gegenüber der ungekoppelten Versorgung getroffen werden, da hierzu auch all jene Rahmenbedingungen einbezogen werden müssten, die im Rahmen der hier durchgeführten vergleichenden Analyse entfallen (z. B. Ausgaben für Installation und Inbetriebnahme, fixe Ausgaben für Wartung etc.). Des Weiteren blendet die alleinige Betrachtung des  $\Delta NPV$  einige dynamische Randbedingungen wie bspw. im Zeitverlauf steigende Strom- und Gaspreise sowie eine langfristige Veränderung der Nachfragestruktur im betrachteten Haushalt aus. Letzteres ist vor allem durch die begrenzte zur Verfügung stehende Datenmenge zu begründen.

Neben ökonomischen Größen weist die tabellarische Übersicht auch weitere Betriebskennzahlen aus, die in Abschnitt 3.4 definiert wurden. Der elektrische Bedarfsdeckungsgrad  $\varphi_{el,tot}$  gibt den Anteil des lokalen elektrischen Bedarfs an, der durch die Mikro-KWK-Anlage gedeckt wird. Durch den elektrischen Produktionsdeckungsgrad  $\varphi_{el,prod}$  wird ausgedrückt, welcher Anteil des lokal erzeugten Stroms auch direkt vor Ort verbraucht wird. Der Wert repräsentiert somit die vielfach erwähnte Eigenverbrauchs- bzw. Eigennutzungsrate.

Direkt abhängig vom elektrischen Produktionsdeckungsgrad  $\varphi_{el,prod}$  ist die Primärenergieeinsparung (PEE), welche gemäß der vereinfachten Berechnung nach Thomas (2011) und EU (2012) bestimmt wird (vgl. Abschnitt 3.4 zu den verwendeten Referenzwirkungsgraden). Die Werte des PEE liegen in allen Szenarios in einem engen Bereich zwischen 25 und 27 %, womit die betrachtete Anlage in allen Konfigurationen und Betriebsweisen die Kriterien zur Klassifizierung als *hocheffizient* im Sinne der EU-Richtlinie erfüllt. Entsprechend entfällt die exakte Angabe in der Ergebnistabelle.

Die Zahl der jährlichen Volllaststunden (VLh) wird in den Ergebnistabellen aus Platzgründen nur für den wärmegeführten Betrieb ausgewiesen. Sie weicht aufgrund der strikten Deckelung durch den Wärmebedarf auch im optimierten Betrieb lediglich um maximal 1 % vom wärmegeführten Referenzfall ab, weshalb eine erneute Angabe je Optimierungsmethode ent-

fallen kann. Ebenfalls entfällt die Angabe des thermische Bedarfsdeckungsgrads  $\varphi_{th}$  der Mikro-KWK-Anlage je Szenario, da dieser konstant zwischen 73 und 85 % liegt (einzige Ausnahme ist HH1-H1 mit knapp 95 %). Somit werden durchschnittlich ca. 20 % der thermischen Haushaltsnachfrage durch das thermische Spitzenlastsystem gedeckt. Die weitgehende Konstanz dieses Werte über alle Varianten hinweg ist durch die vorangegangene Anlagen- und Speicherlegung in Abhängigkeit des jährlichen Wärmebedarfs erklärbar. Letztere orientierte sich am heute gängigen Vorgehen in der Praxis.

Abbildung 7.9 stellt wesentliche Kennzahlen der in Tabelle 7.5 aufgeführten Ergebnisse grafisch dar. In der Darstellung ist im oberen Teil gut zu erkennen, dass die potenziell höchsten absoluten Einsparungen im Fall mit Elektrofahrzeug und zeitvariablen Stromtarifen erreichbar sind. Generell ist festzustellen, dass sich das das Elektrofahrzeug sowie zeitvariable Tarife auch getrennt voneinander positiv auf die absolut erzielbaren Einsparungen auswirken.

Hingegen hängt naturgemäß die absolute Höhe der jährlich notwendigen Systemausgaben wesentlich von der Heizwärmebedarfsklasse ab. Eine genauere Analyse der Struktur der erzielbaren Einsparungen zeigt, dass für HH2-H1 prozentual und absolut in allen Varianten außer in der mit Elektrofahrzeug und konstanten Stromtarifen höhere Einsparungen erzielt werden als für HH2-H2. Dies liegt vor allem daran, dass für HH2-H1 ( $f = 15$ ) höhere zeitliche Freiheitsgrade für den Anlagenbetrieb bestehen, während HH2-H2 mit einem Wert von  $f = 20$  für die zugehörige Anlagenkonfiguration geringeres Verschiebungspotenzial, dafür aber eine höhere elektrische Leistung aufweist (vgl. Abschnitt 7.2.1 zur Definition und Interpretation der Kennzahl  $f$ ). Letzteres führt dazu, dass die Nachteile geringerer zeitlicher Freiheitsgrade gegenüber HH2-H1 teilweise kompensiert werden, da in HH2-H2 absolut betrachtet eine höhere lokal erzeugte Strommenge der Eigennutzung zugeführt werden kann. Das gilt besonders dann, wenn mit einem Elektrofahrzeug zusätzlich eine flexible Senke zur Verfügung steht und aufgrund eines flachen Stromtarifs keine preisbedingten Präferenzen existieren, die den Vorteil der Betriebszeitverschiebung überlagern. Andererseits ist der Vorteil der höheren elektrischen Leistung nach oben hin beschränkt, da in beiden Wärmebedarfsvarianten eines Haushalts jeweils derselbe elektrische Haushaltslastgang unterstellt wird.

Im unteren Teil der Abbildung 7.9 sind je angewendeter Methode und Informationsqualität die Zielerreichungsgrade in Abhängigkeit des betrachteten Szenarios dargestellt. Erwartungsgemäß kann das definierte theoretische Optimum, markiert durch die Ergebnisse für  $MIP_{real}$ , in keiner Variante erreicht werden. Die am realistischsten einsetzbare Methode  $HEU_{prog}$  erreicht einen Zielerreichungsgrad zwischen 65 und 76 %, was leicht unter dem Durchschnitt der gesamten Fallstudie liegt (vgl. Abschnitt 8.2). Des Weiteren zeichnet sich in der Struktur der Zielerreichungsgrade für Beispielhaushalt HH2 ab, dass die Heuristik in der Relation zum  $MIP$  tendenziell schlechter abschneidet, wenn das gesteuerte Laden eines Elektrofahrzeugs mit einbezogen wird. Eine strukturelle Abhängigkeit der Zielerreichungsgrade von  $f$ , wie sie für die absoluten Werte besteht, kann hingegen nicht gezeigt werden. Das spricht dafür, dass die verschiedenen Optimierungsmethoden vorhandene Freiheitsgrade relativ zueinander in konstanter

Tabelle 7.5: Ergebnisse aller berechneten Varianten für HH2

Methode	Lastgänge	Kennzahl	Einheit	$p_{el}$ konstant				$p_{el}$ variabel			
				mit EV		ohne EV		mit EV		ohne EV	
				H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2
		$C_{uc}$	€/a	2.471	3.108	1.834	2.471	2.476	3.113	1.866	2.503
wärmegeführt	real	VLh	h	4.791	5.405	4.791	5.405	4.791	5.405	4.791	5.405
		$\varphi_{el,tot}$	%	48,37	59,61	55,13	64,99	48,37	59,61	55,13	64,99
		$\varphi_{el,prod}$	%	58,36	47,81	42,07	32,97	58,36	47,81	42,07	32,97
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.537	1.876	1.081	1.487	1.518	1.853	1.076	1.479
		$C(y > y^*)$	€/a	1.848	2.344	1.392	1.955	1.829	2.321	1.387	1.947
MIP B&C	real	$\varphi_{el,tot}$	%	62,13	74,04	72,52	80,68	61,72	73,83	71,97	80,30
		$\varphi_{el,prod}$	%	74,23	58,83	54,87	40,57	73,78	58,66	54,52	40,42
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.351	1.680	932	1.351	1.262	1.617	920	1.341
		$C(y > y^*)$	€/a	1.665	2.152	1.245	1.823	1.575	2.089	1.233	1.812
		$\Delta C$	%	12,07	10,43	13,79	9,14	16,90	12,72	14,49	9,36
		$\Delta NPV$	€	2.740	2.883	2.200	1.995	3.798	3.477	2.306	2.035
	prognostiziert	$\varphi_{el,tot}$	%	59,00	71,17	69,18	78,27	57,90	70,54	68,73	77,93
		$\varphi_{el,prod}$	%	70,61	56,66	52,56	39,48	69,42	56,20	52,30	39,35
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.395	1.720	962	1.374	1.311	1.662	947	1.362
		$C(y > y^*)$	€/a	1.708	2.191	1.274	1.845	1.624	2.133	1.259	1.832
		$\Delta C$	%	9,25	8,30	11,00	7,60	13,61	10,30	12,02	7,92
		$\pi_{MIP}$	%	3,20	2,38	3,24	1,69	3,96	2,77	2,90	1,59
		$\zeta_{MIP,prog}$	%	76,67	79,56	79,74	83,17	80,53	80,99	82,91	84,63
		$\Delta NPV$	€	2.099	2.294	1.759	1.664	3.061	2.818	1.918	1.728
Greedy-Heuristik	real	$\varphi_{el,tot}$	%	59,93	72,01	69,16	77,60	59,83	71,88	69,07	77,64
		$\varphi_{el,prod}$	%	72,06	57,50	52,65	39,21	71,93	57,39	52,58	39,23
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.378	1.704	957	1.374	1.310	1.655	947	1.363
		$C(y > y^*)$	€/a	1.690	2.174	1.269	1.843	1.622	2.125	1.259	1.833
		$\Delta C$	%	10,36	9,18	11,42	7,61	13,70	10,66	11,97	7,84
		$\varepsilon_{real}$	%	1,94	1,40	2,75	1,68	3,85	2,36	2,95	1,67
		$\zeta_{HEU,real}$	%	85,83	87,99	82,84	83,32	81,05	83,80	82,57	83,80
	prognostiziert	$\varphi_{el,tot}$	%	57,10	69,14	67,70	76,51	56,92	69,12	67,63	76,19
		$\varphi_{el,prod}$	%	68,87	55,32	51,62	38,70	68,64	55,31	51,56	38,55
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.417	1.744	971	1.385	1.350	1.694	958	1.376
		$C(y > y^*)$	€/a	1.729	2.213	1.282	1.854	1.661	2.163	1.269	1.845
		$\Delta C$	%	7,76	7,02	10,17	6,87	11,07	8,58	10,96	6,96
		$\varepsilon_{prog}$	%	1,64	1,39	,93	,78	2,94	1,92	1,20	1,04
		$\pi_{HEU}$	%	2,89	2,37	1,41	,80	3,04	2,32	1,14	,95
$\zeta_{HEU,prog}$	%	64,34	67,33	73,75	75,25	65,51	67,47	75,62	74,41		
$\Delta NPV$	€	1.775	1.952	1.634	1.512	2.499	2.357	1.753	1.525		

H1/H2: Heizwärmebedarfsklassen (75/150 kWh/m<sup>2</sup>a);  $C_{uc}$ : jährliche Versorgungsausgaben bei der ungekoppelten Versorgung;  $C(y \leq y^*)/C(y > y^*)$ : jährliche Versorgungsausgaben vor/nach Ende der Förderperiode;  $\Delta C$ : Änderung von  $C(y \leq y^*)$  ggü. wärmegeführtem Betrieb;  $\Delta NPV$ : Änderung des NPV ggü. wärmegeführtem Betrieb;  $\varphi_{el,tot}$ : el. Bedarfsdeckungsgrad;  $\varphi_{el,prod}$ : el. Produktionsdeckungsgrad

Qualität nutzen. Diese und weitere Schlussfolgerungen werden in Zusammenhang mit den in der Fallstudie durchschnittlich erzielten Ergebnisse aller Haushalte nochmals ausführlich im Abschnitt 8.2 erörtert und diskutiert.

### 7.4.3 Saisonale Betrachtung der Optimierungsergebnisse

Zur saisonalen Betrachtung der Optimierungsergebnisse wird weiterhin Beispielhaushalt HH2 herangezogen, wobei die Struktur der dargestellten Ergebnisse analog für die anderen Beispielhaushalte gilt. Aufgrund der angenommenen Wärmebedarfscharakteristik des Haushalts fällt er je nach Heizwärmebedarfsklasse in die Wärmebedarfsklasse W2 oder W3, also in den Bereich zwischen ca. 10.000 und 25.000 kWh thermischem Bedarf pro Jahr (vgl. Tabellen 7.2 und 7.4). Die Anlagenauslegung für W2 entspricht der Referenzkonfiguration der PEMFC-Anlage (1,2 kW<sub>el</sub>), welche die derzeit realistischste Konfiguration für einen Markteintritt ist. Für W3 ergibt die Anlagenauslegung hingegen mit  $P_{el}=1,6$  kW eine leicht höhere Leistung, die sich besonders in den Wintermonaten unmittelbar auf die insgesamt erzeugte Strommenge auswirkt.

Die Betrachtung beschränkt sich nunmehr auf den Vergleich zwischen dem wärmegeführten Betrieb und dem Betrieb auf Basis der prognosebasierten Greedy-Heuristik. Letztere Optimierungsmethode wird als diejenige eingeschätzt, die für die reale Anwendung aufgrund ihrer moderaten Anforderungen an die Rechenleistung dezentraler Systeme am ehesten in Frage kommt. Eine Einordnung der generellen Lösungsgüte ist mit Hilfe der im vorangegangenen Abschnitt ausführlich dargestellten Kennzahlen möglich und zeigt die prinzipielle Eignung der Heuristik, obgleich mit einem aufwändigeren Optimierungsverfahren theoretisch weiterer Spielraum für Verbesserungen besteht (im Bereich weniger Prozentpunkte). Da für die folgende bilanzielle Betrachtung die Unterscheidung zwischen konstantem und zeitvariablem Stromtarif nur marginale Auswirkungen hat, beschränkt sich die Analyse in Analogie zu den heute überwiegend gültigen Rahmenbedingungen auf den Fall konstanter Tarife.

Aufgrund der üblichen Wärmebedarfscharakteristik von Haushalten in Deutschland kann ein Jahr grob in drei Bereiche eingeteilt werden. Neben der Winterperiode mit dem größten Heizbedarf tritt im Sommer lediglich ein geringer thermischer Bedarf auf, der überwiegend auf die Warmwasserbereitung zurückzuführen ist. Zwischen den beiden Extremen Winter und Sommer ist eine Übergangsphase zu erkennen, in welcher ab- oder wieder zunehmender Heizwärmebedarf besteht. Analog zum Verlauf des Wärmebedarfs verhält sich die maximale Betriebszeit der Mikro-KWK-Anlage, welche aufgrund der obligatorischen lokalen Nutzung der bereitgestellten Wärme und der begrenzten Speicherkapazität nicht nur jährlich, sondern auch saisonal gedeckelt ist. In Abbildung 7.10 wird dies indirekt durch die monatlich aufgelöste elektrische Bedarfs- und Bereitstellungscharakteristik deutlich. Während die Mikro-KWK-Anlage in den Wintermonaten aufgrund der hohen Laufzeit eine ebenfalls hohe Strommenge ausbringen kann, sinkt diese in den Übergangszeiten und insbesondere im Sommer stark ab.

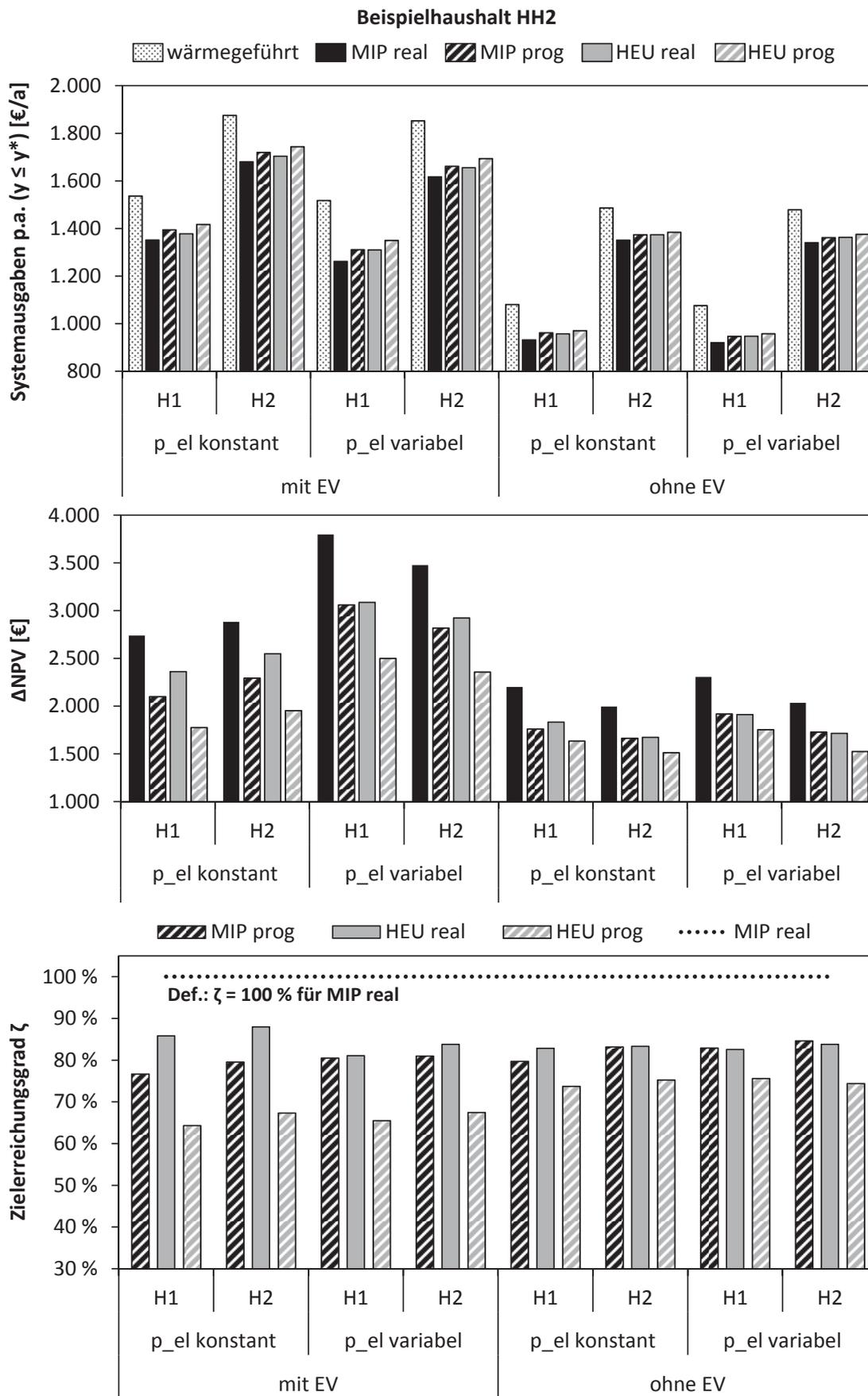


Abbildung 7.9: Grafische Darstellung der erzielten Ergebnisse für Beispielhaushalt HH2 in allen betrachteten Varianten und Szenarios

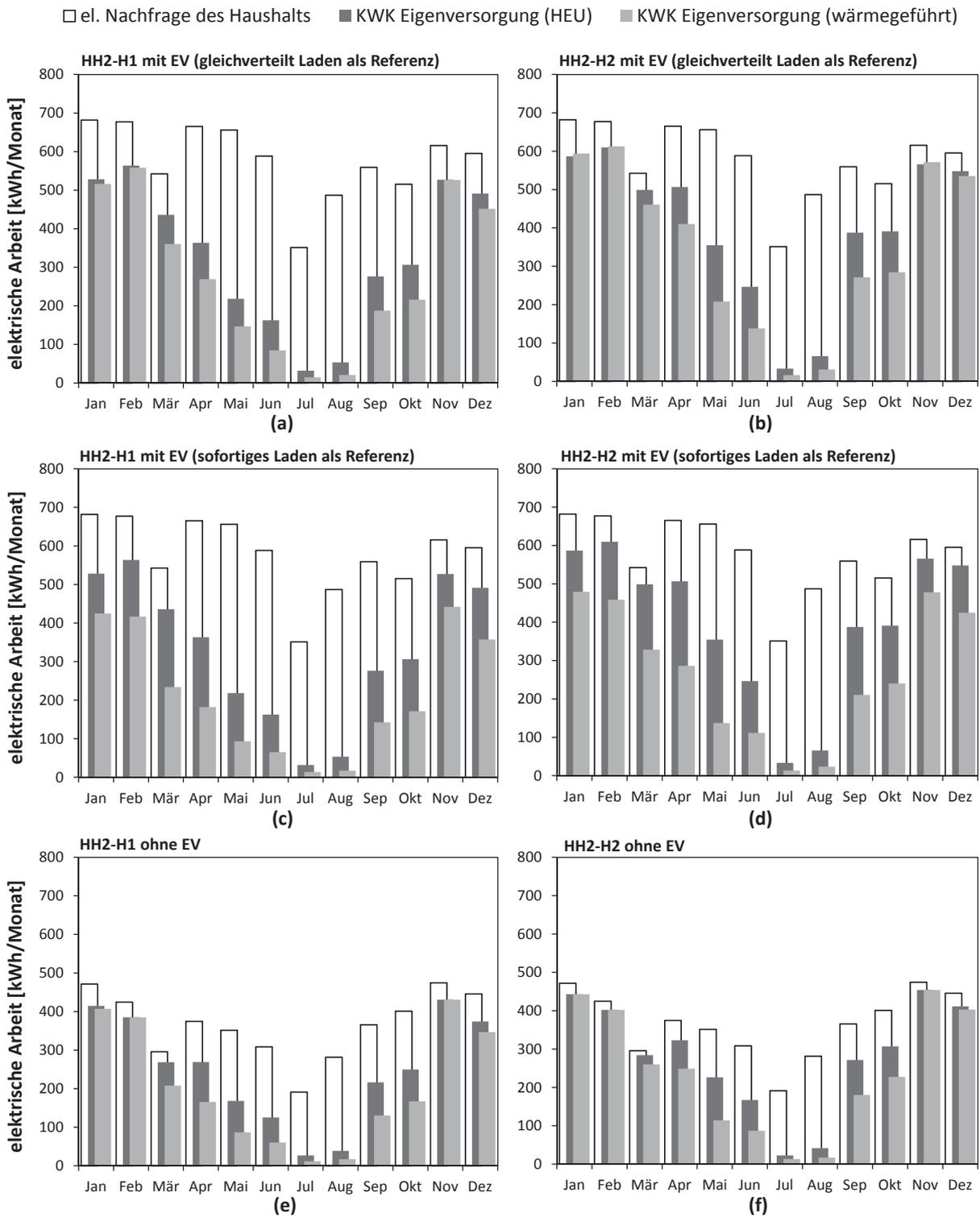


Abbildung 7.10: Saisonale Betrachtung der elektrischen Bedarfs- und Bereitstellungscharakteristik für Beispielhaushalt HH2 in unterschiedlichen Varianten und Szenarios

Der Strombedarf im Haushalt unterliegt aufgrund saisonaler Effekte zwar einer ähnlichen, aber wesentlich schwächer ausgeprägten Struktur. Entsprechend übersteigt die Ausbringungsmenge der Mikro-KWK-Anlage im Winter den Haushaltsbedarf, während dieser im Sommer deutlich unterschritten wird. Bedingt durch die unterschiedlichen spezifischen Heizwärmebedarfe H1 und H2 in den dargestellten Fällen zeigt sich die beschriebene Charakteristik für den höheren Wärmebedarf H2 deutlich ausgeprägter als im Fall von H1. Gleichzeitig zeigt die Darstellung, dass zur Generierung positiver Eigenversorgungseffekte durch die Betriebsoptimierung vor allem das Maß an Freiheitsgraden entscheidend ist (analog zu den Ausführungen im vorangegangenen Abschnitt). In den Fällen (a) und (b) mit der Referenzstrategie gleichverteilten Ladens des Elektrofahrzeugs ist im Winter kaum eine Erhöhung des Produktionsdeckungsgrades möglich, weil die Mikro-KWK-Anlage durchgehend bei Volllast betrieben wird und das Lademanagement im Vergleich zur Referenz kaum erhöhten Eigenverbrauch erzielen kann. In Übergangs- und Sommermonaten kann der Betrieb der Mikro-KWK-Anlage hingegen aufgrund des geringeren Wärmebedarfs zeitlich verlagert und somit besser auf die individuelle Bedarfscharakteristik des Haushalts angepasst werden. Dies wird auch in den Fällen (e) und (f) ohne zusätzliche positive Effekte eines Elektrofahrzeugs deutlich. Die größten Vorteile kann die integrierte Optimierung von Mikro-KWK-Betrieb und Ladestrategie erzielen, wenn für die Referenzbetrachtung von sofortigem Laden nach jedem Eintreffen des Fahrzeugs ausgegangen wird. Die Varianten (c) und (d) repräsentieren diese Rahmenbedingungen, wobei ebenfalls deutlich wird, dass im angepassten Referenzfall trotz Elektrofahrzeug nur noch eine leicht höhere Eigenversorgung im Vergleich zu den Varianten ohne Elektrofahrzeug realisiert werden kann. Ungesteuertes sofortiges Laden verschenkt somit in hohem Maße Potenziale zur Lastverschiebung im Interesse des Besitzers, insbesondere wenn dieser gleichzeitig der Mikro-KWK-Anlagenbetreiber ist. Diese Aussage gilt selbst dann, wenn die Mikro-KWK-Anlage rein wärmegeführt betrieben wird.

#### 7.4.4 Vergleichende Analyse einzelner Beispieltage

Aufbauend auf der vorangegangenen saisonalen Analyse erfolgt in diesem Abschnitt eine vergleichende Analyse unterschiedlicher Betriebsweisen anhand einzelner Beispieltage für HH2-H1 bei konstanten Stromtarifen. Um die Effekte der heuristischen Optimierung zu verdeutlichen, eignen sich vor allem Tage aus der Übergangszeit mit moderatem Wärmebedarf, da an diesen die größten Unterschiede zwischen den unterschiedlichen Betriebsweisen bestehen. Aufgrund der wochentagabhängigen Bedarfscharakteristik erfolgt die Betrachtung zunächst für einen Sonntag des Oktobers (vgl. Abbildung 7.11) und anschließend für zwei zusammenhängende Werkzeuge des März (vgl. Abbildung 7.12). Beide Abbildungen stellen oben die thermische Seite des wärmegeführten Betriebs dar. Der untere Teil der Abbildungen zeigt jeweils die thermische und elektrische Seite des Fahrplans, der sich aufgrund der prognosebasierten heuristischen Optimierung ergibt. Analog zu den verwendeten Größen in der Optimierung wird

das Level des thermischen Pufferspeichers als Energieinhalt angegeben. Des Weiteren sind die thermische und elektrische Leistung der KWK-Anlage idealisiert entsprechend der berechneten Betriebspunkte aus der Fahrplanoptimierung eingezeichnet, sodass von Erträgen während des Anfahrvorgangs abstrahiert wird (vgl. Abschnitt 3.2.3). Nachfrageseitig wird die reale thermische Last viertelstündlich geglättet angegeben, während die eingezeichnete elektrische Last den gemäß Abschnitt 6.5.1 synthetisierten Minutenwerten entspricht. Thermische Lastspitzen treten bspw. aufgrund von Warmwasserentnahmen und morgendlichen Heizspitzen auf. Sofern der Spitzenlastbrenner nicht eingesetzt werden muss, entfällt im Sinne der Übersichtlichkeit die Darstellung seiner Leistungslinie. Eventuelle Ladevorgänge des Elektrofahrzeugs sind Ergebnis der Heuristik und insbesondere abhängig von der prognostizierten elektrischen Haushaltslast. Um auf einzelne Aspekte besser Bezug nehmen zu können, sind in den Abbildungen markante Punkte markiert, auf die im Folgenden einzeln eingegangen wird.

- S1** Die Anlage startet entsprechend der wärmegeführten Betriebsstrategie aufgrund der Unterschreitung des Mindestspeicherstands des thermischen Pufferspeichers und behält den Betrieb bei Volllast aufrecht, bis das Level des Pufferspeichers eine definierte obere Schwelle erreicht. Anschließend wird die Anlage abgeschaltet und geht in die Warmhaltephase über, die vom Anlagenhersteller für Übergangszeiten vorgesehen ist, um häufige Start- und Stoppvorgänge anlagenschonend ausführen zu können.
- S2** In diesem Punkt zeigt sich eine evtl. vermeidbare Taktung, welche aufgrund der in der Heuristik verwendeten Blockbewertungsmetrik in Zusammenhang mit einem kleinen Prognosefehler für die elektrische Last entsteht (vgl. Situation S3). Im Sinne einer anlagenschonenden Fahrweise könnte das Abschalten entweder direkt in der Heuristik vermieden oder durch eine nachgelagerte Steuereinheit verhindert werden.
- S3** Aufgrund der leicht erhöhten elektrischen Prognose und einem vorhandenen Ladebedarf des Elektrofahrzeugs ergibt sich die Einlastung der Mikro-KWK-Anlage bei voller Leistung. Der Ladevorgang wird hierbei so geplant, dass die Summe aus prognostizierter elektrischer Haushaltslast und der Ladelast dem Output der Mikro-KWK-Anlage entspricht und sich somit die maximal mögliche Eigennutzung ergibt.
- S4** Eine zu hohe Prognose der elektrischen Haushaltslast sorgt für die Erhöhung der Anlagenleistung auf 100 %, doch die antizipierte Mittagsspitze tritt nicht auf. Aufgrund der weiterhin hohen Freiheitsgrade (niedriges Level des thermischen Speichers) hat der Prognosefehler aber keine negativen Auswirkungen auf den Betrieb des restlichen Tages.
- S5** Da der thermische Speicherstand aufgrund der prognostizierten thermischen Last unter das Mindestlevel zu fallen droht, wird die Anlagenleistung bereits kurz vor dem korrekt antizipierten Zeitraum hoher elektrischer Nachfrage erhöht. Da in diesem Zeitraum kein Ladebedarf besteht, mit dem das Füllen der Lücke zwischen elektrischer Last und Anlagenleistung möglich wäre, wird ein Teil des lokal produzierten Stroms ins elektrische Netz zurückgespeist.

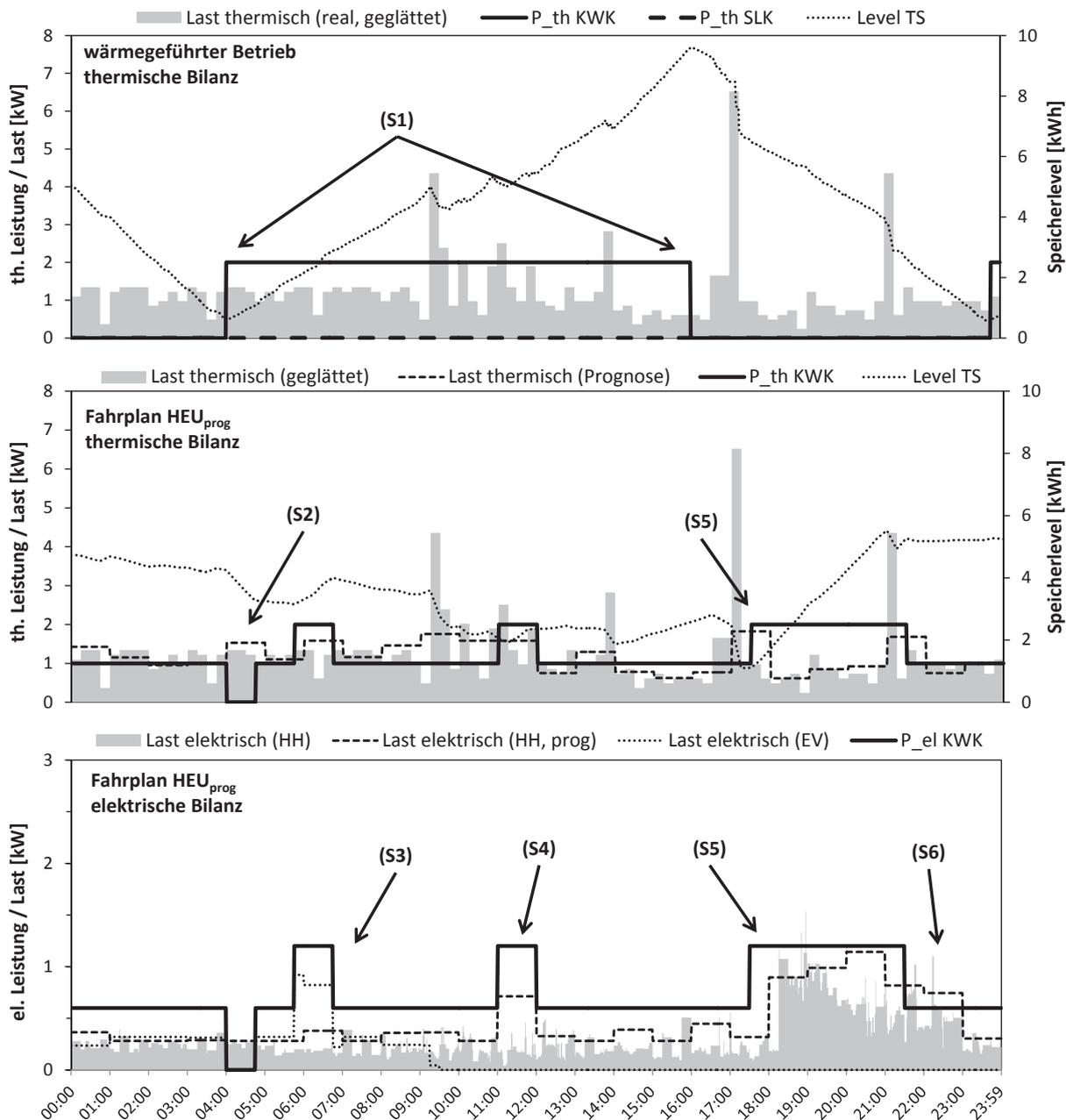


Abbildung 7.11: Analyse eines Sonntags aus der Übergangszeit und bei konstantem Strompreis in HH2-H1

**S6** Trotz der Tatsache, dass die prognostizierte elektrische Last die eingeplante Anlagenleistung übersteigt, wird letztere nicht erhöht. Der Grund hierfür ist eine zukünftige Speicherrestriktion des thermischen Pufferspeichers, aufgrund derer die Blockbewertungsmetrik für vorangegangene Stunden verändert wurde.

**W1** Entspricht der Situation S1: Die Anlage startet im wärmegeführten Betrieb aufgrund der Unterschreitung des Mindestspeicherstands im thermischen Pufferspeicher und behält den Betrieb bei Volllast aufrecht, bis das Level des Pufferspeichers die definierte obere Schwelle erreicht. Anschließend wird die Anlage abgeschaltet und geht in die Warmhaltephase über.

- W2** In dieser Situation fällt zufällig das Unterschreiten des Mindestspeicherstands im thermischen Pufferspeicher und eine thermische Lastspitze zusammen. Deshalb muss der Spitzenlastkessel, der in der Übergangszeit sonst nur selten zum Einsatz kommt, zugeschaltet werden. Um eine verzerrte Darstellung zu vermeiden, ist die notwendige Leistung des SLK halbiert in das Schaubild eingezeichnet.
- W3** Aufgrund des antizipierten hohen elektrischen Bedarfs bei gleichzeitig niedrigem thermischem Speicherstand wird die Mikro-KWK-Anlage eingelastet. Es erfolgt kein zeitlich weiter ausgedehnter Betrieb aufgrund der komplexen Wechselwirkung zwischen der zur Einlastung maßgeblichen Blockbewertungsmetrik und dem zukünftigem thermischem Speicherstand, der An- und Abwesenheit des Elektrofahrzeugs sowie dem prognostizierten zukünftigen elektrischen Bedarf (vgl. Situationen W4 und W5).
- W4** Die Anwesenheit des Elektrofahrzeugs bzw. dessen Ladebedarf ermöglicht zeitweise die vollständige Eigennutzung des lokal erzeugten Stroms. Aufgrund der antizipierten Speicherrestriktionen wird die Anlagenleistung jedoch teilweise reduziert. Der Zeitraum dieser Leistungsreduktion wird auf Basis der ökonomisch motivierten Bewertungsmetrik der Greedy-Heuristik getroffen (vgl. Abschnitt 6.4).
- W5** Die verfügbaren Freiheitsgrade beim Ladevorgang werden zunächst ausgeschöpft, um die Eigennutzung zu maximieren. Nachdem keine weiteren Möglichkeiten hierzu bestehen, wird die Ladeleistung zum frühesten erlaubten Zeitpunkt auf den Maximalwert erhöht, bis der insgesamt geforderte Ladebedarf erfüllt ist. Alternativ könnte auch eine konstante Erhöhung der Ladelaast erfolgen, um Lastspitzen zu vermeiden. Im Fall zeitvariabler Stromtarife erfolgt die Verteilung des übrigen Ladebedarfs hingegen preisbasiert.

Entsprechend der dargestellten Situationen wird die Anlage in Abhängigkeit der elektrischen Lastprognose sowie unter Berücksichtigung zukünftiger Speicherrestriktionen eingeplant und der Ladevorgang auf die antizipierten Leistungsüberschüsse angepasst. Temporäre Reduktionen der Leistung oder das Abschalten der Anlage erfolgen entweder aufgrund mangelnden Wärmebedarfs oder analog zu W4 aufgrund antizipierter zukünftiger Speicherrestriktionen in Wechselwirkung mit der Bewertungsmetrik der Heuristik, die entscheidend vom prognostizierten zeitlichen Verlaufs des elektrischen Haushaltsbedarfs abhängt.

#### **7.4.5 Ergebnisse bei sofortigem Laden als Referenzstrategie**

Um die positiven Effekte der integrierten Fahrplan- und Ladeoptimierung nicht zu überschätzen, diente in den bisherigen Analysen die Strategie gleichverteilten Ladens als Referenz. Dieser Herangehensweise kann das andere Extrem des sofortigen Ladens als Referenzstrategie gegenübergestellt werden. Beim sofortigen Laden gilt die Annahme, dass das Elektrofahrzeug direkt nach dem Eintreffen mit der maximal möglichen Leistung geladen wird, bis der komplette Ladebedarf erfüllt wurde oder das Fahrzeug den Ort des Ladens wieder verlässt. Die

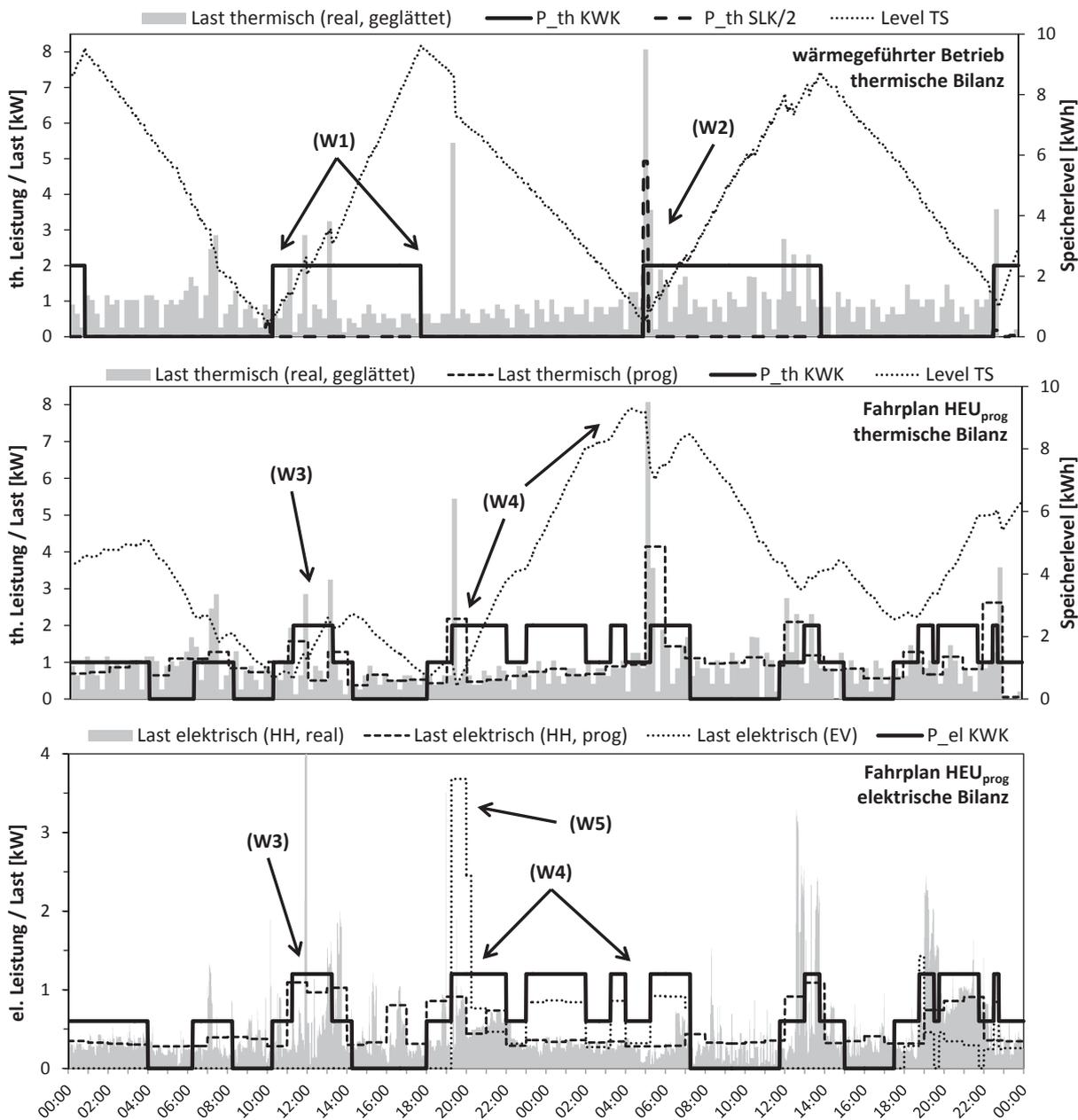
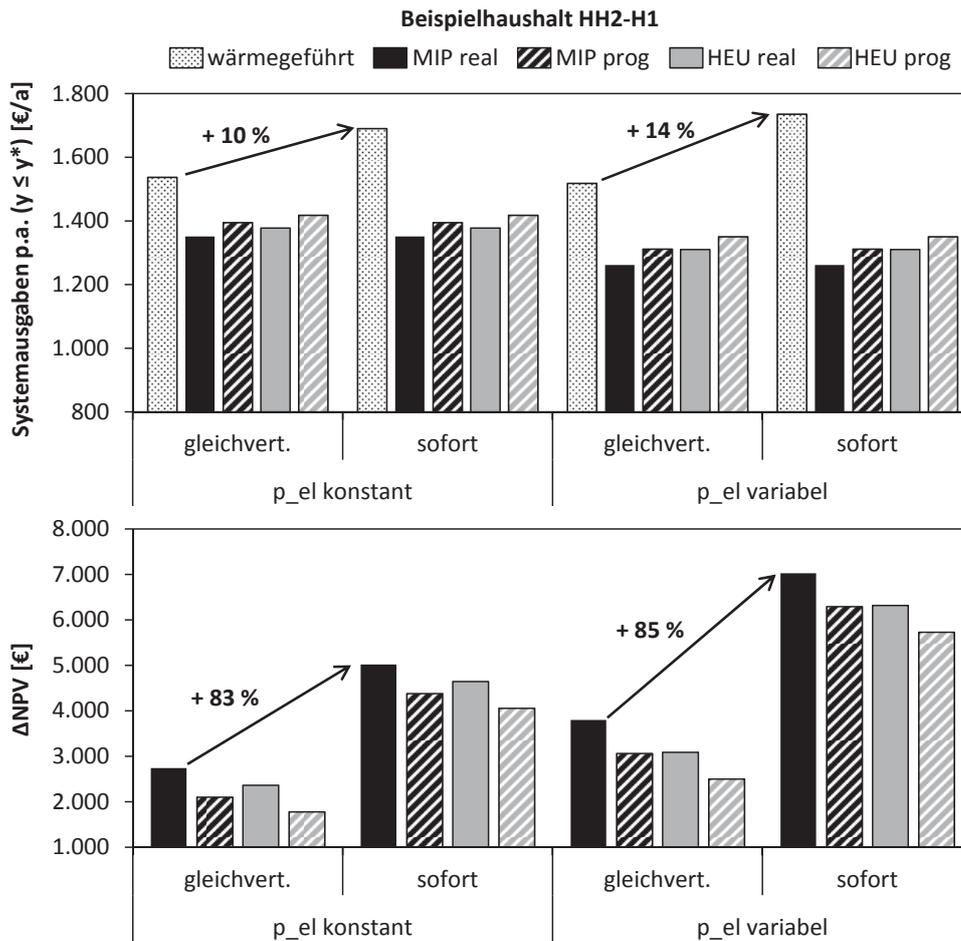


Abbildung 7.12: Analyse zweier zusammenhängender Werktage aus der Übergangszeit und bei konstantem Strompreis in HH2-H1

Ladeleistung übersteigt somit in der Regel die elektrische Leistung der Mikro-KWK-Anlage, weshalb nur ein Bruchteil zum Eigenverbrauch beiträgt und der übrige Anteil der Ladelast über das elektrische Netz bereitgestellt werden muss.

Der in Abbildung 7.13 dargestellte beispielhafte Vergleich der erzielten Ergebnisse mit den bisher ausgewiesenen für die Variante HH2-H1 zeigt, dass sich die relativen Vorteile, welche durch die integrierte Fahrplan- und Ladeoptimierung entstehen, bei der Annahme sofortigen Ladens als Referenzladestrategie in etwa verdoppeln. Auch verbessert sich der Zielerreichungsgrad aller Varianten deutlich, da dieser relativ zur zusätzlichen Einsparung bei Anwendung der MIP Lösung bei perfekter Kenntnis der realen Lastgangdaten definiert ist. Die bilanziellen Ef-



**Abbildung 7.13:** Änderung der Ergebnisse für HH2-H1 bei der Referenzstrategie sofortigen Ladens

fekte sofortigen Ladens als Referenzlade-strategie wurden bereits in Abbildung 7.10 deutlich. Während die absoluten jährlichen Systemausgaben der optimierten Strategien konstant bleiben, generieren sie relativ zum nunmehr veränderten Referenzfall größere positive Effekte.

#### 7.4.6 Auswirkungen eines stationären elektrischen Speichers

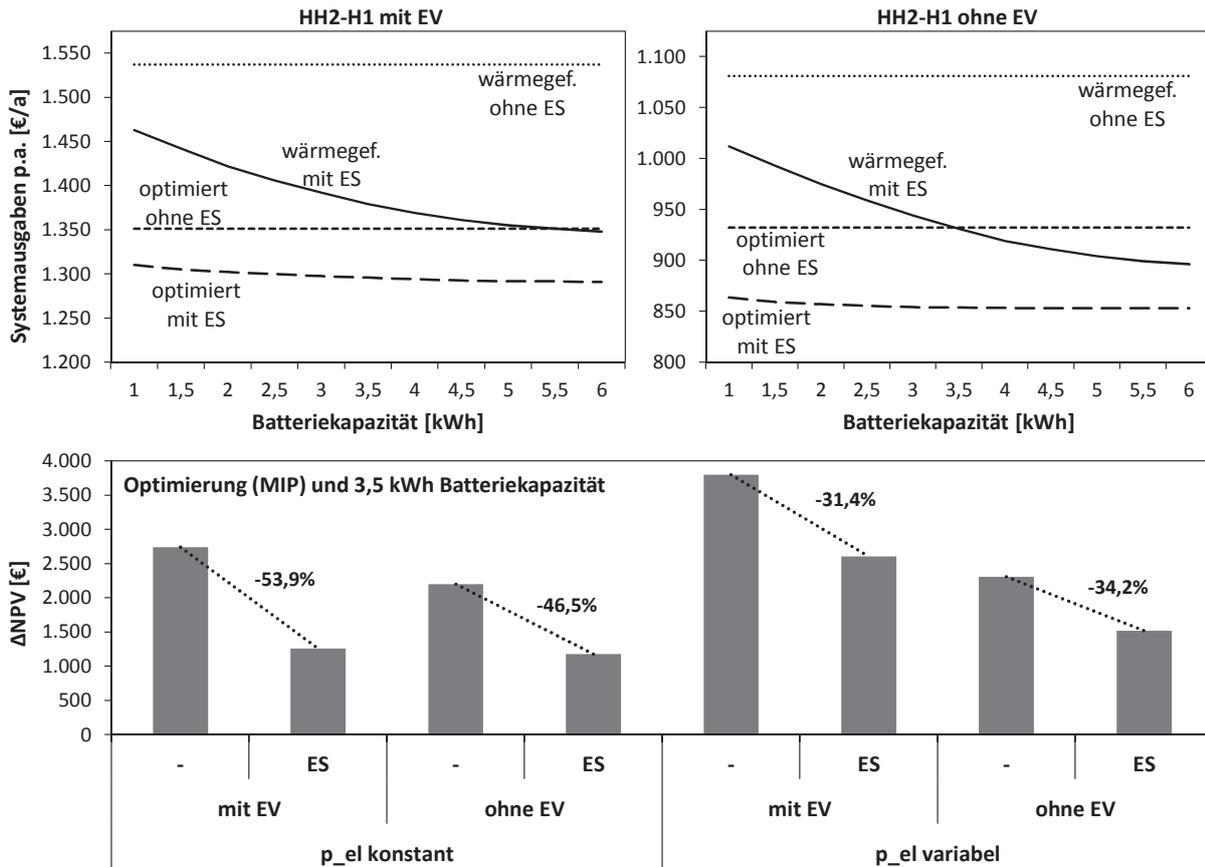
Die möglichen Auswirkungen eines stationären elektrischen Speichers werden mit Hilfe eines exemplarischen Beispiels evaluiert. Dieses dient weniger einer tiefgehenden Analyse als vielmehr einem Ausblick auf zukünftige Forschungsfragen. In der bisherigen Analyse wurde die Betrachtung stationärer Batteriespeicher bewusst ausgeklammert, da diese gemessen an den heute üblichen Mikro-KWK-Anlagenkonfigurationen zu signifikanten Zusatzinvestitionen führen. Aufgrund der im Rahmen dieser Arbeit geschaffenen, umfangreichen Methodenbasis bietet es sich jedoch an, einen kurzen Ausblick zu geben, auch um ggf. weitere Forschungs- und Entwicklungsvorhaben zu motivieren.

Zur Berücksichtigung eines stationären elektrischen Speichers wird zunächst die Referenzstrategie des wärmegeführten Betriebs um einfache Regeln zur Speicherbewirtschaftung erweitert. Es liegt die Annahme zugrunde, dass die Batterie genutzt werden soll, um möglichst

viel lokal produzierten Strom zwischenspeichern und diesen bei Bedarf der lokalen Verwendung zuzuführen. Das Beladen des elektrischen Speichers aus dem elektrischen Netz sowie die Netzeinspeisung ist hingegen weder für den optimierten noch den wärmegeführten Betrieb vorgesehen. Konkret wird die wärmegeführte Betriebsstrategie so erweitert, dass unter Einhaltung der technischen Restriktion maximaler Ladeleistung und Batteriekapazität jeglicher lokal produzierte Strom, der die Haushaltsnachfrage übersteigt, in der Batterie zwischengespeichert wird. Umgekehrt wird die Batterie im Rahmen ihrer technischen Möglichkeiten (maximale Entladeleistung, minimaler Speicherstand) immer dann entladen, wenn die lokale elektrische Nachfrage das lokal bereitgestellte Angebot übersteigt. In der Regel erreicht die Batterie somit während der Betriebsphasen der Mikro-KWK-Anlage ihren maximalen Ladezustand und wird spätestens nach dem Abschalten der KWK-Anlage in relativ kurzer Zeit bis zur vorgegebenen unteren Grenze entladen. Im optimierten Betrieb entscheidet hingegen das Optimierungsmodell auf Basis einer integrierten Betrachtung und unter Berücksichtigung aller Wechselwirkungen sowohl über den Betrieb der KWK-Anlage als auch das Laden bzw. Entladen des elektrischen Speichers (vgl. Abschnitt 6.3.1).

Je nach Kapazität, Lade- und Entladeleistung sowie der verwendeten Batterietechnologie ergeben sich durch einen stationären Batteriespeicher Zusatzinvestitionen im Bereich von ca. 300 bis 1.500 €/kWh. Niedrige Werte für die spezifische Investition sind derzeit allerdings nur für Blei-Säure Batterien erreichbar, welche aufgrund ihrer geringen zyklischen Lebensdauer häufige Ersatzinvestitionen zur Folge haben. Zyklenstabilere Batterietechnologien wie bspw. die Lithium-Ionen-Technologie weisen derzeit noch spezifische Investitionen am oberen Ende der angegebenen Bandbreite auf (PV, 2012; VDE, 2012a, 2009). Im folgenden exemplarischen Beispiel wird die nutzbare Batteriekapazität von 1,0 bis 6,0 kWh variiert sowie eine maximale Ladeleistung von 2,2 kW und eine maximale Entladeleistung von 3,8 kW angenommen. Letztere Werte basieren auf Angaben aus PV (2012) zu einem Batteriesystem mittlerer Größe und vergleichsweise niedriger spezifischer Investition von ca. 500 €/kWh nutzbarer Kapazität in Höhe von 3,5 kWh. Die durchschnittliche Lade- und Entladeeffizienz entspricht mit 90 % dem Wert, der auch für das Laden des Elektrofahrzeugs angenommen wurde (vgl. Abschnitt 6.1 und Helms et al. (2010)).

Abbildung 7.14 stellt die Ergebnisse der Analyse im Szenario HH2-H1 dar. Im oberen Teil der Abbildung wird die Entwicklung der jährlichen Versorgungsausgaben für den wärmegeführten und optimierten Betrieb ( $MIP_{real}$ ) bei Variation der Kapazität des stationären elektrischen Speichers dargestellt. Als Referenzwerte dienen je Betriebsstrategie die Ausgaben, die ohne elektrischen Speicher errechnet wurden. Die Darstellung zeigt deutlich, dass im Sinne der Minimierung der jährlichen Systemausgaben die Ergänzung des Mikro-KWK-Systems mit einem Batteriespeicher insbesondere dann interessant ist, wenn kein Elektrofahrzeug vorhanden ist. Dies gilt explizit auch für den wärmegeführten Betrieb, für den die jährlichen Ausgaben relativ zum Ausgangswert deutlich stärker degressiv verlaufen als im Fall des optimierten Betriebs. Letzterer profitiert hingegen bereits von einer sehr kleinen Batteriekapazität, ohne je-



**Abbildung 7.14:** Analyse der Auswirkungen eines stationären elektrischen Speichers bei unterschiedlichen Rahmenbedingungen

doch weitere nennenswerte Vorteile bei steigender Größe zu generieren. Es kann des Weiteren gezeigt werden, dass im Fall ohne Elektrofahrzeug eine Speichergröße von 3,5 kWh genügt, um die jährlichen Ausgaben bei wärmegeführtem Betrieb auf das Niveau des optimierten Betriebs ohne stationären elektrischen Speicher zu senken. Für eben diesen Schnittpunkt stellt der untere Teil der Abbildung die Veränderung der Werte des  $\Delta$ NPV durch die Integration des Batteriesystems dar. Während in der Variante ohne Batteriespeicher der optimierte relativ zum wärmegeführten Betrieb große Vorteile über die Anlagenlaufzeit bewirkt, nehmen diese mit dem Vorhandensein eines stationären elektrischen Speichers deutlich ab. Dennoch ist ersichtlich, dass auch weiterhin absolute Vorteile generiert werden können, insbesondere wenn aufgrund zeitvariabler Stromtarife zusätzlicher Optimierungsspielraum für den Anlagenbetrieb und die Speicherbewirtschaftung gegeben ist.

Insgesamt kann konstatiert werden, dass ein stationärer elektrischer Speicher den Einsatz aufwändiger Optimierungsmethoden partiell konterkariert. Gleichzeitig sind Batteriesysteme jedoch mit signifikanten Zusatz- sowie ggf. auch Ersatzinvestitionen verbunden und der wärmegeführte Betrieb wird weiterhin vom optimierten Betrieb dominiert, allerdings mit abnehmender Intensität. Es besteht also weiterhin in jeder Situation Anlass zum Einsatz der im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Methoden, obgleich im konkreten Anwendungsfall nur eine

ganzheitliche ökonomische Betrachtung unter Berücksichtigung aller dynamischen Randbedingungen als fundierte Entscheidungsgrundlage für eine der möglichen Varianten dienen kann. Bei den heutigen Werten der spezifischen Investitionen für Batteriesysteme erscheinen diese im Zusammenhang mit einer Mikro-KWK-Anlage aus ökonomischer Sicht nur von zweifelhaftem Vorteil. Gleichwohl könnten sich stationäre Speicher im Sinne der Steigerung des Autarkiegrads eines Haushalts als Verkaufsargument eignen, sofern die Kaufentscheidung eines Interessenten nicht ausschließlich ökonomisch motiviert sein sollte.

#### 7.4.7 Sensitivitätsanalyse für unsichere Rahmenparameter

In einer abschließenden Sensitivitätsanalyse werden die Ergebnisse der prognosebasierten Heuristik wiederum am Beispiel des Haushalts HH2-H1 mit Elektrofahrzeug untersucht. Als Kenngröße für die erzielte ökonomische Verbesserung dient der Wert des  $\Delta$ NPV, einerseits berechnet gegenüber der Referenzstrategie des wärmegeführten Betriebs und andererseits gegenüber der ungekoppelten Versorgung. Beide Zahlen beziehen sich weiterhin ausschließlich auf den Betrieb der Anlage und erlauben keine Rückschlüsse auf die absolute Wirtschaftlichkeit der untersuchten Mikro-KWK-Anlage.

Für die Sensitivitätsanalyse wurden neben den unsicheren Strom- und Gaspreisen auch die von politischen Rahmenbedingungen abhängige Höhe des KWK-Bonus variiert. Schwankende Renditeerwartungen eines potenziellen Investors werden durch die Variation des kalkulatorischen Zinssatzes erfasst. Mit der Nutzungsdauer wird darüber hinaus ein weiterer wesentlicher Parameter betrachtet, der einer gewissen Unsicherheit unterliegt. Im Gegensatz zu den bisher genannten Parametern können die für das Referenzsystem angenommenen technischen Parameter als weitgehend gesichert angesehen werden. Zwar könnte deren Variation interessante Ergebnisse in Hinblick auf sinnvolle technische Weiterentwicklungen geben, doch stehen diese, auch aufgrund des sehr hohen Berechnungsaufwands, nicht im Fokus der vorliegenden Arbeit.

Die Variation der unsicheren Rahmenparameter erfolgt jeweils im Bereich  $\pm 50\%$  bezogen auf den jeweiligen Basiswert gemäß Tabelle 7.1. Die resultierenden prozentualen Änderungen der beiden  $\Delta$ NPV-Werte sind in Abbildung 7.15 dargestellt. Es zeigt sich, dass erwartungsgemäß der Strombezugspreis den größten Einfluss auf das erzielte Ergebnis hat. Steigt der Preis für den Netzbezug elektrischer Energie, erhöhen sich die durch die vorgestellten Methoden erzielten ökonomischen Vorteile deutlich. Dieser Schluss gilt sowohl für den optimierten Betrieb gegenüber der wärmegeführten Referenzstrategie als auch gegenüber der ungekoppelten Versorgung des Haushalts. In leicht schwächer ausgeprägter, aber ebenfalls positiver Art und Weise wirkt sich eine Erhöhung der Anlagenlebensdauer auf das Ergebnis aus. Andererseits zeigt sich, dass die ausgewiesenen Verbesserungen bei einer Verkürzung des Betrachtungszeitraums um 10 Jahre ( $-50\%$ ) lediglich noch  $60\%$  des Ursprungswerts betragen. Da die Anlage aufgrund der Deckelung der jährlichen Laufzeiten durch den Wärmebedarf sowohl im optimierten als auch wärmegeführten Betrieb nahezu identische Laufzeiten aufweist, haben der KWK-Bonus

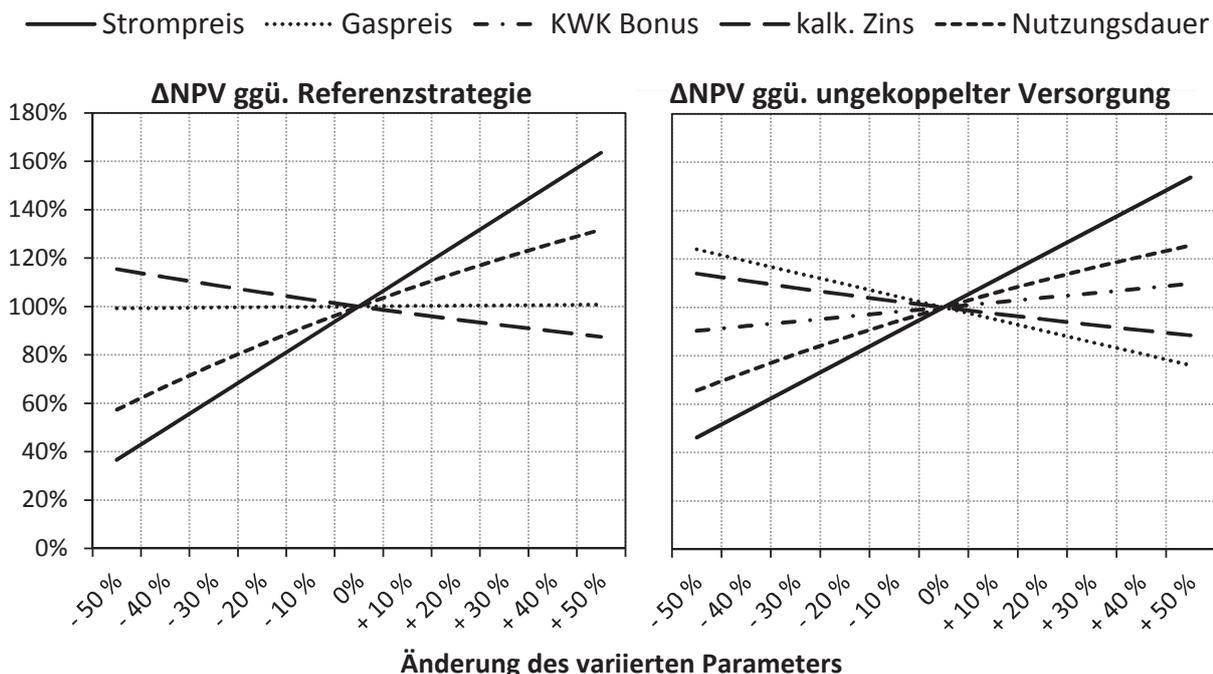


Abbildung 7.15: Sensitivität des ΔNPV bezüglich ökonomischer Rahmenparameter

und der Gaspreis auf den Wert des ΔNPV gegenüber der wärmegeführten Strategie keinen Einfluss. Dies ist im Falle des KWK-Bonus durch die Struktur der gesetzlichen Förderung bedingt, da die Zahlung sowohl für den selbst verbrauchten als auch für den ins elektrische Netz eingespeisten Strom gewährt wird. Gegenüber der ungekoppelten Versorgung wirkt sich eine Steigerung des KWK-Bonus hingegen positiv aus, während ein steigender Gaspreis zu einer leichten Verschlechterung des Ergebnisses führt. Letzteres ist bedingt durch die Tatsache, dass der Betrieb einer Mikro-KWK-Anlage stets einen erhöhten Gasbezug gegenüber dem Fall der ungekoppelten Versorgung zur Folge hat. Als letzter ökonomischer Rahmenparameter wurde der kalkulatorische Zinssatz variiert, der die Renditeerwartungen eines Investors widerspiegelt. Entsprechend wirkt ein erhöhter Zinssatz leicht dämpfend auf die Werte des ΔNPV.

Abschließend ist zu betonen, dass keiner der variierten Parameter innerhalb eines realistischen Variationsbereichs zu einer Vorteilskehr gegenüber den Referenzstrategien führt. Gleichwohl schmälern gewisse Parameteränderungen die relativen Vorteile, sodass insgesamt die Wirtschaftlichkeit der Mikro-KWK-Anlage gefährdet sein kann. Dies gilt dann jedoch in noch größerem Maße auch für die Referenzstrategie. Andererseits zeigt die Sensitivität der Ergebnisse gegenüber dem Strombezugspreis, dass das entwickelte Konzept im wahrscheinlichen Fall weiter steigender Strompreise zusätzlich an Attraktivität gewinnt. Diese Aussage gilt auch dann, wenn der Gasbezugspreis in gleichem Maße steigt, da das Ergebnis hinsichtlich dieses Parameters gegenüber der wärmegeführten Strategie nicht sensitiv ist, bzw. die entstehenden Nachteile gegenüber der ungekoppelten Versorgung von dann wahrscheinlich ebenfalls steigenden Strompreisen überkompensiert werden.

# Kapitel 8

## Schlussfolgerungen und Ausblick

### 8.1 Das entwickelte Modellsystem

Die politischen und gesetzlichen Rahmenbedingungen in Deutschland schreiben eine vollständige ortsnahe Nutzung der durch eine Mikro-KWK-Anlage bereitgestellten Wärme vor. Diese primärenergetisch sinnvolle Verpflichtung begrenzt jedoch die Anlagenlaufzeit in Perioden mit niedrigem Heizwärmebedarf. Da insbesondere hocheffiziente brennstoffzellenbasierte Mikro-KWK-Anlagen darüber hinaus nur eine eingeschränkte Flexibilität im Betrieb bieten, werden diese in der Regel wärmegeführt betrieben. Die Anschaltzeitpunkte der Anlage orientieren sich hierbei ausschließlich am Füllstand des obligatorischen thermischen Pufferspeichers, ohne die lokale Nachfrage nach Elektrizität zu berücksichtigen. Unter Einbezug der Erlösstruktur aus Sicht des Anlagenbetreibers ergibt sich jedoch, dass eine Maximierung der Eigennutzungsrate lokal erzeugten Stroms angestrebt werden sollte. Um letzteres zu erreichen, bietet sich eine Anlageneinsatzplanung unter Berücksichtigung der kurzfristigen zukünftigen lokalen Nachfragestruktur an, welche jedoch mit hohen haushaltsindividuellen Unsicherheiten behaftet ist. Als nachfrageseitiges Flexibilitätspotenzial ist darüber hinaus zukünftig ggf. das gesteuerte Laden von Elektrofahrzeugen von Interesse. Durch lange Parkzeiten und den meist hohen täglichen Strombedarf, eignet es sich besonders zur Lastverschiebung.

Dieser Problemstellung widmet sich das im Rahmen der vorliegenden Arbeit entwickelte Modellsystem P-OPT, das aus Modulen zur *Lastprognose*, *Optimierung* und *Simulation* besteht. Der zentrale methodische Ansatz ist die tägliche Durchführung einer kurzfristigen haushaltsindividuellen Lastprognose zur Behandlung nachfrageseitiger Unsicherheiten und der darauf aufbauenden Fahrplan- und Ladeoptimierung mit rollierendem Zeithorizont. Als Eingangsdaten dienen hierfür neben ökonomischen Rahmenparametern wie dem Strompreis, der beispielhaft auch als zeitvariabler Tarif auf Basis der residualen Netzlast abgeleitet wird, v. a. haushaltsindividuelle thermische und elektrische Lastgänge für den jeweils untersuchten Zeitraum eines Jahres. Zur Aufbereitung der hierzu notwendigen umfangreichen Datengrundlage werden gemessene elektrische Lastgänge in viertelstündlicher Auflösung (LSEW, 2012) so-

wie thermische Lastgänge verwendet, die basierend auf den Berechnungsvorschriften aus VDI (2008) unter Einbezug historischer Wetterdaten (DWD, 2012) abgeleitet werden. Darüber hinaus kommt zur Bestimmung der täglichen Ladebedarfe eines Elektrofahrzeugs ein physikalisches Modell zum Einsatz. Hierfür wird als Datengrundlage eine selbst durchgeführte Fahrprofilmessung über ein komplettes Jahr mit über 600 Wegen in jeweils sekundlicher zeitlicher Auflösung verwendet (LSEW, 2012), woraus der theoretische Energiebedarf des Elektrofahrzeugs bestimmt werden kann.

In der realen Anwendung herrscht zum Zeitpunkt der Fahrplanoptimierung eine signifikante Unsicherheit hinsichtlich der kurzfristigen zukünftigen zeitlichen Struktur und Höhe der Haushaltsnachfrage, insbesondere für den elektrischen Lastgang. Diese Unsicherheit wird im Rahmen des entwickelten Modellsystems mit Hilfe des Moduls der haushaltsindividuellen *Lastprognose* adressiert, welche versucht bekannte historische Lastgänge sowie wenige Zusatzinformationen zu nutzen, um die notwendigen Daten für die Optimierung bereitzustellen. Hierbei kann einerseits auf eine umfangreiche Methodenbasis zurückgegriffen werden, da die Prognose elektrischer Lastgänge auf aggregierter Ebene eine intensiv untersuchte Problemstellung darstellt. Andererseits ist die Übertragung existierender Methoden nicht trivial, da der stark fluktuierende und vom Lebenswandel der Bewohner abhängige Lastverlauf von Einzelhaushalten die Prognose erschwert. Entsprechend ist zunächst ein Vergleich verschiedener Ansätze zur Lastprognose durchzuführen, wobei hierbei versucht wird, die verfügbare Bandbreite existierender Methoden abzudecken. Neben intuitiven Referenzmethoden, einer klassischen uni- und einer multivariaten Methode werden deshalb mit einem Neuro-Fuzzy-System und einem vorwärtsbetriebenen künstlichen neuronalen Netz auch moderne Methoden des Soft Computing untersucht. Integraler Bestandteil der Analyse ist dabei auch die Anwendung unterschiedlicher Modellansätze. Entsprechend der Zielsetzung fokussiert die Entwicklung einerseits auf eine möglichst generische Kalibrierung der Prognosemodelle und andererseits auf die Möglichkeit des Einsatzes datengetriebener Trainingsverfahren, die keine aufwändige Modellanpassung an jeden Haushalt und gleichzeitig nur wenige Nutzereingriffe während des Betriebs erforderlich machen. Insgesamt ergibt sich, dass für die kurzfristige elektrische Lastprognose mit dem Neuro-Fuzzy-System ANFIS im Tagesmodellansatz und der multiplen Regression im Stundenmodellansatz zwei weitgehend gleichwertige und den anderen Implementierungen gleichzeitig durchgängig überlegene Alternativen existieren, mit deren Hilfe der für die Optimierung relevante Informationsverlust gegenüber dem ex-ante unbekanntem realen Lastgang verglichen mit den naiven Referenzmethoden im Durchschnitt etwa halbiert werden kann.

Die beiden Module zur *Optimierung* verwenden die erstellten Lastprognosen, um den Einsatz der Mikro-KWK-Anlage aus ökonomischer Sicht zu optimieren und eine optimierte Lade-strategie für ein Elektrofahrzeug zu ermitteln. Hierzu wird zunächst ein gemischt-ganzzahliges lineares Programm aufgestellt und in der Modellierungsumgebung GAMS implementiert. Die

Lösung erfolgt mit Hilfe des Branch-and-Cut Algorithmus, der im verwendeten kommerziellen Solver CPLEX 12.0 enthalten ist. Die Ganzzahligkeit des Problems resultiert aus der technisch bedingten Beschränkung der betrachteten Anlage auf zwei fest vorgegebene Betriebspunkte sowie der Notwendigkeit der Berücksichtigung vorgegebener Mindestbetriebs- und Mindeststillstandszeiten. Für die Betrachtung eines ganzen Jahres ergibt sich aufgrund der viertelstündlichen zeitlichen Auflösung der Optimierung ein erheblicher Problemumfang (140.535 Binärvariablen), der u. a. aufgrund der NP-Vollständigkeit gemischt-ganzzahliger Programme zur Unlösbarkeit in vertretbarer Zeit führt. Da jedoch für die reale Anwendung eine tägliche Iteration der Optimierung angestrebt wird und der Zeithorizont eines gesamten Jahres auch hinsichtlich der täglich verfügbaren Informationen über den zukünftigen Nachfrageverlauf nicht sinnvoll erscheint, wird als Lösungsansatz für die genannte Problematik eine zeitbasierte Dekomposition des Problems umgesetzt. Hierbei ergibt sich, dass ein rollierender Ansatz mit überlappendem Zeithorizont je Subproblem einem strikt myopischen Ansatz vorzuziehen ist, da Konsistenzprobleme wie die tägliche Leerung des thermischen Speichers gegen Ende des Tages vermieden werden. Als die am besten geeignete Konfiguration erweist sich ein zweitägiger Zeithorizont je Subproblem, wobei nach der täglichen Optimierung jeweils nur der Fahrplan eines Tages fixiert wird, während der des zweiten Tages durch die folgende Optimierungsiteration mit der dann angepassten Lösung überschrieben wird.

Aufgrund der NP-Vollständigkeit gemischt-ganzzahliger Programme sowie der Tatsache, dass für dezentrale Steuerungssysteme pro Anlage nur mit einer stark begrenzten Rechenleistung und Speicherausstattung sowie aus Wirtschaftlichkeitsgründen evtl. auch mit dem Fehlen kommerzieller Solver Software gerechnet werden muss, ist zu bezweifeln, dass eine Umsetzung des entwickelten gemischt-ganzzahligen Programms in der Praxis einfach möglich ist. Dies gilt insbesondere, da eine weitere Erhöhung der notwendigen Anlageninvestition aufgrund von leistungsfähiger Hardware vermieden werden soll, um die erzielbaren ökonomischen Vorteile nicht direkt wieder zu konterkarieren. Deshalb wird als alternative Optimierungsmethode eine problemspezifische, zweistufige Greedy-Heuristik entwickelt, welche das Ziel verfolgt, eine gute Lösung mit vertretbarem algorithmischen Aufwand zu ermitteln. Der überlappende Zeithorizont von zwei Tagen je Subproblem orientiert sich hierbei an den Erkenntnissen, die im Rahmen der Entwicklung des gemischt-ganzzahligen Programms gewonnen wurden. Bei der Implementierung wird die zugrundeliegende Problemstruktur insofern ausgenutzt, als dass in der ersten Stufe des Algorithmus mit Hilfe einer ökonomischen Bewertungsmetrik jeder Zeitschritt in Abhängigkeit des gerade gültigen Strompreises sowie der elektrischen Nachfrage individuell bewertet werden kann. Durch das Zusammensetzen mehrerer Zeitschritte und deren Bewertungen zu technisch gültigen Betriebsblöcken ergibt sich eine Rangfolge der Betriebszeiten aus ökonomischer Sicht und somit die Möglichkeit den Betrieb unter Einhaltung aller technischen Restriktionen iterativ zu planen. In der zweiten Stufe des Algorithmus wird basierend auf der Einsatzplanung der ersten Stufe eine angepasste Ladestrategie ermittelt, sofern ein Elektrofahrzeug im Betrachtungszeitraum einen Ladebedarf aufweist. Als Ergebnis entstehen

ein Anlagenfahrplan und eine Ladestrategie, die zwar in der Regel nicht dem globalen Optimum entsprechen, jedoch eine gute Lösung repräsentieren und täglich in wenigen Sekunden Berechnungszeit ermittelt werden können.

Das letzte Modul umfasst die *Simulation* sowohl des wärmegeführten Betriebs als auch der optimierten Fahrpläne eines ganzen Jahres. Die Fahrplansimulation wird ex-post durchgeführt und simuliert die unter der Annahme prognostizierter Lastgänge erstellten Fahrpläne beim Auftreten der realen Lastgänge. Es werden dabei kurzfristige Anpassungen des Betriebs (sog. Kompensationshandlungen) wie beispielsweise der zusätzliche Einsatz des thermischen Spitzenlastsystems oder verringerte bzw. erhöhte Stromeinspeisung/-entnahme berechnet. Die Simulation repräsentiert somit den Betrieb, der in der Realität tatsächlich umgesetzt worden wäre, und ist entsprechend die Grundlage zur ökonomischen Bewertung aller Betriebsführungsalternativen. Um die Genauigkeit der Simulation v. a. hinsichtlich der elektrischen Bilanz weiter zu erhöhen, geht der ursprünglich viertelstündlich aufgelöste elektrische Lastgang nun in synthetisierter minütlicher zeitlicher Auflösung ein, womit eine bessere Abbildung von in der Realität auftretenden Lastsprüngen und -gradienten erreicht wird. Neben ökonomischen Kennzahlen dient die Simulation auch dem Ausweis technischer Betriebsgrößen und insbesondere dem angestrebten konsequenten Vergleich der wärmegeführten Referenzstrategie mit dem optimierten Betrieb in Abhängigkeit von der Optimierungsmethode einerseits und der angenommenen Informationsqualität (prognostizierte gegenüber realen Lastgängen als Eingangsgröße für die Fahrplanoptimierung) andererseits. Durch dieses Vorgehen können darüber hinaus auch methoden- und prognosebedingte Fehler unterschieden werden.

Der modulare Aufbau des Modellsystems P-OPT erlaubt neben dem kombinierten Einsatz aller Module auch eine voneinander entkoppelte Verwendung. Die Optimierungsmethoden können im Anwendungsfall auch aus einer anderen Datenquelle mit Abschätzungen hinsichtlich des zukünftigen Bedarfs versorgt werden, genauso wie das Lastprognosemodul verwendet werden kann, um andere Zwecke zu verfolgen, als es im Rahmen der vorliegenden Arbeit der Fall ist. Da das Lastprognosemodul selbst ebenfalls modular aufgebaut wurde, können leicht weitere Methoden oder Modellansätze ergänzt und mit Hilfe der standardisierten Methoden auf ihre Eignung überprüft werden. Das Simulationsmodul ist hingegen in der praktischen Anwendung obsolet und wird durch eine auf die Anlage angepasste online-Steuerung ersetzt, welche Notfalleingriffe durchführt bzw. den Betrieb der Anlage insgesamt regelt und überwacht. Andererseits kann das Simulationsmodul für Forschungszwecke weiterverwendet werden, um Fahrpläne aus allen denkbaren Quellen zu simulieren und mit der wärmegeführten Strategie zu vergleichen. Hierzu müssen lediglich die Anlagen- und Haushaltseigenschaften angepasst werden.

## 8.2 Diskussion der Ergebnisse aus der Fallstudie

### Anlagendimensionierung

Obwohl die optimale Anlagenauslegung nicht im Fokus der vorliegenden Arbeit steht, kann das entwickelte gemischt-ganzzahlige Programm eingesetzt werden, um mit der sich ergebenden Volllaststundenzahl zwischen 4.000 und 6.000 Stunden pro Jahr verbreitete Kenngrößen einer adäquaten Anlagenauslegung zu bestätigen (vgl. z. B. Thomas, 2011; Jungbluth, 2006). Hierzu werden zunächst fünf unterschiedliche Wärmebedarfsklassen definiert, für die exemplarisch eine Anlagenauslegung durchgeführt wird. Dabei kommen elektrische und thermische Referenzlastgänge basierend auf VDI (2008) zum Einsatz.

Um die Formulierung eines nichtlinearen Modells zu vermeiden, erfolgt die Anwendung des gemischt-ganzzahligen Programms zur Anlagendimensionierung auf Basis wiederholter Optimierungsläufe bei Variation der Anlagenleistung sowie der thermischen Speichergröße in diskreten Schritten und der anschließenden Fortschreibung des erzielten Ergebnisses auf alle Folgejahre innerhalb der angenommenen Nutzungsdauer. Basierend auf Annahmen zur Lebensdauer des Brennstoffzellenstacks gehen bei der Fortschreibung auch entsprechende, ggf. mehrmalige Ersatzinvestitionen ein. Zur Ermittlung der Anfangs- und Ersatzinvestitionen wird ein Größendegressionsansatz verwendet, ausgehend von einer wählbaren Basisinvestition für das Referenzsystem mit einer Leistung in Höhe von  $1,2 \text{ kW}_{el}$ . Unter dem Einbezug weiterer ökonomischer Rahmenbedingungen wird die optimale Anlagengröße gewählt, welche durch den maximalen Kapitalwert gegenüber der ungekoppelten Versorgung gekennzeichnet ist. Gleichzeitig wird die Berechnung des Kapitalwerts für jede Anlagengröße auch bei wärmegeführtem Betrieb durchgeführt, womit die Abhängigkeit des Vorteils der optimierten Strategie gegenüber dem Referenzfall von der Anlagendimensionierung gezeigt werden kann.

Je Wärmebedarfsklasse ist eine optimale Leistung zu wählen, die mit wachsendem jährlichen Wärmebedarf steigt, sodass jährliche Betriebszeiten zwischen 4.000 und 6.000 Stunden erreicht werden. Der Ergebnisvergleich zwischen wärmegeführtem und optimiertem Betrieb bestätigt des Weiteren die intuitive Vermutung, dass der Vorteil der Optimierung bei gleichbleibendem Wärmebedarf mit steigender Anlagenleistung wächst, da größere zeitliche Freiheitsgrade im Betrieb entstehen. Dies geht jedoch nicht zwangsläufig mit sinkenden jährlichen Ausgaben einher, sondern beschreibt nur den ökonomischen Unterschied zwischen den beiden Strategien. Umgekehrt sinkt der relative Vorteil bei einer unterdimensionierten Anlage, da dann auch bei sinkendem Wärmebedarf in den Übergangszeiten ein durchgehender Betrieb bei Volllast realisiert wird. Entsprechend bestehen keine zeitlichen Freiheitsgrade zur Verlagerung des Betriebs und die wärmegeführte Strategie ist gleichbedeutend mit dem optimalen Betrieb.

### **Anlagenbetrieb und gesteuertes Laden eines Elektrofahrzeugs**

Basierend auf den Ergebnissen der durchgeführten Optimierung für vier Beispielhaushalte mit jeweils zwei unterschiedlichen spezifischen Heizwärmebedarfen kann gezeigt werden, dass auch bei einer sinnvollen Anlagenauslegung, die sich am jährlichen Wärmebedarf orientiert, signifikante ökonomische Verbesserungen erzielt werden können. Die saisonale Analyse für einen der Beispielhaushalte offenbart darüber hinaus, dass sich die Verbesserungen vor allem in den Übergangszeiten sinkenden bzw. wieder steigenden Wärmebedarfs generieren lassen. Dies legt eine hybride Betriebsstrategie nahe, in der die Anlage erst ab dem Erreichen einer gewissen Außentemperschwelle vom wärmegeführten zum optimierten Betrieb umschaltet.

Während die jährlichen Betriebszeiten und thermischen Bedarfsdeckungsgrade aufgrund der strikten Deckelung der Betriebszeit durch die lokale Wärmenachfrage nahezu konstant bleiben, ergibt der Betrieb auf Basis eines mit der prognosebasierten Heuristik optimierten Fahrplans gegenüber dem wärmegeführten Betrieb eine durchschnittliche Steigerung der Eigenverbrauchsrate um ca. 9 %-Punkte auf durchschnittlich ca. 52 %. Der maximale Wert für die prognosebasierte Heuristik beträgt ca. 74 % und wurde für den dritten Beispielhaushalt in der ersten Wärmebedarfsklasse mit Elektrofahrzeug bei zeitvariablen Strompreisen erzielt. Er liegt damit lediglich etwa 4 %-Punkte unter dem theoretischen Optimum von ca. 78 %, welches im entsprechenden Szenario mittels des gemischt-ganzzahligen Programms und realer Daten ermittelt wurde. Aufgrund des erhöhten Strombedarfs wirkt sich das Vorhandensein eines Elektrofahrzeugs deutlich positiv auf die Eigenverbrauchsrate aus, da mit Hilfe der flexiblen Senke Lücken zwischen Erzeugung und Haushaltsbedarf gefüllt werden können. Entsprechend beträgt der durchschnittliche Wert der Eigenverbrauchsrate mit Elektrofahrzeug ca. 60 %, während ohne Elektrofahrzeug im Durchschnitt aller Haushalte lediglich etwa 43 % erreicht werden. Beide Werte liegen jeweils ca. 2,5 %-Punkte unter dem durchschnittlichen globalen Optimum.

Der Vorteil der Optimierung bzw. des gesteuerten Ladens erhöht sich nochmals deutlich, falls statt gleichverteiltem Laden das sofortige Laden nach der Ankunft als Referenzladestrategie des Elektrofahrzeugs angenommen wird. In diesem Fall erzielt die Heuristik auf Basis prognostizierter Daten bspw. für den zweiten Beispielhaushalt in der ersten Wärmebedarfsklasse statt einer Steigerung von knapp 11 %-Punkten eine Steigerung um ca. 25 %-Punkte relativ zur Referenzstrategie. Insgesamt kann nach der Analyse der Ergebnisse festgehalten werden, dass sich ein Elektrofahrzeug bei der Annahme gleichverteilten Ladens sowohl in der wärmegeführten als auch in den prädiktiv optimierten Betriebsweisen als positiv auf die Wirtschaftlichkeit der betrachteten Mikro-KWK-Anlage auswirkt. Die saisonale Betrachtung des Betriebs offenbart darüber hinaus, dass nur bei der Annahme sofortigen Ladens als Referenzladestrategie auch im Winter positive Effekte durch die Optimierung erreicht werden können.

Weitere Betriebskennzahlen aus der ex-post Simulation zeigen, dass im optimierten Betrieb mit durchschnittlich rund 400 Takten pro Jahr etwa doppelt so viele Takte wie im wärme-

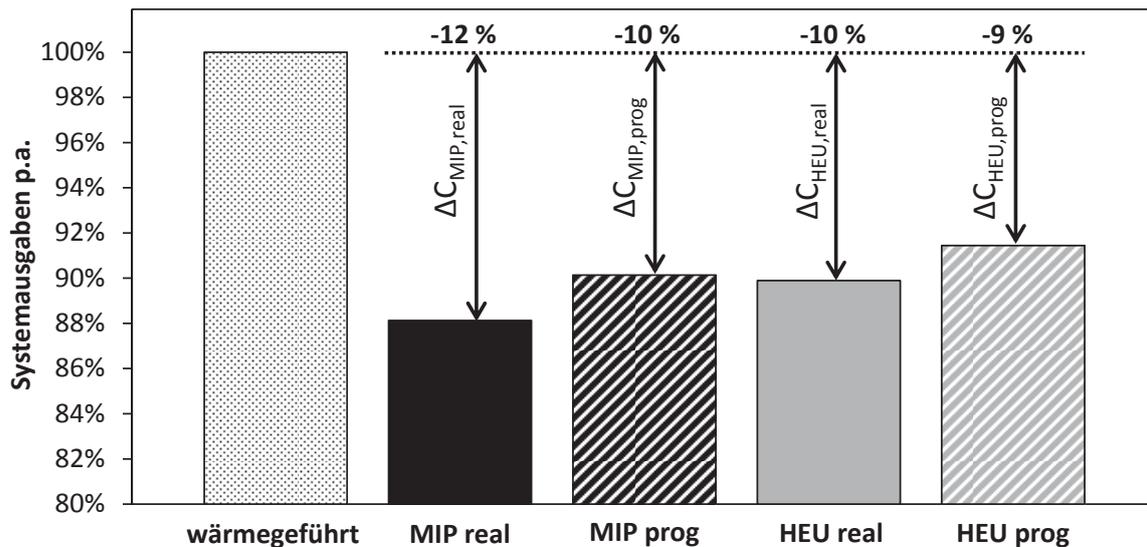


Abbildung 8.1: Durchschnittliche Reduktion der jährlichen Systemausgaben vor Ende der Förderperiode bezogen auf den Referenzfall des wärmegeführten Betriebs

geführten Betrieb vollzogen werden. Der überwiegende Teil dieser Takte tritt jedoch in der Übergangszeit auf, in der mittels einer verlustarmen Standby-Schaltung (Warmhaltebetrieb) zusätzlicher Verschleiß minimiert werden kann. Sollte sich die erhöhte Taktung dennoch als nachteilig erweisen, könnten die Optimierungsmethoden mit zusätzlichen Restriktionen erweitert werden, um ein unerwünschtes Verhalten zu vermeiden.

Aufgrund von Prognosefehlern auf thermischer Seite zeigt die Simulation einen durchschnittlich leicht erhöhten Einsatz (ca. + 1,5 %) des Spitzenlastbrenners gegenüber der Optimierung mit realen Daten. Verglichen mit der wärmegeführten Strategie kann die Nutzung des Spitzenlastsystems nicht oder nur in sehr geringem Maße reduziert werden, was auf die zeitliche Struktur des Wärmebedarfs zurückzuführen ist, der temporär die thermische Leistung der Mikro-KWK-Anlage übersteigt (v. a. während der Winterperiode) und dementsprechend aus technischen Gründen auch bei einer optimierten Strategie nicht allein mit der Anlage gedeckt werden kann.

Prognosefehler bezüglich des elektrischen Lastgangs äußern sich in der Simulation prognosebasiert optimierter Fahrpläne derart, dass verglichen mit den ursprünglichen, deterministisch berechneten Optimierungsergebnissen eine durchschnittlich leichte Erhöhung von Netzbezug und -einspeisung elektrischer Energie zu verzeichnen ist (ca. + 6 %). Entsprechend sinkt die Eigenverbrauchsrate in äquivalentem Ausmaß, wobei sie die des wärmegeführten Betrieb weiterhin deutlich übersteigt.

### Ökonomische und energiewirtschaftliche Interpretation der Ergebnisse

Die durch die angewendeten Methoden erreichten ökonomischen Verbesserungen gegenüber der wärmegeführten Referenzbetriebsstrategie mit gleichverteiltem Laden eines eventuell vorhandenen Elektrofahrzeugs werden an der Reduktion der jährlichen Systemausgaben jedes be-

trachteten Haushalts gemessen. Abbildung 8.1 stellt die durchschnittliche prozentuale Veränderung in Abhängigkeit der verwendeten Methode und Informationsqualität dar. Erwartungsgemäß fallen die Einsparungen mit etwa 12 % bei der Verwendung des gemischt-ganzzahligen Programms und realer Lastgänge ( $MIP_{\text{real}}$ ) am größten aus, was gleichermaßen das theoretische Optimum definiert. Die am ehesten in der Realität einsetzbare Variante der Heuristik basierend auf prognostizierten Daten ( $HEU_{\text{prog}}$ ) erreicht hingegen im Durchschnitt ca. 9 % jährliche Einsparungen.

Die Projektion der erzielten Einsparungen auf die gesamte Lebensdauer der Mikro-KWK-Anlage ist in Abbildung 8.2 mit Hilfe der Änderung des Kapitalwerts ( $\Delta NPV$ ) gegenüber der Referenzstrategie dargestellt. Diese Kennzahl eignet sich gut, um den ökonomischen Vorteil zu quantifizieren, insbesondere aufgrund ihrer guten Interpretierbarkeit. So kann der  $\Delta NPV$  aus Sicht eines potenziellen Investors als direkter monetärer Anreiz interpretiert werden, der ausschließlich aufgrund des veränderten Betriebs zustande kommt und dem keine Zusatzinvestitionen entgegenstehen. Gleichwohl kann mit Hilfe der Analyse nicht beurteilt werden, ob die Investition insgesamt wirtschaftlich ist, da lediglich der Unterschied aufgrund einer veränderten Betriebsstrategie bewertet wird.

Um die Abhängigkeit des  $\Delta NPV$  von den Szenarios zu verdeutlichen, unterscheidet die Abbildung einerseits zwischen Fällen mit und ohne Elektrofahrzeug sowie konstanten und zeitvariablen Tarifen. Andererseits stellt der obere Teil der Abbildung die durchschnittlichen Ergebnisse für die Referenzkonfiguration der Mikro-KWK-Anlage in der gleichen Differenzierung dar. Das Referenzsystem kommt aufgrund der Zuweisung gemäß dem jährlichen Wärmebedarf in drei Beispielhaushalten zum Einsatz. Analog zu der in Abbildung 8.1 ausgewiesenen Struktur der Einsparungen gestaltet sich auch das Verhältnis zwischen den Optimierungsmethoden hinsichtlich der Höhe des erreichten  $\Delta NPV$  je Szenario. Besonders auffällig ist, dass mit Elektrofahrzeug und zeitvariablen Stromtarifen die mit Abstand höchsten Werte erreicht werden. Für die Referenzanlage werden hier mittels prognosebasierter Heuristik ein durchschnittlicher  $\Delta NPV$  von etwas über 2.300 € erreicht, der im Falle konstanter Stromtarife auf ca. 1.700 € absinkt und ohne Elektrofahrzeug bei konstanten Preisen mit ca. 1.500 € den kleinsten Durchschnittswert annimmt. Bezogen auf den mittelfristig bei Serienfertigung anvisierten Zielpreis in Höhe von 12.000 € entspricht dies ca. 13 bis 19 % der Anfangsinvestition und stellt somit einen signifikanten Beitrag zur Wirtschaftlichkeit der Anlage dar. Hinsichtlich der durchschnittlichen Resultate für alle Haushalte und Anlagengrößen zeigt sich eine vergleichbare Struktur, in der sich die Werte lediglich in der absoluten Höhe unterscheiden. Aus energiewirtschaftlicher Sicht trägt die verbesserte Wirtschaftlichkeit der Anlagen dazu bei, die in Abschnitt 3.1 ausgewiesenen wirtschaftlichen Potenziale zu erhöhen und dementsprechend zur weiteren Dezentralisierung der Stromversorgung beizutragen.

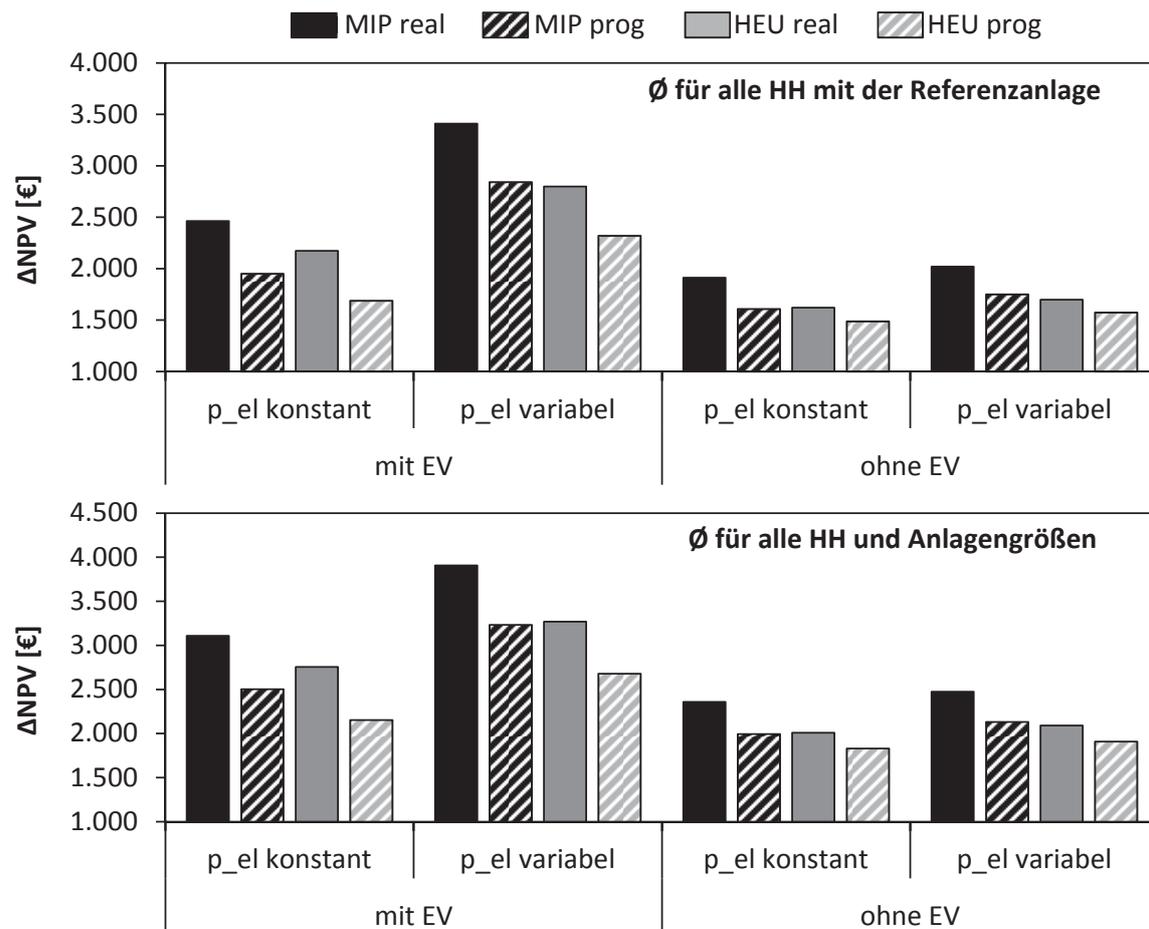


Abbildung 8.2: Durchschnittliche Höhe des  $\Delta NPV$  gegenüber dem Referenzbetrieb in Abhängigkeit von der verwendeten Methode und Informationsqualität sowie des betrachteten Szenarios

Zusätzlich zur Analyse der durchschnittlichen ökonomischen Ergebnisse können basierend auf der separaten Auswertung aller Varianten und Szenarios der durchgeführten Fallstudie weitere prinzipielle Schlussfolgerungen gezogen werden. Diese können mit Hilfe der Datentabellen A.1-A.4 sowie anhand der Ergebnisse der Anlagenauslegung und Sensitivitätsanalyse nachvollzogen werden.

- Die größten relativen Verbesserungen gegenüber der Referenzbetriebsstrategie ergeben sich, wenn hohe zeitliche Freiheitsgrade im Betrieb der Mikro-KWK-Anlage bestehen. Mit Hilfe der Kennzahl  $f$  wird ausgedrückt, welche durchschnittlich tägliche Betriebszeit in Abhängigkeit der thermischen Anlagenleistung  $P_{th}$  im betrachteten Haushalt notwendig ist. Der Wert von  $f$  ist somit ein inverses Maß für die durchschnittlichen Freiheitsgrade des Betriebs. Für die optimierte Anlagenauslegung liegt der Wert für  $f$  in der Regel zwischen 15 und 21, was bedeutet, dass die Anlage zu Zeiten hohen Wärmebedarfs durchgehend betrieben wird, während in den Übergangszeiten mit hoher Wahrscheinlichkeit Freiheitsgrade bestehen. Niedrigere Werte zeigen an, dass möglicherweise auch im Winter zeitliche Freiheitsgrade bestehen, was den Vorteil der Fahrplanoptimierung steigert. Entsprechend zeigen niedrige Werte von  $f$  einerseits, dass die zugehörige

Mikro-KWK-Anlage eventuell überdimensioniert ist und andererseits, dass die entwickelten Methoden noch größeres Verbesserungspotenzial bieten, als es bei korrekt ausgelegten Anlagen der Fall ist.

- Aufgrund der höheren thermischen Leistung und niedrigeren Stromkennzahl von bspw. verbrennungsmotorischen Mikro-KWK-Anlagen bestehen für deren Betrieb generell höhere zeitliche Freiheitsgrade (analog zu niedrigen Werte der Kennzahl  $f$ ). Entsprechend ist zu erwarten, dass auch diese Technologien stark von den entwickelten Methoden profitieren können. Allerdings muss diese Aussage unter Berücksichtigung aller technologiespezifischen Restriktionen überprüft werden und gilt nur, wenn die Referenzbetriebsstrategie vergleichbar mit der speicherbewirtschaftenden wärmegeführten Strategie ist, die im Referenzfall für die betrachtete brennstoffzellenbasierte Mikro-KWK-Anlage angewendet wird.
- Zeitvariable Stromtarife führen zu erhöhten jährlichen Einsparungen, da die Optimierung in der Lage ist, auftretende Preissprünge auszunutzen. Dies betrifft in größerem Umfang vor allem das optimierte Laden eines Elektrofahrzeugs, aber auch den alleinigen Betrieb der Mikro-KWK-Anlage. Sind zeitliche Freiheitsgrade für den Betrieb der Anlage vorhanden, wird dieser tendenziell in Zeiten hoher Strompreise verlagert, da hier die Eigenversorgung besonders lukrativ ist. Dies deckt sich auch weitgehend mit den Anforderungen aus Systemsicht: Da ein hoher Strompreis in der Regel als Knappheitssignal interpretiert werden kann, ist es einerseits wünschenswert, den Netzbezug eines Haushalts zu reduzieren, und andererseits ebenfalls vorteilhaft, ggf. einen Teil des lokal produzierten Stroms in das elektrische Netz einzuspeisen. Einschränkend ist anzumerken, dass eine eventuelle Preiselastizität der Haushaltsstromnachfrage aus Gründen der Datenverfügbarkeit nicht in die Betrachtung integriert werden konnte. Diese könnte einerseits dazu führen, dass größere Teile der Haushaltsnachfrage in Zeiten niedriger Preise verlagert werden, steht andererseits aber sicherlich auch in Wechselwirkung mit dem Wissen, dass hohe Tarife partiell durch die lokale Versorgung kompensiert werden.
- Die Optimierung und Steuerung des Ladevorgangs eines Elektrofahrzeugs ist nicht nur ökonomisch, sondern auch hinsichtlich der Netzstabilität in Verteilungsnetzen wünschenswert (Reiner et al., 2009). Dies gilt besonders, wenn neben der preisbasierten Steuerung auch das Ziel der Maximierung der Eigennutzung lokal erzeugten Stroms verfolgt wird, da dann nur noch ein Teil des Ladestroms aus dem Netz bezogen werden muss. Die Optimierung kann des Weiteren zu einer Vergleichmäßigung des Ladevorgangs führen oder so erweitert werden, dass externe Netzsignale miteinbezogen werden.
- Die durchgeführten Sensitivitätsanalysen zeigen, dass der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Ansatz hinsichtlich seiner wirtschaftlichen Vorteile vergleichsweise robust gegenüber Veränderungen ökonomischer Rahmenparameter ist. Im wahrscheinlichen Fall weiterer Strompreissteigerungen verstärken sich die positiven Effekte sogar weiter, wobei ein ggf. gleichermaßen steigender Erdgaspreis überkompensiert wird.

- Mit Hilfe eines stationären Batteriespeichers können Teile der erzielbaren positiven Effekte auch ohne den vorgestellten Ansatz erreicht werden. Gleichwohl zeigt die Analyse, dass mit Hilfe der Optimierung stets weitere Verbesserungen erzielt werden können, wobei diese relativ zum Referenzfall bei steigender Batteriekapazität stetig abnehmen. Andererseits reichen mit Hilfe des Optimierungsansatzes bereits kleine Batteriegrößen aus, um die möglichen Vorteile auszuschöpfen, während die Referenzstrategie auf größere Speicherkapazitäten angewiesen ist, was zu entsprechend höheren Zusatzinvestitionen führt. Eine fundierte Bewertung der ökonomischen Auswirkungen stationärer Batteriespeicher, sowohl im Referenzfall als auch für den optimierten Betrieb, ist jedoch nur unter Einbeziehung aller Rahmenbedingungen und einer ganzheitlichen Wirtschaftlichkeitsbetrachtung möglich und steht nicht im Fokus der vorliegenden Arbeit.

### **Zielerreichungsgrade der unterschiedlichen methodischen Varianten**

Die vier unterschiedlichen Optimierungsvarianten in Abhängigkeit der verwendeten Methode und Informationsqualität zeigen ein charakteristisches Bild für den durchschnittlichen Zielerreichungsgrad in den Szenarios der Fallstudie (vgl. Abbildung 8.3). Definitionsgemäß markiert die Variante des gemischt-ganzzahligen Programms bei der Verwendung realer Lastgänge ( $MIP_{real}$ ) das theoretische Optimum der ökonomischen Verbesserung und entsprechend eine Zielerreichung von 100 %. Werden statt der realen Lastgänge prognostizierte verwendet ( $MIP_{prog}$ ), reduziert sich die Zielerreichung auf deutlich unter 90 % mit der stärksten Abweichung auf ca. 80 % für die Szenarios mit Elektrofahrzeug und konstanten Tarifen. Damit liegt die Variante  $MIP_{prog}$  in den meisten Szenarios etwa gleichauf mit der Heuristik basierend auf realen Lastgängen ( $HEU_{real}$ ). Folglich kann die Aussage getroffen werden, dass in der Fallstudie der prognosebedingte Nachteil etwa in der Höhe des methodenbedingten Nachteils liegt, der auftritt, wenn statt eines exakten Verfahrens das entwickelte heuristische eingesetzt wird.

Die für eine reale Anwendung als am wahrscheinlichsten einsetzbare Variante der auf prognostizierten Lastgängen aufbauenden Heuristik ( $HEU_{prog}$ ) schneidet hingegen erwartungsgemäß mit einem durchschnittlichen Zielerreichungsgrad von ca. 73 % nochmals leicht schlechter ab als die anderen Varianten, da sowohl prognosebedingte als auch methodenbedingte Nachteile hinzunehmen sind. Besonders auffällig ist, dass  $HEU_{prog}$  mit Elektrofahrzeug hinsichtlich der relativen Zielerreichung durchgehend schlechter ausfällt als ohne Elektrofahrzeug, was größtenteils auf den nicht vollständig integrierten Optimierungsansatz von Anlageneinsatz und Ladestrategie zurückzuführen ist. Zusätzlich wirken sich Prognosefehler hinsichtlich des elektrischen Lastgangs bei der Planung des Ladevorgangs für das Elektrofahrzeug besonders stark aus, da die ex-ante berechnete Ladestrategie in der Simulation nicht mehr auf die real eintretenden Lasten angepasst wird. Hier bietet sich Verbesserungspotenzial, das bspw. genutzt werden kann, indem für den realen Einsatz eine online Ladesteuerung zum Einsatz kommt, mit deren Hilfe die Ladestrategie in Echtzeit auf die tatsächlich eintretenden Situationen angepasst wird.

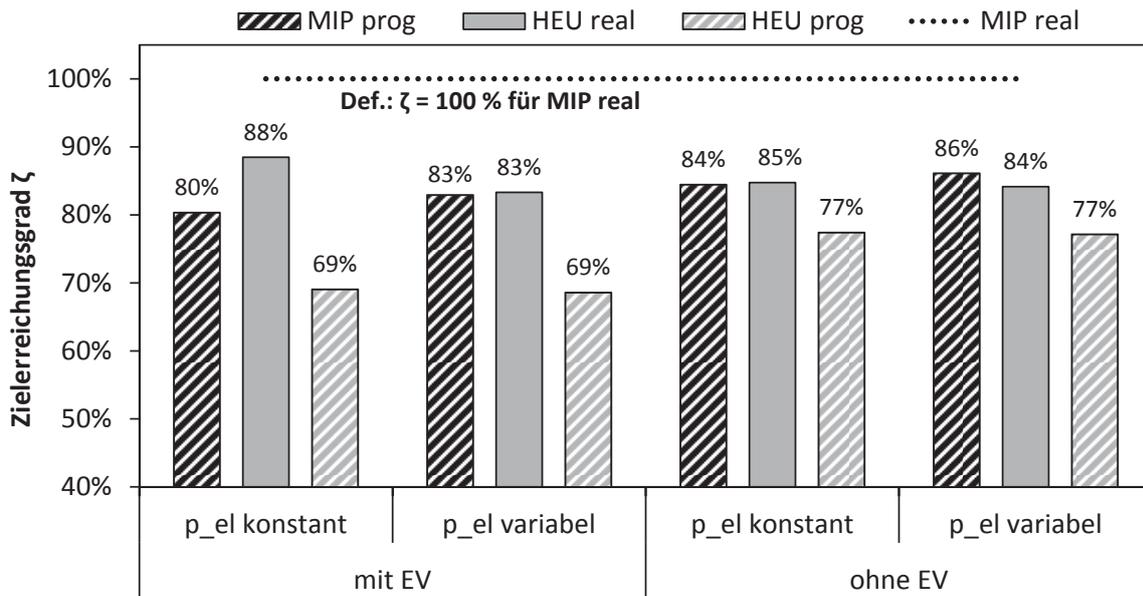


Abbildung 8.3: Durchschnittliche Zielerreichungsgrade in allen Szenarios der Fallstudie in Abhängigkeit der verwendeten Methode und Informationsqualität

Des Weiteren zeigt die Darstellung, dass die Heuristik im Vergleich zum gemischt-ganzzahligen Programm bei zeitvariablen Strompreisen leicht schlechter arbeitet als bei konstanten Tarifen. Der Effekt wird am deutlichsten beim Vergleich der Zielerreichungsgrade von  $HEU_{real}$  in Szenarios mit Elektrofahrzeug, wo ein Unterschied von knapp 5 %-Punkten zwischen dem Ergebnis bei konstanten und zeitvariablen Tarifen ausgewiesen ist. Der Grund hierfür ist in der Formulierung der ökonomischen Bewertungsmetrik zu suchen. Während bei konstanten Tarifen die Präferenz des Anlageneinsatzes immer in den Zeitschritten der höchsten elektrischen Nachfrage liegt, verschieben zeitvariable Tarife diese Präferenz in manchen Fällen hin zu Zeitschritten niedrigeren Bedarfs bei gleichzeitig hohem Preis. Aufgrund des zweistufigen Ansatzes der Heuristik ist diese jedoch nicht in der Lage, die in der zweiten Stufe zu planende und in der ersten Stufe nur grob berücksichtigte temporäre Nachfrageerhöhung durch das Elektrofahrzeug mit in die Planung einzubeziehen. Zusammenfassend führt dies dazu, dass die durchschnittliche Zielerreichung von  $HEU_{prog}$  am niedrigsten für das Szenario mit Elektrofahrzeug und zeitvariablen Tarifen ausfällt. Dennoch ist der durchschnittliche absolute ökonomische Vorteil  $\Delta NPV$  gegenüber der wärmegeführten Strategie in genau diesem Szenario am höchsten, da bedingt durch die Tarifstruktur und die zusätzliche elektrische Nachfrage des Elektrofahrzeugs die größten ökonomischen Verbesserungspotenziale vorhanden sind.

### 8.3 Kritische Würdigung des Modellsystems

Zum entwickelten Modellsystem ist kritisch anzumerken, dass die ausgewiesenen Verbesserungen wahrscheinlich nicht in jedem Haushalt erreichbar sind. Zwar werden in der Fallstudie vier Haushalte in diversen Konfigurationen und Szenarios untersucht, doch reicht auch die-

ser relativ große Untersuchungsraum noch nicht für repräsentative Ergebnisse aus. Es können sicherlich Haushalte identifiziert oder konstruiert werden, für welche die haushaltsindividuelle Lastprognose zu schlechteren Ergebnissen führt, als es in den untersuchten Haushalten der Fall ist. Als eingängiges Beispiel seien hierfür Haushalte genannt, in denen ausschließlich Schichtarbeiter leben, die in unregelmäßigen und unangekündigten Abständen Schichtwechsel vollziehen und folglich zu ständig unterschiedlichen Tageszeiten zuhause sind. Wiederkehrende Muster in den Lastgängen sind für entsprechende Haushalte wahrscheinlich schwer oder nicht zu identifizieren, zumindest solange keine permanente Nutzerinteraktion stattfindet. Für diese Problemstellung stellen auch andere Modellierungsansätze wie bspw. die stochastische Programmierung keine befriedigende Lösung zur Verfügung, da auch hier haushaltsindividuelle Wahrscheinlichkeitsverteilungen notwendig sind, die aufgrund der Haushaltscharakteristik wahrscheinlich ebenso unbefriedigend ausfallen würden. Obwohl der vorgestellte Ansatz nur in sehr seltenen Fällen zu Verschlechterungen gegenüber der wärmegeführten Referenzstrategie führen sollte, kann letztere im Falle sehr unregelmäßigen Bewohnerverhaltens besser geeignet sein, da sie einfach und ohne datenseitige Abhängigkeiten umzusetzen ist. Gleiches gilt für unterdimensionierte Anlagen, die nur einen kleinen Teil des Wärmebedarfs eines Haushalts decken und somit auch in der Übergangszeit durchgehend betrieben werden.

Da positive ökonomische Effekte bei einer auf den Haushalt angepassten Anlagenauslegung lediglich in den Übergangszeiten niedrigen Wärmebedarfs generiert werden können, kann kritisch hinterfragt werden, ob ein ganzjähriger Einsatz des entwickelten Ansatzes überhaupt vorteilhaft ist. Für die reale Anwendung bietet sich eher eine saisonabhängige Betriebsstrategie an: Während des Winters kann aufgrund des in der Regel ununterbrochenen Betriebs der Mikro-KWK-Anlage auf die tägliche Erstellung von Lastprognosen und Durchführung der integrierten Optimierung verzichtet werden. Wenn allerdings ein Elektrofahrzeug im Haushalt vorhanden ist, sollte auch dann eine optimierte Ladestrategie gewählt werden, da hierbei eventuell unabhängig von der Jahreszeit Vorteile erzielbar sind. Dies gilt insbesondere dann, wenn zeitvariable Tarife für den Netzbezug elektrischer Energie gelten oder im Referenzfall sofortiges Laden angewendet wird.

Weiterhin ist die Verwendung thermischer Lastgänge basierend auf VDI (2008) und jeweils passender Wetterdaten eines Jahres aus DWD (2012) kritisch zu hinterfragen. Einerseits bietet die Richtlinie VDI (2008) eine hervorragende Datengrundlage in hoher zeitlicher Auflösung, welche auf realen Messungen basiert und gut auf unterschiedliche Gebäude übertragen werden kann. Andererseits bedingt der auf zehn Typtagen basierende Ansatz eine bzgl. des täglichen zeitlichen Verlaufs geringere Variabilität der thermischen Lastgänge, als es in der Realität der Fall wäre. Dies schließt auch unvorhersehbares Nutzerverhalten wie z. B. unregelmäßige Fensteröffnungen zu Lüftungszwecken ein. Es ist jedoch zu betonen, dass diese Problematik einerseits durch den thermischen Pufferspeicher der Mikro-KWK-Anlage und andererseits durch die thermische Trägheit des Gebäudes und des Heizungssystems abgeschwächt wird. Die in VDI (2008) ausgewiesenen typtagabhängigen Tagesenergiebedarfe werden des Weite-

ren abhängig von Gebäudekennwerten sowie des realen Wetterverlaufs (DWD, 2012) individuell angepasst, wodurch realistische Lastverläufe eines ganzen Jahres generiert werden können. Die im Zeitverlauf zu geringen Strukturänderungen werden außerdem insofern adressiert, dass die erstellten thermischen Prognosen zusätzlich mit einem normalverteilten stochastischen Prozess multiplikativ überlagert werden, sodass insgesamt eine tendenziell konservative Prognosefehlerstruktur erreicht wird. Gegenüber anderen Arbeiten, in denen oft mit spezifischen Gebäudemodellen gearbeitet wird, bietet der entwickelte Ansatz den Vorteil, dass er auf andere Haushalte übertragbar ist und keine aufwändige haushaltsindividuelle Gebäudemodellierung notwendig ist. Gleichwohl stellt letztere immer eine sinnvolle Alternative dar, sofern entsprechende Werkzeuge sowie umfangreiche Gebäudekennwerte zur Verfügung stehen.

Hinsichtlich des gesteuerten Ladevorgangs eines Elektrofahrzeugs ist als Kritikpunkt festzuhalten, dass bei den Analysen davon ausgegangen wird, dass die Standzeiten des Elektrofahrzeugs exakt im Voraus bekannt sind. Dies ist ohne detaillierte Eingaben der Nutzer in der Realität jedoch nicht mit vollständiger Genauigkeit gegeben. Andererseits begünstigt die zweistufige Ausführung der entwickelten Greedy-Heuristik ein realitätsnahes Vorgehen, da die zweite Stufe auch erst bei der Ankunft des Elektrofahrzeugs ausgeführt werden kann. Zu diesem Zeitpunkt ist der Ladebedarf bereits bekannt und der Nutzer kann durch die Angabe des nächsten Abfahrzeitpunkts die zeitlichen Freiheitsgrade des Ladevorgangs festlegen. Aufgrund des vollständig integrierten Ansatzes von Anlageneinsatzplanung und Ladeoptimierung zeigt sich das gemischt-ganzzahlige Programm in diesem Punkt gar der Heuristik unterlegen bzw. erfordert im realen Einsatz ggf. eine Wiederholung der Ladeoptimierung zum Zeitpunkt der Fahrzeugankunft. Zur Ladesteuerung ist des Weiteren anzumerken, dass batteriespezifische Restriktionen nur in grundlegender Form berücksichtigt werden konnten. Die Beschränkung der Ladeleistung auf 3,68 kW entspricht der theoretisch maximalen Leistung einer Haushaltssteckdose und somit der tendenziell am besten verfügbaren Anschlussmöglichkeit für ein Elektrofahrzeug. Zwar kann diese Ladeleistung in Zukunft sicherlich deutlich überschritten werden, doch führt dies durch die Ausnutzung von Preisdifferenzen nur bei zeitvariablen Stromtarifen zur Möglichkeit weiterer ökonomischer Verbesserungen. Im Sinne der Maximierung der Eigennutzungsrate des lokal durch die Mikro-KWK-Anlage bereitgestellten Stroms ist eine niedrige Ladeleistung hingegen stets vorzuziehen, da die elektrische Erzeugungsleistung bei keiner der betrachteten Anlagenkonfigurationen über der angenommenen Grenze von 3,68 kW liegt.

Aus der ökonomischen Perspektive ist anzumerken, dass die dargestellte Anwendung des entwickelten Modellsystems ausschließlich auf die Analyse und Verbesserung des Anlagenbetriebs und der Ladestrategie für Elektrofahrzeuge fokussiert ist. Um jedoch die prinzipielle Wirtschaftlichkeit einer Investition in die betrachtete Mikro-KWK-Anlage zu bewerten, muss ein ganzheitlicher Ansatz, wenn möglich mit den Daten mehrerer zusammenhängender Jahre verfolgt werden. Grundzüge einer entsprechenden Anwendung sind in der durchgeführten Anlagenauslegung (vgl. Abschnitt 7.3.2) enthalten. Für eine fundierte Entscheidungsunterstützung sind jedoch zusätzliche dynamische Rahmenbedingungen einzubeziehen. Dazu zählen neben

den Erwartungen an die Entwicklung der rechtlichen Fördergegebenheiten sowie der Energiebezugspreise auch technische Parameter wie die Lebensdauer des Brennstoffzellenstacks und sonstige ökonomische Rahmenbedingungen wie zusätzliche Ausgaben zur Installation und Instandhaltung der Mikro-KWK-Anlage. Zu betonen ist, dass die ökonomischen Verbesserungen in Form absoluter Werte zwar gering erscheinen, doch auf die gesamte Laufzeit projiziert durchaus signifikante Auswirkungen belegen, welche in der Fallstudie szenarioabhängig nahezu 20 % des Anlagenzielpreises betragen.

Der gewählte Optimierungsansatz orientiert sich ausschließlich an den ökonomischen Interessen des Investors und Betreibers der Mikro-KWK-Anlage. Falls Objektnutzer und Anlagenbetreiber hingegen nicht identisch sind, wie es bspw. in vermieteten Immobilien oder beim Contracting der Fall ist, ändert sich die Einnahmestruktur des Betreibers, da er als Energieversorger gegenüber dem Bewohner auftritt. In der Regel gilt als rationale Zielsetzung weiterhin die Maximierung des lokalen Direktverbrauchs, jedoch sind auch andere Fälle möglich. Beispielsweise ist ein Contractor mit einer Vielzahl dezentraler Anlagen ggf. in der Lage, ein virtuelles Kraftwerk zu betreiben und neben der direkten Objektnutzung oder ungesteuerten Einspeisung des dezentral erzeugten Stroms weitere Erlösmöglichkeiten zu nutzen. Hierzu zählen z. B. die Regelenergiebereitstellung und die Erbringung von netzstützenden Systemdienstleistungen. Diese Spezialfälle müssten in den entwickelten Modellen separat implementiert werden und sind in der jetzigen Form nicht abbildbar. Darüber hinaus stellen sich auch datenschutzrechtliche Fragen, wenn die teilweise als sensibel einzustufenden Energiebedarfsverläufe nicht länger zum Betreiber der Anlage, sondern zu Mietern oder Kunden gehören.

Aus energiewirtschaftlicher Perspektive ist kritisch zu hinterfragen, welche systemischen Wirkungen mit der Maximierung der Eigennutzungsrate einhergehen. Mit einer Mikro-KWK-Anlage ist aufgrund des stark saisonal geprägten Wärmebedarfs nie eine vollständig autarke Haushaltsversorgung mit elektrischer Energie möglich. Deshalb ist ein Anschluss an das elektrische Netz obligatorisch. Im theoretischen Fall einer sehr hohen Deckungsrate des Haushaltsbedarfs, bspw. durch die Nutzung großer elektrischer Speicher, avanciert das elektrische Netz jedoch zu einem reinen Backup-System, das lediglich genutzt wird, um Lastspitzen zu decken und Überschussstrom einzuspeisen. Aus Sicht eines Netzbetreibers verliert der Anschluss eines entsprechenden Haushalts bei den heutigen Rahmenbedingungen somit an Attraktivität und eventuell entstehende Defizite gehen umgelegt über die Netzentgelte zu Lasten aller Stromkunden. Eine veränderte Netzentgeltstruktur (bspw. eine Flatrate für jeden Anschluss) könnte diesem Nachteil jedoch in einfacher Weise entgegen wirken.

Zur kritischen Würdigung ist abschließend festzuhalten, dass zumindest ein Teil der positiven Effekte im Sinne der gewählten Zielstellung eventuell auch durch einen einfacheren Ansatz erreicht werden könnte, bspw. durch verstärkte Nutzerinteraktion oder das Aufstellen haushaltsindividueller Betriebsregeln, die bevorzugte Betriebszeiten vorgeben. Dennoch ist der entwickelte generische Ansatz überlegen, da er keine aufwändige Anpassung an jeden Einzelhaushalt

notwendig bzw. die automatisierte Wissensextraktion zur Bestimmung der Betriebsregeln überhaupt erst möglich macht. Zwar führt die auf durchschnittlich gute Ergebnisse ausgerichtete Kalibrierung der Lastprognosemethoden dazu, dass es für manche Haushalte auch eine besser geeignete Parametrierung der Prognosemethoden gäbe, doch ist die individuelle Anpassung für jeden Haushalt in der Praxis ohne Automatisierung nicht ohne Weiteres praktikabel. Denkbar wäre es, die Wahl der verwendeten Lastprognosemethode oder der verwendeten Parametrierung in Analogie zu der in Abschnitt 6.2.5 durchgeführten Methodenauswahl erst im Laufe der ersten Betriebsmonate zu treffen. Die dazu notwendigen Sensitivitätsanalysen wurden bereits im Rahmen dieser Arbeit entwickelt und angewendet und sind ggf. auch automatisiert nutzbar. Genau wie die weiteren, im Folgenden vorgestellten Punkte stellt dies eine mögliche Weiterentwicklung und einen Ansatzpunkt für weitere Forschung dar.

## 8.4 Ausblick auf zukünftige Forschungsfragen

Das entwickelte Modellsystem bietet an verschiedenen Stellen Potenzial zu Weiterentwicklungen. Das Modul zur haushaltsindividuellen Lastprognose verwendet aufgrund der bisher verfügbaren Datenbasis zum Training vor allem historische Lastdaten und nur wenige weitere Einflussfaktoren wie bspw. einen Urlaubsindikator. Einerseits ist dies von Vorteil, da das so implementierte System ausschließlich mit Daten arbeitet, die aufgrund verbreiteter Messtechnik ohne signifikante Zusatzinvestitionen bereitgestellt werden können. Die Notwendigkeit einer Nutzerinteraktion wird außerdem so klein wie möglich gehalten. Andererseits könnte die Kenntnis weiterer Parameter die Qualität der Lastprognose weiter verbessern. Neben der technischen Geräteausstattung eines Haushalts sind hierfür bspw. die regelmäßigen Arbeits- oder anderer Abwesenheitszeiten der Bewohner zu nennen. Das Einbringen entsprechender Information könnte insbesondere für die modernen Methoden des Soft Computing von Interesse sein, da diese in der Lage sind, komplexe Zusammenhänge sukzessive zu erlernen und für folgende Prognosen zu nutzen.

Neben den Parametern, die für die Lastprognose herangezogen werden, bietet sich zu deren Verbesserung auch eine haushaltsindividuelle Ableitung von Typtagen an. Die in dieser Arbeit verwendete statische Klassifizierung in Abhängigkeit des Wochentags ist zwar für den Durchschnitt vieler Haushalte adäquat und somit auch im Sinne des generischen Ansatzes sinnvoll, aber sicherlich ebenso für viele Haushalte entweder unpassend oder zu grob. Als Lösungsmöglichkeit sollte das Lastprognosemodul selbstständig in der Lage sein, eine haushaltsindividuelle Typisierung durchzuführen, die auch im Zeitverlauf verändert wird, sobald sich relevante Umstellungen im Lebensrhythmus ergeben (bspw. ein Wechsel des Arbeitsplatzes oder die Geburt eines Kindes). Verfahren zur Clusterung (z. B. k-means) verschiedener Tage bieten hierfür einen methodischen Ansatz, der die Prognosequalität durch eine ständig laufende Typisierung weiter verbessern könnte.

Im Hinblick auf die bereits ausführlich untersuchten zeitlich dynamischen Tarifstrukturen für den Strombezug ergeben sich weitere Forschungsfragen. Hier ist insbesondere die Untersuchung einer eventuellen Preiselastizität der Stromnachfrage, bspw. in Abhängigkeit von zeitvariablen Tarifen, notwendig. Diese muss anschließend im Rahmen der Lastprognose miteinbezogen werden, wodurch zur Prognose ebenfalls der konkrete Tarif mit einbezogen werden muss. Wird hingegen anstatt einer klassisch definierten Elastizität (bei der auch die absolute Höhe von Preisunterschieden entscheidend ist) eine rein stufenabhängige unterstellt, kann dies ebenfalls in codierter Form in den Modellen zur Lastprognose berücksichtigt werden.

Um die Genauigkeit der Lastprognosemodelle weiter zu erhöhen, bietet sich als weiterer Punkt die Erhöhung der Iterationsfrequenz von Training und Prognose an. Sehr kurzfristige Prognosen unter Einbeziehung erst kürzlich aufgetretener Lastwerte könnten deutlich genauer ausfallen, als es in der day-ahead Anwendung der Fall ist. Dies gilt auch, weil ggf. bereits bekannte Lastmuster direkt erkannt und fortgeschrieben werden können. Andererseits erfordert die prognoseseitige Erhöhung der Frequenz ebenso eine Erhöhung der Optimierungsfrequenz. Aus Gründen des Berechnungsaufwands erscheint dies daher vor allem mit einer schnellen Heuristik wie der im Rahmen dieser Arbeit entwickelten möglich. Als Alternative hierzu könnte jedoch auch untersucht werden, ob die day-ahead optimierten Fahrpläne in der intraday Umsetzung z. B. mittels eines geeigneten Fuzzy-Reglers quasi-optimal an plötzlich auftretende oder unerwartete Umstände angepasst werden können. Diese Fragen sind im Zuge der Entwicklung einer geeigneten Anlagensteuerung zu klären, die in jedem Fall notwendig ist, um die day-ahead optimierten Fahrpläne im täglichen Betrieb umzusetzen. Letzteres wird im Rahmen dieser Arbeit in Anlehnung an die einfachste und somit zunächst wahrscheinlichste Form der Umsetzung simulativ ohne weitere optimierende Eingriffe abgebildet.

Als generelle Alternative zum gewählten Ansatz der prädiktiven Fahrplanoptimierung könnten die entwickelten Modelle auch genutzt werden, um sukzessive eine haushaltsindividuelle Wissensbasis zu generieren, die in Form von Betriebsregeln weiterverwendet werden können. Hier bieten Neuro-Fuzzy-Systeme den besten Ansatzpunkt, da diese mittels standardisierter Verfahren gültige Fuzzy-Regler erzeugen, aus denen erlerntes Wissen aufgrund der Interpretierbarkeit wieder extrahierbar ist. Als Konsequenz könnte die Referenzbetriebsstrategie des wärmegeführten Betriebs laufend erweitert werden, um bspw. bestimmte Betriebszeiten bevorzugt zu nutzen. Zwar würde eine solche Strategie sicherlich nicht das theoretische Optimum erreichen, doch könnte sie dennoch auf einfachem Wege einen Teil der zur Verfügung stehenden Freiheitsgrade nutzen. Darüber hinaus könnten Nutzer über standardisierte Schnittstellen eigene Präferenzen hinterlegen, die individuellen Zielsetzungen gerecht werden.

Neben den bereits aufgeführten und im Wesentlichen methodisch motivierten Punkten sollten sich zukünftige Forschungsvorhaben auch weiteren übergeordneten Fragestellungen widmen. Über die bereits erwähnte Erweiterung des entwickelten Modellsystems in Richtung einer ganzheitlichen Bewertung der Wirtschaftlichkeit der betrachteten Mikro-KWK-Anlage unter

Einbeziehung dynamischer Randbedingungen hinaus ist ggf. auch die Integration der entwickelten Methoden in größere Energiesystemmodelle wünschenswert. Beispielsweise könnten die energiewirtschaftlichen und elektrotechnischen Auswirkungen der entwickelten Konzepte untersucht werden, indem in einem Multi-Agenten-System viele räumlich verteilte Haushalte abgebildet werden, in denen sich der individuelle Anlagenbetrieb und die Ladecharakteristik von Elektrofahrzeugen entsprechend der entwickelten Optimierung gestalten. Eine Simulation unter der Annahme einer hohen Verbreitung des Konzepts könnte wichtige Rückschlüsse zur Auswirkung auf die Netzstabilität im Verteilungsnetz in Verbindung mit zunehmender Photovoltaik-Einspeisung und Elektrofahrzeug-Penetration ermöglichen. Es könnte ebenfalls untersucht werden, ob die Integration einer übergeordneten Zielstellung wie das Erbringen von Systemdienstleistungen in die Optimierungsalgorithmen dazu beitragen kann, das Energiesystem als Ganzes zu unterstützen. Andererseits könnte aus Sicht eines Energieversorgers analysiert werden, welche Auswirkungen mit dem unterschiedlichen Design zeitvariabler Tarife einhergehen, wenn diese neben der Stromnachfrage auch die Einspeisecharakteristik steuerbarer dezentraler Energieanlagen beeinflussen.

Eine technische Forschungsfrage, die mit dem entwickelten Modellsystem adressiert werden könnte, ist die Frage nach wünschenswerten Weiterentwicklungen für die untersuchte Mikro-KWK-Anlage. Beispielsweise könnten durch Sensitivitätsanalysen für technische Parameter, wie z. B. der Mindestbetriebszeit oder der erlaubten Betriebspunkte, Schlüsse dahingehend gezogen werden, an welcher Stelle technische Weiterentwicklungen im Sinne einer weiteren ökonomischen Verbesserung des Betriebs in der Realität besonders attraktiv sind.

Als eher perspektivische Anmerkung zum Ausblick auf weitere Forschungsfragen sei erwähnt, dass das untersuchte brennstoffzellenbasierte Mikro-KWK-System durch die integrierte dezentrale Wasserstoffbereitstellung theoretisch nicht nur mit batteriebetriebenen Elektrofahrzeugen kombinierbar ist, sondern mit zusätzlichem technischen Aufwand auch die Möglichkeit einer dezentralen Betankung von Brennstoffzellen-Elektrofahrzeugen denkbar ist. Aufgrund der guten Skalierbarkeit und des dadurch auch in dezentralen Systemen hohen Wirkungsgrads der integrierten Dampfreformierung zur Wasserstoffbereitstellung ergäben sich hierbei nur geringe energetische Nachteile gegenüber der zentralen Bereitstellung von Wasserstoff. Darüber hinaus stünde mit dem dritten Produkt Wasserstoff eine Möglichkeit zur Verfügung, Teile des Systems auch in Zeiten niedrigen Wärmebedarfs zu nutzen. Obgleich die dabei entstehende Wärmemenge teilweise nicht lokal nutzbar wäre und somit partiell keine Vergütungen im Sinne des KWKG erfolgen würde, könnte sich ein entsprechender Ansatz als wirtschaftlich erweisen, sofern die für das Konzept notwendige Betankungsanlage keine zu hohen Investitionen erfordert. Da diese Fragestellung jedoch aus heutiger Sicht noch mit zu großen Unsicherheiten behaftet ist (z. B. ist unklar, ob es überhaupt zu einer nennenswerten Verbreitung von Brennstoffzellen-Elektrofahrzeugen kommen wird) und derzeit auch noch ungelöste technische Fragestellungen in Bezug auf die dezentrale Betankung bestehen, blieb dieser perspektivische Aspekt noch unberücksichtigt.

# Kapitel 9

## Zusammenfassung

Das politische und gesellschaftliche Bestreben, geeignete Strategien zur Reduktion der anthropogenen Treibhausgasemissionen zu entwickeln, manifestiert sich zunehmend in allen Bereichen des Energiesystems Deutschlands. Neben der Erschließung alternativer, CO<sub>2</sub>-neutraler Energiequellen stellt dabei die Maximierung der Effizienz bei der Nutzung fossiler Energieträger einen wichtigen Baustein dar. Letzteres wird adressiert durch Prozesse der Kraft-Wärme-Kopplung (KWK), in welchen die bei der Stromproduktion anfallende Abwärme nicht an die Umgebung abgeführt, sondern der Nutzung zugeführt wird. Der gesamte Anteil der Stromerzeugung aus KWK-Anlagen an der Bruttostromerzeugung Deutschlands liegt heute bei 12,5 % und ist nahezu ausschließlich auf Anlagen großer Leistung zurückzuführen. Um jedoch das für Deutschland definierte Ziel eine Erhöhung des Anteils auf 25 % bis zum Jahr 2020 zu erreichen, ist das Ausschöpfen bestehender Potenziale in allen Größenklassen wünschenswert. Von besonderem Interesse sind hierbei sogenannte Mikro-KWK-Anlagen zur dezentralen Versorgung von Einzelhaushalten. Diese weisen in der Klasse unter fünf Kilowatt elektrischer Leistung ein technisches Potenzial von bis zu 7,6 Millionen Anlagen in Deutschland auf (Horst et al., 2011). Allerdings besteht mit der heute noch mangelhaften Wirtschaftlichkeit, insbesondere von Systemen kleinster Leistung, ein entscheidendes Hemmnis für deren großflächige Verbreitung. Dies gilt in besonderem Maße für die vielversprechende Technologie brennstoffzellenbasierter Anlagen, die aufgrund hoher elektrischer Wirkungsgrade und niedriger Schadstoffemissionen aus ökologischer Sicht besonders interessant ist. Letztere sind Gegenstand der Untersuchungen dieser Arbeit und werden durch ein Polymerelektrolytbrennstoffzellen-System mit integriertem Dampfreformer zur dezentralen Wasserstoffbereitstellung aus Erdgas repräsentiert. Das Referenzsystem ist des Weiteren ausgestattet mit einem thermischen Pufferspeicher variabler Größe und einem integrierten Gasbrenner zur Deckung thermischer Lastspitzen.

Die Gestaltung der rechtlichen Rahmenbedingungen in Deutschland versucht dem identifizierten Hemmnis der Wirtschaftlichkeit mit Hilfe von Investitionszuschüssen (BMU, 2012), erzeugungsabhängigen Bonuszahlungen sowie einer gesicherten spezifischen Vergütung des eingespeisten Stroms entgegenzuwirken (BRD, 2012b). Aus Sicht des Anlagenbetreibers ergibt

sich bei diesen Rahmenbedingungen eine Erlösstruktur, bei der die Maximierung der lokalen Nutzung des in der eigenen Anlage produzierten Stroms zum ökonomischen Optimum führt. Aufgrund der begrenzten Flexibilität brennstoffzellenbasierter Mikro-KWK-Anlagen, die sich in langen Anfahrzeiten, fest vorgegebenen Betriebspunkten sowie Mindestbetriebszeiten äußert, werden die Anlagen bislang jedoch nahezu ausschließlich wärmegeführt betrieben. Hierbei orientiert sich der Anschaltzeitpunkt der Anlage ausschließlich am Füllstand des thermischen Pufferspeichers, ohne die lokale Nachfragestruktur nach elektrischer Energie miteinzubeziehen. Entsprechend steht der Betreiber vor der Frage, wie einerseits die Betriebszeiten der Anlage verlagert und andererseits Flexibilitätspotenziale der zeitlichen Nachfragestruktur des Haushalts genutzt werden können, um die Eigenverbrauchsrate der lokal erzeugten Elektrizität zu maximieren. Dabei gilt stets die Randbedingung der gesetzlich geforderten Maßgabe, die gesamte bereitgestellte Wärme lokal zu nutzen, was den Umfang des Anlagenbetriebs in Zeiten niedrigen Wärmebedarfs begrenzt (BRD, 2012b). Als nachfrageseitiges Flexibilitätspotenzial bietet sich hingegen zukünftig ggf. das gesteuerte Laden von Elektrofahrzeugen an. Aufgrund langer Parkzeiten zuhause und des hohen jährlichen Strombedarfs, welcher für ein Elektrofahrzeug durchaus in der Größenordnung des gesamten jährlichen Haushaltsstrombedarfs liegen kann, eignet sich das gesteuerte Laden zuhause besonders zur Lastverschiebung und somit zur Steigerung der Eigennutzungsrate lokal erzeugten Stroms. Andere nachfragesteuernde Maßnahmen, wie bspw. die zeitliche Verschiebung des Betriebs einzelner Haushaltsgeräte, sind hingegen in der Regel nicht ohne Komforteinbußen oder signifikante Zusatzinvestitionen umsetzbar. Außerdem bieten sie aufgrund der im Vergleich zum Elektrofahrzeug geringen verlagerten Energiemengen sowie enger zeitlicher Restriktionen ein deutlich geringeres energetisches Flexibilitätspotenzial (Jochem et al., 2012).

Um der Problemstellung gerecht zu werden, liegt die Zielsetzung der vorliegenden Arbeit in der Bereitstellung eines Modellsystems zur täglichen haushaltsindividuellen prädiktiven ökonomischen Optimierung des Fahrplans einer brennstoffzellenbasierten Mikro-KWK-Anlage und des gesteuerten Ladens eines Elektrofahrzeugs aus der Sicht des Anlagenbetreibers, der gleichzeitig Bewohner des versorgten Haushalts ist. Hierzu sind zunächst alle für den Betrieb relevanten techno-ökonomischen Charakteristika des Hausenergiesystems geeignet in die Modellierung zu integrieren. Da darüber hinaus der kurzfristige zukünftige Verlauf der Haushaltsnachfrage nach Strom und Wärme entscheidend für die Fahrplan- und Ladeoptimierung ist, wird der diesbezüglich in der Realität herrschenden Unsicherheit mit Hilfe eines prädiktiven Optimierungsansatzes besondere Aufmerksamkeit gewidmet. Zur anschließenden Bewertung der in täglicher Iteration optimierten Anlagenfahrpläne wird deren Umsetzung basierend auf hochaufgelösten realen Nachfrageverläufen simuliert, womit der Betrieb bestimmt wird, der in der Realität umgesetzt worden wäre. Ein besonderer Fokus liegt bei allen Entwicklungen auf der möglichst realistischen Umsetzbarkeit sowie der stringenten Einordnung der erzielten Ergebnisse gegenüber dem Referenzfall des wärmegeführten Anlagenbetriebs einerseits und

dem nur theoretisch erreichbaren optimalen Betrieb andererseits. Letzterer kann mit Hilfe der exakten Lösung des vorliegenden Optimierungsproblems und der Annahme perfekter Kenntnis der Haushaltsnachfrage bestimmt werden.

Aus der Diskussion bereits existierender Modellansätze zur Optimierung des Betriebs von Mikro-KWK-Anlagen werden verschiedene Defizite deutlich. Es existieren viele Arbeiten, die einerseits einen prädiktiven Optimierungsansatz als notwendig identifizieren, doch diesen dann aufgrund fehlender Prognosealgorithmen oder mangelhafter Prognosegüte nicht umsetzen. Für konkrete Berechnungen wird stattdessen oft die perfekte Kenntnis des zukünftigen Lastverlaufs angenommen. Zwar konnten auch Arbeiten identifiziert werden, die einen vollständigen prädiktiven Ansatz entwickeln und anwenden, aber bspw. aufgrund der Notwendigkeit spezifischer Gebäudemodelle nicht generisch einsetzbar sind. Letzteres ist jedoch eine notwendige Bedingung für einen verbreiteten Einsatz, da die individuelle Anpassung von Prognosealgorithmen an jedes Gebäude im Anwendungsfall nur unter hohem Aufwand möglich ist. Darüber hinaus existiert bisher keine Arbeit, die das gesteuerte Laden von Elektrofahrzeugen als integralen Bestandteil der Optimierung betrachtet. Gemeinsam mit der in nahezu allen identifizierten Arbeiten fehlenden stringenten Bewertung der erzielten Ergebnisse gegenüber dem theoretischen globalen Optimum, ergibt die Auswertung des Stands der Forschung eine Lücke, die mit der vorliegenden Arbeit geschlossen wird.

Im Mittelpunkt der Arbeit steht die Entwicklung des Modellsystems *P-OPT* zur prädiktiven Optimierung des Mikro-KWK-Anlagenfahrplans und des gesteuerten Ladens eines Elektrofahrzeugs. Der zentrale methodische Ansatz ist die tägliche Durchführung einer kurzfristigen haushaltsindividuellen Lastprognose und der darauf aufbauenden Fahrplan- und Ladeoptimierung mit rollierendem Zeithorizont. Die Implementierung des Modellsystems besteht entsprechend aus Modulen zur *Lastprognose*, *Optimierung* und *Simulation*.

Für das Modul *Lastprognose* werden insgesamt sechs verschiedene Methoden in mehreren Konfigurationen untersucht. Ausgangspunkt der getroffenen Vorauswahl ist, neben prinzipiellen Eignungskriterien, die Analyse zahlreicher Arbeiten zur Lastprognose auf aggregierter Ebene. Die Parametrierung der Methoden erfolgt anschließend mit Hilfe von Sensitivitätsanalysen. Zur Wahl der letztlich angewendeten Methoden werden weitere umfangreiche Güteanalysen für ausgewählte Entwicklungslastgänge durchgeführt. Zwar genügen die erreichten Fehlermaße aufgrund der Charakteristik individueller Haushaltslastgänge sowie der begrenzten Datenbasis nicht den gängigen Anforderungen an Modelle auf aggregierter Ebene, doch können die antizipierten Nachfrageverläufe gewinnbringend für die nachfolgende Optimierung weiterverwendet werden.

Die beiden Module der *Optimierung* umfassen je eine Methodenalternative zur täglichen Bestimmung eines prognosebasiert optimierten Anlagenfahrplans mit beschränktem und rollierendem Zeithorizont. Neben einem gemischt-ganzzahligen Programm wird eine problemspezifische Greedy-Heuristik für die Lösung des Einsatzplanungsproblems entwickelt. Ersteres

ist jedoch aufgrund der algorithmischen Komplexität sowie der Notwendigkeit ausgereifter Solver und leistungsfähiger Hardware für den realen Einsatz in dezentralen Systemen wahrscheinlich nur mit Zusatzinvestitionen einsetzbar. Andererseits ist die Optimalität der mit dem gemischt-ganzzahligen Programm ermittelten Lösung nachweisbar, sodass sie als Benchmark für die der Greedy-Heuristik verwendet werden kann. Letztere liefert zwar in der Regel keine optimale Lösung, doch erreicht sie aufgrund ihrer algorithmischen Eigenschaften bereits nach wenigen Sekunden täglicher Berechnungszeit, und somit auch ohne den Einsatz leistungsfähiger Hardware, eine gute Annäherung an das Optimum.

Im Modul *Simulation* werden abschließend die optimierten Fahrpläne sowie die Referenzbetriebsstrategie mit zeitlich hochaufgelösten realen Lastgängen simuliert und überprüft. Beim Auftreten kritischer Systemzustände ermittelt die Simulation alle notwendigen kurzfristigen Kompensationshandlungen und repräsentiert somit jeweils den Betrieb, der in der Realität erreicht worden wäre. Insgesamt ermöglicht sie damit den systematischen Vergleich aller untersuchten Betriebsstrategien sowie deren ökonomische Bewertung. Darüber hinaus können durch die Gegenüberstellung aller methodischen Varianten auch prognose- und methodenbedingte Abweichungen vom theoretischen Optimum berechnet und unterschieden werden.

Mit Hilfe des Modellsystems wird eine umfangreiche Fallstudie durchgeführt. Als Betrachtungsraum dienen dazu vier Haushalte unterschiedlicher Größe in je zwei Varianten hinsichtlich des spezifischen jährlichen Heizwärmebedarfs. Weitere Szenarios ergeben sich aus der Berücksichtigung zeitvariabler Stromtarife sowie der Unterscheidung von Fällen mit und ohne Elektrofahrzeug. Die wesentlichen Erkenntnisse aus der Fallstudie sind:

- Bei einer zum jährlichen Wärmebedarf des versorgten Haushalts passenden Anlagenauslegung, ergeben sich für die untersuchten brennstoffzellenbasierten Mikro-KWK-Anlagen hohe jährliche Laufzeiten. Dennoch sind Freiheitsgrade zur Betriebsoptimierung, v. a. in Übergangszeiten mit niedrigem Heizwärmebedarf und in Zusammenhang mit dem gesteuerten Laden eines Elektrofahrzeugs, vorhanden. Durch das Ausnutzen dieser Freiheitsgrade kann die Rate der Eigenstromnutzung um durchschnittlich zehn Prozentpunkte erhöht werden.
- Mit den entwickelten Lastprognosemodellen basierend auf einem Neuro-Fuzzy-Ansatz sowie der multiplen linearen Regression, kann das für die Optimierung relevante Informationsdefizit gegenüber naiven Referenzmethoden durchschnittlich halbiert werden.
- Durch die prädiktive Optimierung werden gegenüber dem wärmegeführten Referenzbetrieb im Durchschnitt aller verwendeten Methoden ca. 10 bis maximal rund 18 % Einsparungen bei den jährlich aufzubringenden Systemausgaben zur Vollversorgung der betrachteten Haushalte mit Strom und Wärme erreicht.
- Die Projektion der erreichten Ausgabensenkungen auf die gesamte Anlagenlebensdauer wird gemessen an der Änderung des Kapitalwerts ( $\Delta NPV$ ) gegenüber dem Referenzbe-

trieb. Mit Hilfe der prognosebasierten Heuristik wird szenarioabhängig ein durchschnittlicher Wert des  $\Delta$ NPV zwischen ca. 1.500 und 2.300 € bei den Varianten mit der Referenzanlage, und zwischen ca. 1.800 und 2.700 € über alle der betrachteten Varianten erreicht. Erstgenanntes entspricht etwa 13 bis 19 % des von der Industrie avisierten Ziel-Endkundenpreises der Referenzanlage in Höhe von 12.000 €.

- Die höchsten Werte des  $\Delta$ NPV bei der Anwendung der prognosebasierten Heuristik werden mit durchschnittlich ca. 2.700 € in den Szenarios mit Elektrofahrzeug und dem verwendeten zeitvariablen Stromtarif erreicht. Auch mit durchschnittlich rund 1.800 € bei heute gängigen Rahmenbedingungen (kein Elektrofahrzeug und konstante Tarife), übersteigt der ökonomische Vorteil somit den derzeitigen Investitionszuschuss für Mikro-KWK-Anlagen mit einem Kilowatt elektrischer Leistung.
- Bei der Verwendung prognostizierter Lastgänge betragen die, am theoretischen Optimum gemessenen, Zielerreichungsgrade im Durchschnitt ca. 83 % für das gemischt-ganzzahlige Programm und ca. 73 % für die Greedy-Heuristik. Meist übersteigt dabei der berechnete prognosebedingte den methodenbedingten Nachteil der Heuristik knapp.
- Ein stationärer elektrischer Speicher erreicht, auf Kosten einer signifikant erhöhten Investition, ab einer gewissen Batteriegröße jährliche Einsparungen in gleicher Höhe wie der entwickelte Optimierungsansatz. Die Optimierung ist jedoch auch dann stets in der Lage nochmals zusätzliche Einsparungen zu generieren.
- Das sofortige Laden eines Elektrofahrzeugs direkt nach dessen Ankunft am Haushalt erweist sich als äußerst ungünstig für die erzielbare Rate der Eigenstromnutzung. Deshalb sollte, selbst wenn auf eine Fahrplanoptimierung für die Mikro-KWK-Anlage verzichtet wird, zumindest der Ladevorgang angepasst auf den Anlagenbetrieb erfolgen sowie eventuell zeitvariable Stromtarife berücksichtigen.
- Steigende Endkunden-Strompreise verbessern sowohl die Ergebnisse des vorgestellten Ansatzes als auch die prinzipielle Wirtschaftlichkeit dezentraler Mikro-KWK-Anlagen. Äquivalente relative Steigerungen des Gasbezugspreises werden dabei überkompensiert.

Die Ergebnisse zeigen, dass mit dem in der vorliegenden Arbeit entwickelten Modellsystem die Möglichkeit geschaffen wird, den üblicherweise wärmegeführten Betrieb brennstoffzellenbasierter Mikro-KWK-Anlagen aus der Perspektive des Anlagenbetreibers und Haushaltsbewohners ökonomisch zu optimieren. Erstmals wird ein generisch einsetzbares Konzept entwickelt, das einerseits mit Hilfe von Lastprognosemodellen der in der realen Anwendung herrschenden Unsicherheit hinsichtlich des zukünftigen Verlaufs von Haushaltslastgängen Rechnung trägt und andererseits neben einer exakten auch eine heuristische Optimierungsmethode beinhaltet. Dabei werden alle erzielten Ergebnisse konsequent gegenüber dem theoretischen Optimum bewertet, womit ein bedeutender Mangel bereits vorliegender Arbeiten adressiert wird. Darüber hinaus umfasst die vorliegende Arbeit erstmalig auch die integrierte Modellierung des gesteuerten Ladens eines Elektrofahrzeugs, das zukünftig in Wechselwirkung mit dem Anlagenbetrieb erhebliche Freiheitsgrade für die Optimierung generieren kann.



# Anhang

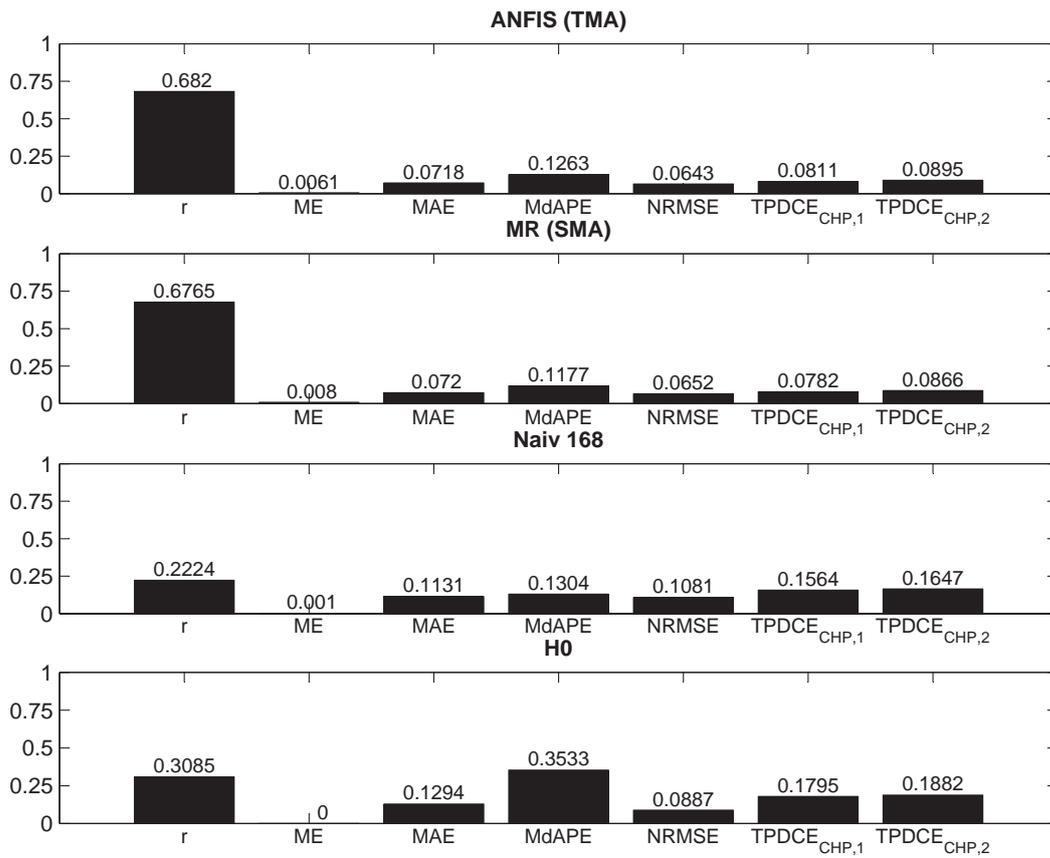


Abbildung A.1: Bewertung der kurzfristigen elektrischen Lastprognose für HH1

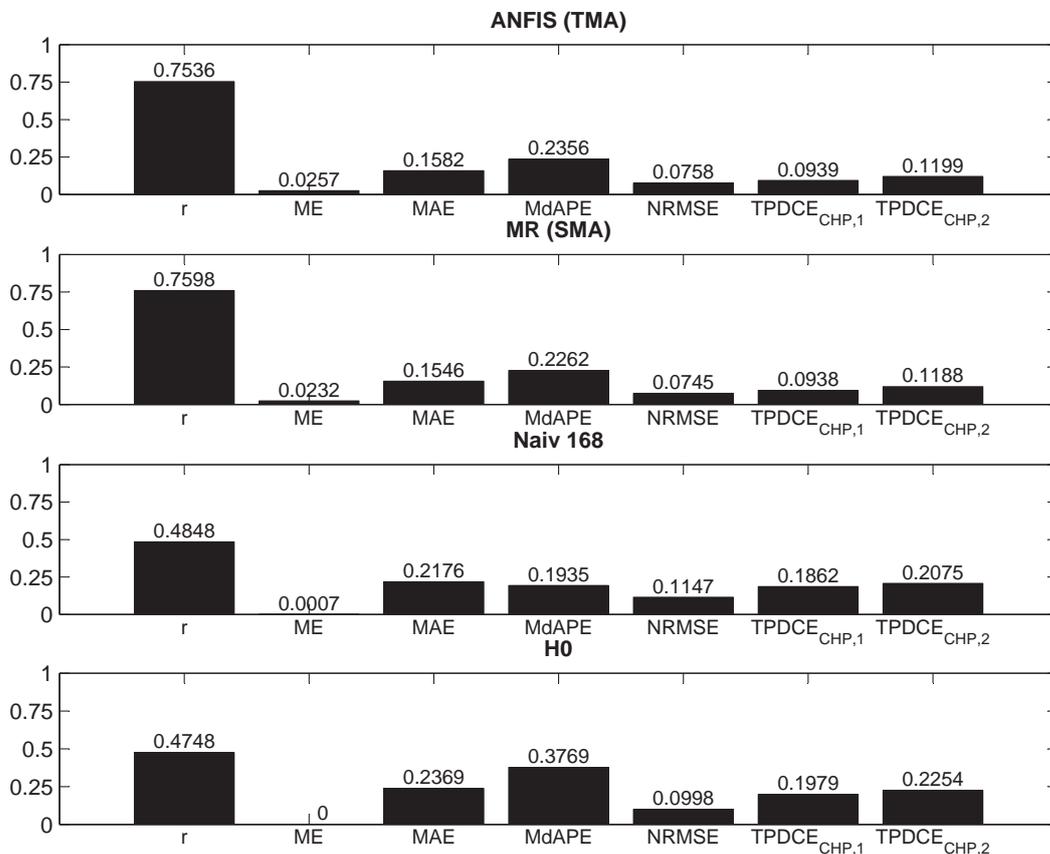


Abbildung A.2: Bewertung der kurzfristigen elektrischen Lastprognose für HH2

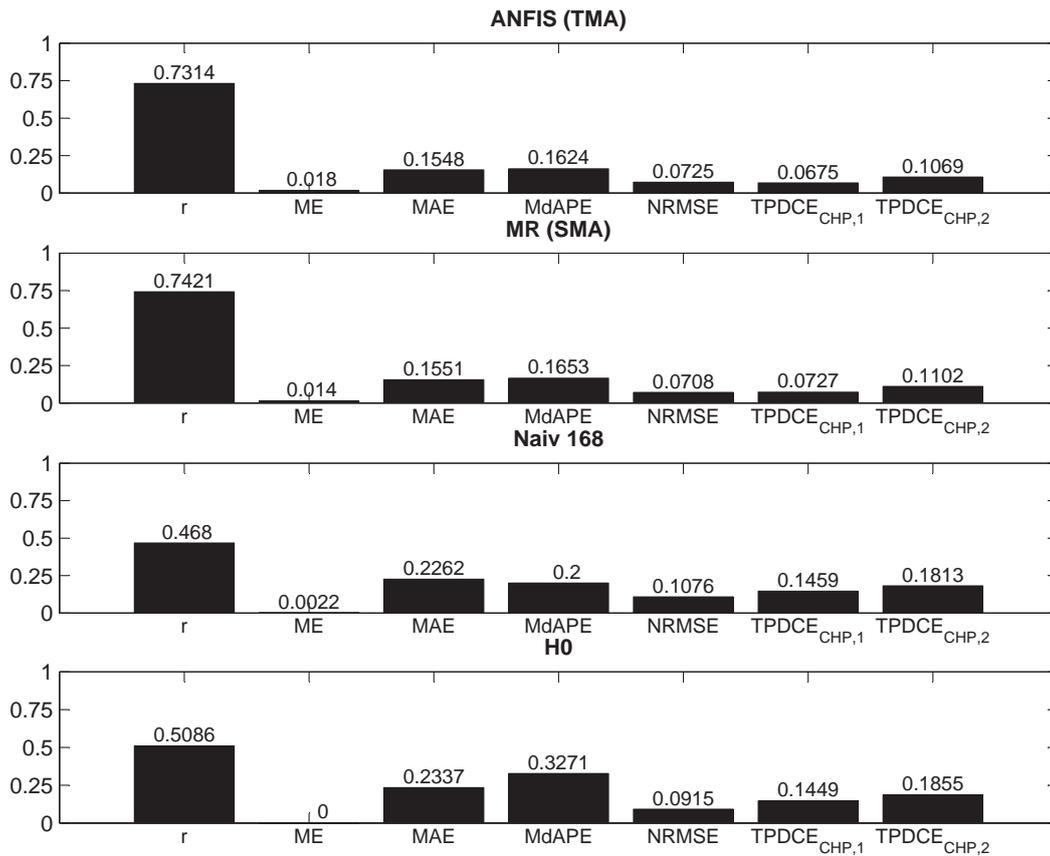


Abbildung A.3: Bewertung der kurzfristigen elektrischen Lastprognose für HH3

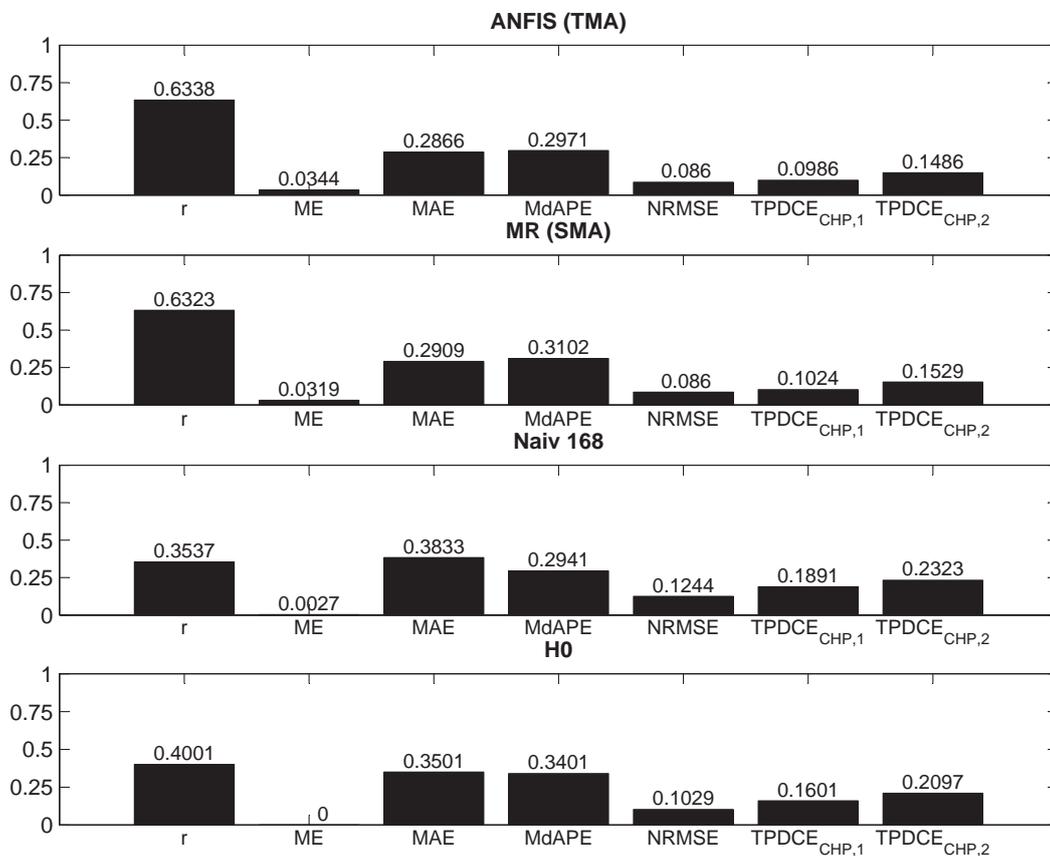


Abbildung A.4: Bewertung der kurzfristigen elektrischen Lastprognose für HH4

Tabelle A.1: Ergebnisse aller berechneten Varianten für HH1

Methode	Lastgänge	Kennzahl	Einheit	$p_{el}$ konstant				$p_{el}$ variabel			
				mit EV		ohne EV		mit EV		ohne EV	
				H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2
		$C_{uc}$	€/a	1.841	2.265	1.203	1.628	1.820	2.245	1.210	1.635
wärmegeführt	real	VLh	h	4.224	5.172	4.224	5.172	4.224	5.172	4.224	5.172
		$\varphi_{el,tot}$	%	41,15	51,98	47,35	57,79	41,15	51,98	47,35	57,79
		$\varphi_{el,prod}$	%	52,57	45,20	31,91	26,51	52,57	45,20	31,91	26,51
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.203	1.413	735	1.000	1.172	1.387	726	991
		$C(y > y^*)$	€/a	1.432	1.749	963	1.336	1.400	1.723	954	1.327
MIP B&C	real	$\varphi_{el,tot}$	%	55,74	66,28	67,68	74,29	55,31	66,06	67,16	73,86
		$\varphi_{el,prod}$	%	70,44	57,02	45,23	33,74	69,98	56,82	44,93	33,57
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.050	1.262	622	907	954	1.190	604	894
		$C(y > y^*)$	€/a	1.281	1.601	852	1.246	1.185	1.529	834	1.233
		$\Delta C$	%	12,70	10,67	15,39	9,31	18,59	14,22	16,78	9,85
		$\Delta NPV$	€	2.258	2.221	1.670	1.363	3.226	2.911	1.801	1.433
	prognostiziert	$\varphi_{el,tot}$	%	53,34	64,18	64,98	72,30	52,52	63,72	64,90	72,27
		$\varphi_{el,prod}$	%	67,73	55,33	43,71	32,95	66,77	54,97	43,69	32,95
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.077	1.285	639	920	984	1.214	619	905
		$C(y > y^*)$	€/a	1.307	1.624	868	1.258	1.213	1.553	848	1.243
		$\Delta C$	%	10,48	9,04	13,09	8,04	16,04	12,45	14,69	8,74
		$\pi_{MIP}$	%	2,54	1,83	2,72	1,40	3,13	2,07	2,50	1,23
		$\zeta_{MIP,prog}$	%	82,51	84,66	85,06	86,40	86,29	87,54	87,58	88,71
$\Delta NPV$	€	1.867	1.881	1.428	1.182	2.789	2.552	1.585	1.276		
Greedy-Heuristik	real	$\varphi_{el,tot}$	%	54,22	64,66	64,00	71,56	54,04	64,56	63,89	71,36
		$\varphi_{el,prod}$	%	69,10	55,94	43,10	32,67	68,87	55,84	43,03	32,58
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.063	1.276	639	919	990	1.220	624	908
		$C(y > y^*)$	€/a	1.292	1.613	868	1.256	1.219	1.558	853	1.245
		$\Delta C$	%	11,63	9,69	13,06	8,09	15,53	12,01	13,98	8,42
		$\varepsilon_{real}$	%	1,22	1,10	2,75	1,34	3,76	2,58	3,36	1,59
		$\zeta_{HEU,real}$	%	91,60	90,78	84,89	86,94	83,52	84,45	83,33	85,45
		$\Delta NPV$	€	2.079	2.026	1.427	1.193	2.703	2.467	1.509	1.232
	prognostiziert	$\varphi_{el,tot}$	%	51,71	62,85	62,71	70,55	51,67	62,75	62,76	70,61
		$\varphi_{el,prod}$	%	66,06	54,37	42,26	32,18	65,99	54,26	42,31	32,21
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.091	1.296	647	925	1.015	1.239	631	913
		$C(y > y^*)$	€/a	1.319	1.633	876	1.263	1.244	1.577	860	1.250
		$\Delta C$	%	9,35	8,28	11,95	7,45	13,37	10,63	13,05	7,95
$\varepsilon_{prog}$	%	1,27	,83	1,31	,64	3,19	2,07	1,93	,87		
$\pi_{HEU}$	%	2,59	1,56	1,28	,69	2,56	1,56	1,08	,52		
$\zeta_{HEU,prog}$	%	73,59	77,54	77,65	80,10	71,90	74,78	77,79	80,66		
$\Delta NPV$	€	1.673	1.729	1.306	1.097	2.329	2.182	1.410	1.160		

H1/H2: Heizwärmebedarfsklassen (75/150 kWh/m<sup>2</sup>a);  $C_{uc}$ : jährliche Versorgungsausgaben bei der ungekoppelten Versorgung;  $C(y \leq y^*)/C(y > y^*)$ : jährliche Versorgungsausgaben vor/nach Ende der Förderperiode;  $\Delta C$ : Änderung von  $C(y \leq y^*)$  ggü. wärmegeführtem Betrieb;  $\Delta NPV$ : Änderung des NPV ggü. wärmegeführtem Betrieb;  $\varphi_{el,tot}$ : el. Bedarfsdeckungsgrad;  $\varphi_{el,prod}$ : el. Produktionsdeckungsgrad

Tabelle A.2: Ergebnisse aller berechneten Varianten für HH2

Methode	Lastgänge	Kennzahl	Einheit	$p_{el}$ konstant				$p_{el}$ variabel			
				mit EV		ohne EV		mit EV		ohne EV	
				H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2
		$C_{uc}$	€/a	2.471	3.108	1.834	2.471	2.476	3.113	1.866	2.503
wärmegeführt	real	VLh	h	4.791	5.405	4.791	5.405	4.791	5.405	4.791	5.405
		$\varphi_{el,tot}$	%	48,37	59,61	55,13	64,99	48,37	59,61	55,13	64,99
		$\varphi_{el,prod}$	%	58,36	47,81	42,07	32,97	58,36	47,81	42,07	32,97
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.537	1.876	1.081	1.487	1.518	1.853	1.076	1.479
		$C(y > y^*)$	€/a	1.848	2.344	1.392	1.955	1.829	2.321	1.387	1.947
MIP B&C	real	$\varphi_{el,tot}$	%	62,13	74,04	72,52	80,68	61,72	73,83	71,97	80,30
		$\varphi_{el,prod}$	%	74,23	58,83	54,87	40,57	73,78	58,66	54,52	40,42
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.351	1.680	932	1.351	1.262	1.617	920	1.341
		$C(y > y^*)$	€/a	1.665	2.152	1.245	1.823	1.575	2.089	1.233	1.812
		$\Delta C$	%	12,07	10,43	13,79	9,14	16,90	12,72	14,49	9,36
		$\Delta NPV$	€	2.740	2.883	2.200	1.995	3.798	3.477	2.306	2.035
	prognostiziert	$\varphi_{el,tot}$	%	59,00	71,17	69,18	78,27	57,90	70,54	68,73	77,93
		$\varphi_{el,prod}$	%	70,61	56,66	52,56	39,48	69,42	56,20	52,30	39,35
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.395	1.720	962	1.374	1.311	1.662	947	1.362
		$C(y > y^*)$	€/a	1.708	2.191	1.274	1.845	1.624	2.133	1.259	1.832
		$\Delta C$	%	9,25	8,30	11,00	7,60	13,61	10,30	12,02	7,92
		$\pi_{MIP}$	%	3,20	2,38	3,24	1,69	3,96	2,77	2,90	1,59
		$\zeta_{MIP,prog}$	%	76,67	79,56	79,74	83,17	80,53	80,99	82,91	84,63
		$\Delta NPV$	€	2.099	2.294	1.759	1.664	3.061	2.818	1.918	1.728
Greedy-Heuristik	real	$\varphi_{el,tot}$	%	59,93	72,01	69,16	77,60	59,83	71,88	69,07	77,64
		$\varphi_{el,prod}$	%	72,06	57,50	52,65	39,21	71,93	57,39	52,58	39,23
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.378	1.704	957	1.374	1.310	1.655	947	1.363
		$C(y > y^*)$	€/a	1.690	2.174	1.269	1.843	1.622	2.125	1.259	1.833
		$\Delta C$	%	10,36	9,18	11,42	7,61	13,70	10,66	11,97	7,84
		$\varepsilon_{real}$	%	1,94	1,40	2,75	1,68	3,85	2,36	2,95	1,67
		$\zeta_{HEU,real}$	%	85,83	87,99	82,84	83,32	81,05	83,80	82,57	83,80
		$\Delta NPV$	€	2.361	2.548	1.832	1.673	3.086	2.924	1.911	1.714
	prognostiziert	$\varphi_{el,tot}$	%	57,10	69,14	67,70	76,51	56,92	69,12	67,63	76,19
		$\varphi_{el,prod}$	%	68,87	55,32	51,62	38,70	68,64	55,31	51,56	38,55
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.417	1.744	971	1.385	1.350	1.694	958	1.376
		$C(y > y^*)$	€/a	1.729	2.213	1.282	1.854	1.661	2.163	1.269	1.845
		$\Delta C$	%	7,76	7,02	10,17	6,87	11,07	8,58	10,96	6,96
		$\varepsilon_{prog}$	%	1,64	1,39	,93	,78	2,94	1,92	1,20	1,04
		$\pi_{HEU}$	%	2,89	2,37	1,41	,80	3,04	2,32	1,14	,95
		$\zeta_{HEU,prog}$	%	64,34	67,33	73,75	75,25	65,51	67,47	75,62	74,41
		$\Delta NPV$	€	1.775	1.952	1.634	1.512	2.499	2.357	1.753	1.525

H1/H2: Heizwärmebedarfsklassen (75/150 kWh/m<sup>2</sup>a);  $C_{uc}$ : jährliche Versorgungsausgaben bei der ungekoppelten Versorgung;  $C(y \leq y^*)/C(y > y^*)$ : jährliche Versorgungsausgaben vor/nach Ende der Förderperiode;  $\Delta C$ : Änderung von  $C(y \leq y^*)$  ggü. wärmegeführtem Betrieb;  $\Delta NPV$ : Änderung des NPV ggü. wärmegeführtem Betrieb;  $\varphi_{el,tot}$ : el. Bedarfsdeckungsgrad;  $\varphi_{el,prod}$ : el. Produktionsdeckungsgrad

Tabelle A.3: Ergebnisse aller berechneten Varianten für HH3

Methode	Lastgänge	Kennzahl	Einheit	$p_{el}$ konstant				$p_{el}$ variabel			
				mit EV		ohne EV		mit EV		ohne EV	
				H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2
		$C_{uc}$	€/a	2.973	3.822	2.336	3.185	2.983	3.832	2.373	3.222
wärmegeführt	real	VLh	h	5.378	5.338	5.378	5.338	5.378	5.338	5.378	5.338
		$\varphi_{el,tot}$	%	54,01	61,13	60,16	63,39	54,01	61,13	60,16	63,39
		$\varphi_{el,prod}$	%	66,64	41,45	50,46	29,22	66,64	41,45	50,46	29,22
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.819	2.294	1.383	1.935	1.802	2.271	1.381	1.928
		$C(y > y^*)$	€/a	2.168	2.929	1.732	2.570	2.151	2.906	1.730	2.563
MIP B&C	real	$\varphi_{el,tot}$	%	64,61	77,81	74,04	80,70	64,28	77,62	73,62	80,41
		$\varphi_{el,prod}$	%	78,70	52,36	61,40	36,93	78,40	52,23	61,09	36,83
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.653	2.034	1.235	1.750	1.564	1.979	1.223	1.733
		$C(y > y^*)$	€/a	2.007	2.674	1.588	2.390	1.917	2.620	1.576	2.373
		$\Delta C$	%	9,09	11,33	10,70	9,56	13,22	12,84	11,40	10,08
		$\Delta NPV$	€	2.430	3.835	2.176	2.724	3.520	4.307	2.318	2.863
	prognostiziert	$\varphi_{el,tot}$	%	62,23	75,68	72,27	78,78	61,38	75,13	71,87	78,59
		$\varphi_{el,prod}$	%	76,02	51,08	60,18	36,18	75,06	50,71	59,91	36,11
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.691	2.070	1.256	1.773	1.605	2.020	1.242	1.757
		$C(y > y^*)$	€/a	2.044	2.708	1.607	2.411	1.957	2.658	1.593	2.395
		$\Delta C$	%	7,01	9,77	9,23	8,36	10,93	11,05	10,07	8,84
		$\pi_{MIP}$	%	2,28	1,76	1,64	1,33	2,64	2,05	1,51	1,37
		$\zeta_{MIP,prog}$	%	77,16	86,25	86,33	87,38	82,67	86,08	88,29	87,75
$\Delta NPV$	€	1.875	3.316	1.884	2.390	2.911	3.716	2.054	2.523		
Greedy-Heuristik	real	$\varphi_{el,tot}$	%	63,07	75,46	71,54	77,71	63,03	75,25	71,55	77,53
		$\varphi_{el,prod}$	%	77,32	50,98	59,64	35,72	77,25	50,84	59,64	35,63
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.674	2.066	1.259	1.776	1.610	2.021	1.249	1.762
		$C(y > y^*)$	€/a	2.026	2.703	1.610	2.414	1.962	2.659	1.600	2.399
		$\Delta C$	%	7,93	9,96	8,99	8,18	10,65	11,00	9,57	8,60
		$\varepsilon_{real}$	%	1,28	1,55	1,91	1,53	2,96	2,11	2,07	1,65
		$\zeta_{HEU,real}$	%	87,24	87,89	84,09	85,52	80,57	85,68	83,93	85,31
		$\Delta NPV$	€	2.131	3.383	1.837	2.342	2.842	3.702	1.952	2.453
	prognostiziert	$\varphi_{el,tot}$	%	60,67	73,33	70,95	76,94	60,58	73,31	70,65	76,75
		$\varphi_{el,prod}$	%	74,55	49,58	59,15	35,35	74,44	49,54	58,92	35,27
		$C(y \leq y^*)$	€/a	1.713	2.100	1.266	1.786	1.649	2.054	1.258	1.773
		$C(y > y^*)$	€/a	2.063	2.737	1.617	2.424	1.999	2.692	1.609	2.410
		$\Delta C$	%	5,81	8,45	8,48	7,68	8,53	9,54	8,87	8,05
$\varepsilon_{prog}$	%	1,29	1,47	,83	,74	2,70	1,70	1,33	,87		
$\pi_{HEU}$	%	2,30	1,68	,57	,54	2,38	1,64	,77	,60		
$\zeta_{HEU,prog}$	%	63,95	74,56	79,24	80,31	64,49	74,28	77,81	79,91		
$\Delta NPV$	€	1.564	2.871	1.730	2.197	2.278	3.209	1.810	2.296		

H1/H2: Heizwärmebedarfsklassen (75/150 kWh/m<sup>2</sup>a);  $C_{uc}$ : jährliche Versorgungsausgaben bei der ungekoppelten Versorgung;  $C(y \leq y^*)/C(y > y^*)$ : jährliche Versorgungsausgaben vor/nach Ende der Förderperiode;  $\Delta C$ : Änderung von  $C(y \leq y^*)$  ggü. wärmegeführtem Betrieb;  $\Delta NPV$ : Änderung des NPV ggü. wärmegeführtem Betrieb;  $\varphi_{el,tot}$ : el. Bedarfsdeckungsgrad;  $\varphi_{el,prod}$ : el. Produktionsdeckungsgrad

Tabelle A.4: Ergebnisse aller berechneten Varianten für HH4

Methode	Lastgänge	Kennzahl	Einheit	$p_{el}$ konstant				$p_{el}$ variabel			
				mit EV		ohne EV		mit EV		ohne EV	
				H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2
		$C_{uc}$	€/a	3.635	4.697	2.998	4.059	3.656	4.718	3.046	4.108
wärmegeführt	real	VLh	h	5.228	5.294	5.228	5.294	5.228	5.294	5.228	5.294
		$\varphi_{el,tot}$	%	51,93	58,89	55,30	60,73	51,93	58,89	55,30	60,73
		$\varphi_{el,prod}$	%	59,80	38,27	46,83	29,02	59,80	38,27	46,83	29,02
		$C(y \leq y^*)$	€/a	2.250	2.859	1.823	2.487	2.233	2.831	1.820	2.475
		$C(y > y^*)$	€/a	2.703	3.661	2.275	3.289	2.686	3.633	2.272	3.277
MIP B&C	real	$\varphi_{el,tot}$	%	64,39	77,04	70,22	78,60	64,07	76,77	69,89	78,29
		$\varphi_{el,prod}$	%	73,13	49,69	58,73	37,30	72,86	49,53	58,50	37,17
		$C(y \leq y^*)$	€/a	2.015	2.517	1.615	2.237	1.926	2.459	1.601	2.216
		$C(y > y^*)$	€/a	2.474	3.325	2.073	3.045	2.385	3.267	2.058	3.023
		$\Delta C$	%	10,44	11,95	11,42	10,04	13,73	13,14	12,03	10,46
		$\Delta NPV$	€	3.455	5.045	3.060	3.679	4.527	5.495	3.224	3.818
	prognostiziert	$\varphi_{el,tot}$	%	61,19	73,92	68,05	75,73	60,32	73,37	67,34	75,60
		$\varphi_{el,prod}$	%	69,71	47,77	57,12	36,01	68,78	47,46	56,58	35,97
		$C(y \leq y^*)$	€/a	2.076	2.578	1.646	2.281	1.994	2.528	1.632	2.259
		$C(y > y^*)$	€/a	2.534	3.385	2.103	3.086	2.451	3.334	2.088	3.064
		$\Delta C$	%	7,72	9,81	9,68	8,30	10,70	10,70	10,29	8,74
		$\pi_{MIP}$	%	3,04	2,44	1,96	1,93	3,51	2,80	1,98	1,92
		$\zeta_{MIP,prog}$	%	73,93	82,04	84,81	82,69	77,94	81,49	85,52	83,56
		$\Delta NPV$	€	2.553	4.143	2.601	3.046	3.527	4.484	2.764	3.197
Greedy-Heuristik	real	$\varphi_{el,tot}$	%	62,80	74,45	67,74	75,50	62,69	74,33	67,57	75,41
		$\varphi_{el,prod}$	%	71,78	48,20	56,95	35,95	71,67	48,12	56,80	35,89
		$C(y \leq y^*)$	€/a	2.041	2.559	1.645	2.275	1.982	2.513	1.636	2.255
		$C(y > y^*)$	€/a	2.497	3.364	2.101	3.079	2.438	3.318	2.092	3.060
		$\Delta C$	%	9,28	10,47	9,74	8,54	11,24	11,24	10,10	8,88
		$\varepsilon_{real}$	%	1,30	1,69	1,89	1,67	2,89	2,19	2,20	1,77
		$\zeta_{HEU,real}$	%	88,87	87,59	85,31	85,06	81,84	85,55	83,92	84,87
		$\Delta NPV$	€	3.085	4.434	2.621	3.141	3.713	4.713	2.713	3.249
	prognostiziert	$\varphi_{el,tot}$	%	59,37	71,35	66,65	73,86	59,15	71,17	66,39	73,65
		$\varphi_{el,prod}$	%	68,00	46,17	56,05	35,15	67,71	46,06	55,84	35,06
		$C(y \leq y^*)$	€/a	2.107	2.619	1.662	2.298	2.047	2.572	1.652	2.282
		$C(y > y^*)$	€/a	2.562	3.424	2.117	3.104	2.503	3.377	2.108	3.087
		$\Delta C$	%	6,37	8,39	8,84	7,58	8,31	9,15	9,21	7,79
		$\varepsilon_{prog}$	%	1,47	1,57	,94	,78	2,68	1,74	1,20	1,05
		$\pi_{HEU}$	%	3,21	2,33	1,00	1,04	3,30	2,36	,98	1,20
		$\zeta_{HEU,prog}$	%	60,98	70,17	77,41	75,55	60,52	69,62	76,57	74,44
		$\Delta NPV$	€	2.115	3.546	2.377	2.786	2.744	3.831	2.475	2.848

H1/H2: Heizwärmebedarfsklassen (75/150 kWh/m<sup>2</sup>a);  $C_{uc}$ : jährliche Versorgungsausgaben bei der ungekoppelten Versorgung;  $C(y \leq y^*)/C(y > y^*)$ : jährliche Versorgungsausgaben vor/nach Ende der Förderperiode;  $\Delta C$ : Änderung von  $C(y \leq y^*)$  ggü. wärmegeführtem Betrieb;  $\Delta NPV$ : Änderung des NPV ggü. wärmegeführtem Betrieb;  $\varphi_{el,tot}$ : el. Bedarfsdeckungsgrad;  $\varphi_{el,prod}$ : el. Produktionsdeckungsgrad



# Literaturverzeichnis

- [ADAC 2013] ADAC: Elektroautos: Marktübersicht/Kenndaten / Allgemeiner Deutscher Automobil-Club e. V. [http://www.adac.de/\\_mmm/pdf/27373\\_46583.pdf](http://www.adac.de/_mmm/pdf/27373_46583.pdf). 2013. – abgerufen im Februar 2013
- [AGEB 2012] AGEB: Auswertungstabellen zur Energiebilanz Deutschlands - Daten für die Jahre 1990 bis 2011 / AG Energiebilanzen (AGEB). 2012
- [Al-Hamadi u. Soliman 2004] AL-HAMADI, H.M. ; SOLIMAN, S.A.: Short-term electric load forecasting based on Kalman filtering algorithm with moving window weather and load model. In: *Electric Power Systems Research* 68 (2004), Nr. 1, S. 47–59
- [Alfares u. Nazeeruddin 2002] ALFARES, H.K. ; NAZEERUDDIN, M.: Electric load forecasting: literature survey and classification of methods. In: *International Journal of Systems Science* 33 (2002), Nr. 1, S. 23–34
- [Allerding u. Schmeck 2011] ALLERDING, F. ; SCHMECK, H.: Organic Smart Home - Architecture for Energy Management in Intelligent Buildings. In: *Workshop Organic Computing as part of ICAC 2011*, 2011
- [Altrogge 1996] ALTROGGE, G.: *Investition*. München : Oldenbourg, 1996
- [Anders 1997] ANDERS, U.: *Statistische neuronale Netze*. München : Vahlen, 1997
- [Andor et al. 2010] ANDOR, M. ; FLINKERBUSCH, K. ; JANSSEN, M. ; LIEBAU, B. ; WOBEN, M.: Negative Strompreise und der Vorrang Erneuerbarer Energien. In: *Zeitschrift für Energiewirtschaft* 34 (2010), Nr. 2, S. 91–99
- [Ang et al. 2012] ANG, S.M.C. ; BRETT, D.J.L. ; STAFFELL, I. ; HAWKES, A.D. ; FRAGA, E.S. ; SAMSATLI, N.J. ; BRANDON, N.P.: Design of fuel-cell micro-cogeneration systems through modeling and optimization. In: *WIREs Energy and Environment* 2012 1 (2012), Nr. 2, S. 181–193
- [Apfelbeck 2009] APFELBECK, J.: Simultane Optimierung des Kraftwerks- und Netzausbaus am Beispiel von Deutschland. In: *VDI-Berichte 2080* (2009), S. 29–44

- [Arghira et al. 2012] ARGHIRA, N. ; HAWARAH, L. ; PLOIX, S. ; JACOMINO, M.: Prediction of appliances energy use in smart homes. In: *Energy* 48 (2012), Nr. 1, S. 128–134
- [Arndt 2004] ARNDT, U.: *Energiewirtschaftliche Bewertung dezentraler KWK-Systeme für die Hausenergieversorgung*. Herrsching : E& M, Energie u. Management Verl.-Ges., 2004
- [Arndt 2008] ARNDT, U.: *Optimierung von KWK-Systemen zur Hausenergieversorgung mittels prüfstandsgestützter Simulation*, Technische Universität München, Dissertation, 2008
- [Asmuth 2007] ASMUTH, P.C.: *Versorgungsstrukturen für elektrische Energie und Wärme mit Brennstoffzellen*, Bergische Universität Wuppertal, Dissertation, 2007
- [ASUE 2010] ASUE: Die stromerzeugende Heizung - Möglichkeiten zur Steigerung der Energieeffizienz / Arbeitsgemeinschaft für sparsamen und umweltfreundlichen Energieverbrauch e.V. (ASUE). 2010
- [ASUE 2011] ASUE: Ratgeber Wärmeversorgung mit Kostenvergleich Heizung / Arbeitsgemeinschaft für sparsamen und umweltfreundlichen Energieverbrauch e. V. (ASUE). 2011
- [ASUE 2012] ASUE: (R)Evolution im Wärmemarkt, Kraft-Wärme-Kopplung: Das Multitalent der Energiewende / Arbeitsgemeinschaft für sparsamen und umweltfreundlichen Energieverbrauch e. V. (ASUE). 2012
- [Aydinalp et al. 2002] AYDINALP, M. ; ISMET UGURSAL, V. ; FUNG, A.S.: Modeling of the appliance, lighting, and space-cooling energy consumptions in the residential sector using neural networks. In: *Applied Energy* 71 (2002), Nr. 2, S. 87–110
- [Azmy 2005] AZMY, A.M.: *Simulation and management of distributed generating units using Intelligent Techniques*, Universität Duisburg-Essen, Dissertation, 2005
- [Backhaus et al. 2006] BACKHAUS, K. ; ERICHSON, B. ; PLINKE, W. ; WEIBER, R.: *Multivariate Analysemethoden. Eine anwendungsorientierte Einführung*. Berlin : Springer, 2006
- [BAFA 2013] BAFA: Auskunft zu der Anzahl eingegangener Anträge und ausgestellter Zuwendungsbescheide in Verbindung mit den im Jahr 2012 vom BMU herausgegebenen Richtlinien zur Förderung von KWK-Anlagen bis 20 kWel / Bundesamt für Wirtschaft und Ausfuhrkontrolle (BAFA). 2013
- [Ball 2006] BALL, M.: *Integration einer Wasserstoffwirtschaft in ein nationales Energiesystem am Beispiel Deutschlands - Optionen der Bereitstellung von Wasserstoff als Kraftstoff im Straßenverkehr bis zum Jahre 2030*, Universität Karlsruhe (TH), Dissertation, 2006
- [Balling et al. 2011] BALLING, L. ; SCHMID, E. ; TOMSCHI, U.: Flexiblen Kraftwerken gehört die Zukunft. In: *Energy 2.0-Kompendium* (2011), S. 136–139

- [Bao et al. 2011] BAO, K. ; ALLERDING, F. ; SCHMECK, H.: User behavior prediction for energy management in smart homes. In: *2nd IEEE International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD)*, 2011, S. 1335–1339
- [Barto et al. 1983] BARTO, A.G. ; SUTTON, R.S. ; ANDERSON, C.W.: Neuronlike adaptive elements that can solve difficult learning control problems. In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 13 (1983), Nr. 5, S. 834–846
- [Bassett et al. 1996] BASSETT, M.H. ; PEKONY, J.F. ; REKLAITIS, G.V.: Decomposition techniques for the solution of large-scale scheduling problems. In: *AIChE Journal* 42 (1996), Nr. 12, S. 3373–3387
- [BDEW 2010] BDEW: Energieverbrauch im Haushalt / Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. (BDEW). 2010
- [BDEW 2013] BDEW: Standardlastprofile Strom / Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. (BDEW). [http://www.bdew.de/internet.nsf/id/DE\\_Standartlastprofile](http://www.bdew.de/internet.nsf/id/DE_Standartlastprofile). 2013. – abgerufen im Mai 2013
- [BDH et al. 2013] BDH ; SHELL ; HWWI ; iTG: Hauswärme-Studie: Klimaschutz im Wohnungssektor - wie heizen wir morgen? Fakten, Trends und Perspektiven für Heiztechniken bis 2030 / Bundesindustrieverband Deutschland Haus-, Energie- und Umwelttechnik e. V. (BDH), Shell Deutschland Oil GmbH, Hamburgisches WeltWirtschaftsInstitut gGmbH (HWWI) und Institut für Technische Gebäudeausrüstung Dresden Forschungs und Anwendung GmbH (iTG). 2013
- [Berenji u. Khedkar 1992] BERENJI, H.R. ; KHEDKAR, P.: Learning and tuning fuzzy logic controllers through reinforcements. In: *Neural Networks, IEEE Transactions on* 3 (1992), Nr. 5, S. 724–740
- [Bianchi et al. 2011] BIANCHI, M. ; DE PASCALE, A. ; SPINA, P.R.: Guidelines for residential micro-CHP systems design. In: *Applied Energy* 97 (2011), Nr. 1, S. 673–685
- [Biere et al. 2009] BIERE, D. ; DALLINGER, D. ; WIETSCHER, M.: Ökonomische Analyse der Erstnutzer von Elektrofahrzeugen. In: *Zeitschrift für Energiewirtschaft* 33 (2009), Nr. 2, S. 173–181
- [Billinton u. Allan 1996] BILLINTON, R. ; ALLAN, R.N.: *Reliability evaluation of power systems*. New York : Springer, 1996
- [Bishop 1995] BISHOP, C.M.: *Neural networks for pattern recognition*. Oxford : Clarendon Press, 1995

- [BKWK 2012] BKWK: Fakten zur Kraft-Wärme-Kopplung / Bundesverband Kraft-Wärme-Kopplung e. V. (B.KWK). 2012
- [Blohm et al. 2006] BLOHM, H. ; LÜDER, K. ; SCHAEFER, C.: *Investition*. München : Vahlen, 2006
- [BlueGEN 2013] BLUEGEN: *Ceramic Fuel Cells: BlueGen*. <http://www.bluegen.info>. Version: 2013. – abgerufen im April 2013
- [BMU 2012] BMU: Richtlinien zur Förderung von KWK-Anlagen bis 20 kWel / Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit (BMU). 2012
- [BMU 2013] BMU: Zeitreihen zur Entwicklung der erneuerbaren Energien in Deutschland - Daten der Arbeitsgruppe Erneuerbare Energien-Statistik (AGEE-Stat) / Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit (BMU). 2013
- [BMV 2002] BMV: Wasserschaden durch Waschmaschine: Zahlt die Versicherung? / Berliner Mieterverein e. V. <http://www.berliner-mieterverein.de/magazin/online/mm0502/050207a.htm>. 2002. – abgerufen im Juli 2012
- [BMVBS 2011] BMVBS: Verkehr in Zahlen 2010/2011 / Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung (BMVBS). 2011
- [BMW i u. BMU 2010] BMW i ; BMU: Energiekonzept für eine umweltschonende, zuverlässige und bezahlbare Energieversorgung / Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie (BMW i) und Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit (BMU). 2010
- [BNetzA 2012] BNETZA: Bericht zur Beiratssitzung vom 19. März 2012: Zukünftige Entwicklung der Netznutzungsentgelte im Zuge der Energiewende / Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen (BNetzA). <https://fragdenstaat.de/files/foi/1583/86.20Sitzung20-20Netzentgelte20Strom.pdf>. 2012. – abgerufen im Juli 2012
- [Boait et al. 2006] BOAIT, P.J. ; RYLATT, R.M. ; STOKES, M.: Optimisation of consumer benefits from microCombined Heat and Power. In: *Energy and Buildings* 38 (2006), Nr. 8, S. 981–987
- [Bode u. Groscurth 2011] BODE, S. ; GROSCURTH, H.M.: Die künftige Rolle von Gaskraftwerken in Deutschland / arrhenius Institut für Energie- und Klimapolitik. 2011
- [Bokämper 2002] BOKÄMPER, S.: *Marktperspektiven von Brennstoffzellen-Heizgeräten: Eine ökonomische Systemanalyse*, Technische Universität Berlin, Dissertation, 2002

- [Bol 2004] BOL, G.: *Deskriptive Statistik: Lehr-und Arbeitsbuch*. München : Oldenbourg, 2004
- [Borgelt et al. 2003] BORGELT, C. ; KLAWONN, F. ; KRUSE, R. ; NAUCK, D.: *Neuro-Fuzzy-Systeme. Von den Grundlagen künstlicher Neuronaler Netze zur Kopplung mit Fuzzy-Systemen*. Bd. 3. Wiesbaden : Vieweg, 2003
- [Box u. Jenkins 1970] BOX, G.E.P. ; JENKINS, G.M.: *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco : Holden-Day, 1970
- [Braess u. Seiffert 2005] BRAESS, H.H. ; SEIFFERT, U.: *Vieweg Handbuch Kraftfahrzeugtechnik*. Wiesbaden : Vieweg, 2005
- [BRD 1976] BRD: Gesetz zur Einsparung von Energie in Gebäuden (Energieeinsparungsgesetz - EnEG) / Bundesrepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 1976
- [BRD 1977] BRD: 1. Verordnung über einen energiesparenden Wärmeschutz bei Gebäuden (Wärmeschutzverordnung - WärmeschutzV) / Bundesrepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 1977
- [BRD 1978] BRD: Heizungsanlagen-Verordnung (HeizAnlV) / Bundesrepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 1978
- [BRD 1995] BRD: 3. Verordnung über einen energiesparenden Wärmeschutz bei Gebäuden (Wärmeschutzverordnung - WärmeschutzV) / Bundesrepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 1995
- [BRD 1998] BRD: Heizungsanlagen-Verordnung (HeizAnlV) / Bundesrepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 1998
- [BRD 2002] BRD: Energieeinsparverordnung (EnEV) 2002 - Verordnung über energiesparenden Wärmeschutz und energiesparende Anlagentechnik bei Gebäuden / Bundesrepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 2002
- [BRD 2009a] BRD: Energieeinsparverordnung (EnEV) 2009 - Verordnung über energiesparenden Wärmeschutz und energiesparende Anlagentechnik bei Gebäuden / Bundesrepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 2009
- [BRD 2009b] BRD: Gesetz zur Beschleunigung des Ausbaus der Höchstspannungsnetze vom 21. August 2009 (EnLAG) / Bundesrepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 2009
- [BRD 2009] BRD: Nationaler Entwicklungsplan Elektromobilität der Bundesregierung / Bundesrepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 2009

- [BRD 2009] BRD: Verordnung zur Weiterentwicklung des bundesweiten Ausgleichsmechanismus / Bunderepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 2009
- [BRD 2011] BRD: Erfahrungsbericht 2011 zum Erneuerbare-Energien-Gesetz (EEG-Erfahrungsbericht) / Bundesregierung der Bundesrepublik Deutschland. 2011
- [BRD 2011] BRD: Erneuerbare-Energien-Wärmegesetz (EEWärmeG) / Bundesrepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 2011
- [BRD 2012] BRD: Energieeinsparverordnung (EnEV) 2012 - Verordnung über energiesparenden Wärmeschutz und energiesparende Anlagentechnik bei Gebäuden / Bundesrepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 2012
- [BRD 2012a] BRD: Gesetz für den Vorrang Erneuerbarer Energien - Erneuerbare Energien Gesetz (EEG, neueste Fassung) / Bundesrepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 2012
- [BRD 2012b] BRD: Gesetz für die Erhaltung, die Modernisierung und den Ausbau der Kraft-Wärme-Kopplung - Kraft-Wärme-Kopplungsgesetz (neueste Fassung) / Bundesrepublik Deutschland, Bundesanzeiger Verlag. 2012
- [Brown 1963] BROWN, R.G.: *Smoothing, forecasting and prediction of discrete time series*. New Jersey : Prentice Hall, 1963
- [Brown u. Hwang 1992] BROWN, R.G. ; HWANG, P.Y.C.: *Introduction to random signals and applied Kalman filtering*. New York : Wiley, 1992
- [Böttcher 1989] BÖTTCHER, J.: *Mathematical systems in economics*. Bd. 115: *Stochastische lineare Programme mit Kompensation*. Frankfurt am Main : Athenäum, 1989
- [Buckley u. Yoichi 1995] BUCKLEY, J.J. ; YOICHI, H.: Neural nets for fuzzy systems. In: *Fuzzy Sets and Systems* 71 (1995), Nr. 3, S. 265–276
- [Bundesnetzagentur 2011] BUNDESNETZAGENTUR: Monitoringbericht 2010 / Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen (BNetzA) - Monitoring, Marktbeobachtung. 2011
- [Carøe u. Schultz 1998] CARØE, C. ; SCHULTZ, R.: *A two-stage stochastic program for unit commitment under uncertainty in a hydro-thermal power system*. Berlin : Konrad-Zuse-Zentrum für Informationstechnik Berlin (ZIB), 1998
- [CGIAR-CSI u. NASA 2010] CGIAR-CSI ; NASA: *SRTM 90m Digital Elevation Database v4.1*. <http://www.gpsvisualizer.com>. Version: 2010. – Zugriff auf Datenbank letztmalig im Februar 2013

- [Chand et al. 2002] CHAND, S. ; HSU, V.N. ; SETHI, S.: Forecast, solution, and rolling horizons in operations management problems: A classified bibliography. In: *Manufacturing & Service Operations Management* 4 (2002), Nr. 1, S. 25–43
- [Chen u. Chang 2004] CHEN, B.J. ; CHANG, M.W.: Load forecasting using support vector machines: A study on EUNITE competition 2001. In: *Power Systems, IEEE Transactions on* 19 (2004), Nr. 4, S. 1821–1830
- [Chen et al. 2007] CHEN, T.L. ; CHENG, C.H. ; TEOH, H.J.: Fuzzy time-series based on Fibonacci sequence for stock price forecasting. In: *Physica a-Statistical Mechanics and Its Applications* 380 (2007), Nr. 1, S. 377–390
- [Cheng u. Wei 2010] CHENG, C.H. ; WEI, L.Y.: One step-ahead ANFIS time series model for forecasting electricity loads. In: *Optimization and Engineering* 11 (2010), Nr. 2, S. 303–317
- [Chiu 1994] CHIU, S.L.: Fuzzy model identification based on cluster estimation. In: *Journal of intelligent and Fuzzy systems* 2 (1994), Nr. 3, S. 267–278
- [Cho et al. 2009] CHO, H. ; LUCK, R. ; EKSIUGLU, S.D. ; CHAMRA, L.M.: Cost-optimized real-time operation of CHP systems. In: *Energy and Buildings* 41 (2009), Nr. 4, S. 445–451
- [Chu 1995] CHU, S.C.K.: A mathematical programming approach towards optimized master production scheduling. In: *International Journal of Production Economics* 38 (1995), Nr. 2, S. 269–279
- [COG u. DMB 2012] COG ; DMB: Heizspiegel Bundesweit 2012 / co2online gemeinnützige GmbH und Deutscher Mieterbund e.V. 2012. – gefördert durch das Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit (BMU)
- [Collazos et al. 2009] COLLAZOS, A. ; MARÉCHAL, F. ; GÄHLER, C.: Predictive optimal management method for the control of polygeneration systems. In: *Computers & Chemical Engineering* 33 (2009), Nr. 10, S. 1584–1592
- [Consentec et al. 2008] CONSENTEC ; EWI ; IAEW: Analyse und Bewertung der Versorgungssicherheit in der Elektrizitätsversorgung (Monitoringbericht nach §51 EnWG) / Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie (BMWi). 2008
- [Crastan 2012] CRASTAN, V.: *Elektrische Energieversorgung 2: Energie- und Elektrizitätswirtschaft, Kraftwerktechnik und alternative Stromversorgung*. Berlin : Springer, 2012
- [Dannecker et al. 2010] DANNECKER, L. ; BOEHM, M. ; FISCHER, U. ; ROSENTHAL, F. ; HACKENBROICH, G. ; LEHNER, W.: D4.1 State-of-the-Art Report on Forecasting / Technische Universität Dresden Dresden und SAP Research. 2010

- [Dantzig 1963] DANTZIG, G.: *Linear programming and extensions*. Princeton : Princeton university press, 1963
- [DBB 2012] DBB: Zeitreihe der Zinssätze für Einlagen privater Haushalte mit einer Laufzeit von über zwei Jahren (BBK01.SUD104) / Deutsche Bundesbank. 2012. – Stand vom Januar 2013
- [De Paepe et al. 2006] DE PAEPE, M. ; D`HERDT, P. ; MERTENS, D.: Micro-CHP systems for residential applications. In: *Energy Conversion and Management* 47 (2006), Nr. 18, S. 3435–3446
- [dena 2010a] DENA: dena-Netzstudie II. Integration erneuerbarer Energien in die deutsche Stromversorgung im Zeitraum 2015 - 2020 mit Ausblick 2025. / Deutsche Energie-Agentur (dena). 2010
- [dena 2010b] DENA: Kurzanalyse der Kraftwerksplanung in Deutschland bis 2020 (aktualisierte Fassung) / Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena). 2010
- [dena 2012] DENA: dena-Gebäudereport 2012 - Statistiken und Analysen zur Energieeffizienz im Gebäudebestand / Deutsche Energie-Agentur (dena). 2012
- [Destatis 2008] DESTATIS: Einkommens- und Verbrauchsstichprobe (EVS): Wohnfläche privater Haushalte nach dem Wohnverhältnis / Statistisches Bundesamt. 2008
- [Destatis 2012a] DESTATIS: Bauen und Wohnen, Mikrozensus - Zusatzerhebung 2010, Bestand und Struktur der Wohneinheiten, Wohnsituation der Haushalte / Statistisches Bundesamt. 2012
- [Destatis 2012b] DESTATIS: Laufende Wirtschaftsrechnungen: Ausstattung privater Haushalte mit ausgewählten Gebrauchsgütern bis 2011 / Statistisches Bundesamt. 2012. – Fachserie 15, Reihe 2
- [Dietrich et al. 2010] DIETRICH, K. ; LEUTHOLD, F. ; WEIGT, H.: Will the Market Get it Right? The Placing of New Power Plants in Germany. In: *Zeitschrift für Energiewirtschaft* 34 (2010), Nr. 4, S. 255–265
- [DIN 2011] DIN: Norm DIN V 18599-1: Energetische Bewertung von Gebäuden - Berechnung des Nutz-, End- und Primärenergiebedarfs für Heizung, Kühlung, Lüftung, Trinkwarmwasser und Beleuchtung - Teil 1: Allgemeine Bilanzierungsverfahren, Begriffe, Zonierung und Bewertung der Energieträger / Deutsches Institut für Normung e. V. (DIN). 2011
- [DLR u. infas 2009] DLR U. INFAS: Mobilität in Deutschland 2008 / Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e. V. (DLR) und Institut für angewandte Sozialwissenschaft GmbH

- (infas). 2009. – im Auftrag des Bundesministeriums für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung (BMVBS)
- [Dong et al. 2005] DONG, B. ; CAO, C. ; LEE, S.E.: Applying support vector machines to predict building energy consumption in tropical region. In: *Energy and Buildings* 37 (2005), Nr. 5, S. 545–553
- [Dounis 2010] DOUNIS, A.I.: Artificial intelligence for energy conservation in buildings. In: *Advances in Building Energy Research* 4 (2010), Nr. 1, S. 267–299
- [Droste-Franke et al. 2009] DROSTE-FRANKE, B. ; BERG, H. ; KÖTTER, A. ; KRÜGER, J. ; MAUSE, K. ; PIELOW, J.C. ; ROMNEY, I. ; ZIESEMER, T.: *Brennstoffzellen und Virtuelle Kraftwerke: Energie-, umwelt-und technologiepolitische Aspekte einer effizienten Hausenergieversorgung*. Berlin : Springer, 2009
- [DWD 2012] DWD: *Online veröffentlichte historische Klimadaten*. <http://www.dwd.de/>. Version: 2012. – abgerufen im August 2012
- [Eßer-Frey 2012] ESSER-FREY, A.: *Analyzing the regional long-term development of the German power system using a nodal pricing approach*, Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Dissertation, 2012
- [EEX 2013] EEX: EEX-Transparenzplattform zur Veröffentlichung marktrelevanter Erzeugungs- und Verbrauchsdaten / EEX und die Übertragungsnetzbetreiber 50hertz, Amprion, TenneT und TransnetBW. [http://www.transparency.eex.com/de/daten\\_uebertragungsnetzbetreiber/](http://www.transparency.eex.com/de/daten_uebertragungsnetzbetreiber/). 2013. – abgerufen im Januar 2013
- [Ehlers u. Erdmann 2011] EHLERS, N. ; ERDMANN, G.: Marktintegration von Elektrizitätsspeichern. In: *Internationaler ETG-Kongress 2011*, VDE VERLAG GmbH, 2011
- [Eichlseder u. Klell 2012] EICHLSEDER, H. ; KLELL, M.: *Wasserstoff in der Fahrzeugtechnik: Erzeugung, Speicherung, Anwendung*. Berlin, Heidelberg : Springer, 2012
- [Erdmann et al. 2010] ERDMANN, G. ; FISCHEDICK, M. ; HIRSCHHAUSEN, C. von ; HOHMEYER, O. ; JOCHEM, E. ; KEMFERT, C. ; MATTHES, F. ; PEHNT, M. ; RAGWITZ, M. ; SCHMID, J.: *Dringender Appell zur Rettung des Erneuerbare-Energien-Gesetzes seitens deutscher Energiewissenschaftler*. <http://www.oeko-institut.de/oekodoc/1107/2010-150-de.pdf>. Version: 2010. – abgerufen im November 2012
- [EU 2004] EU: Richtlinie 2004/8/EG des europäischen Parlaments und des Rates: Über die Förderung einer am Nutzwärmebedarf orientierten Kraft-Wärme-Kopplung im Energiebinnenmarkt und zur Änderung der Richtlinie 92/42/EWG / Europäische Gemeinschaft. 2004

- [EU 2011] EU: Durchführungsbeschluss 2011/877/EU zur Festlegung harmonisierter Wirkungsgrad-Referenzwerte für die getrennte Erzeugung von Strom und Wärme in Anwendung der Richtlinie 2004/8/EG des Europäischen Parlaments und des Rates und zur Aufhebung der Entscheidung 2007/74/EG der Kommission / Europäische Kommission. 2011
- [EU 2012] EU: Richtlinie 2012/27/EU zur Energieeffizienz, zur Änderung der Richtlinien 2009/125/EG und 2010/30/EU und zur Aufhebung der Richtlinien 2004/8/EG und 2006/32/EG / Europäisches Parlament und Rat. 2012
- [Frondelet al. 2011] FRONDEL, M. ; RITTER, N. ; SCHMIDT, C.M.: Teure Grünstrom-Euphorie: Die Kosten der Energiewende. In: *Energiewirtschaftliche Tagesfragen* 61 (2011), Nr. 12, S. 20–25
- [Fu 2003] FU, L.M.: *Neural networks in computer intelligence*. Noida : Tata McGraw-Hill Education, 2003
- [GAMS 2012] GAMS: General Algebraic Modeling System (GAMS) / GAMS Development Corporation. <http://gams.com/>. 2012. – abgerufen im April 2013
- [Gerpott u. Paukert 2013] GERPOTT, T.J. ; PAUKERT, M.: Gestaltung von Tarifen für kommunikationsfähige Messsysteme im Verbund mit zeitvariablen Stromtarifen. In: *Zeitschrift für Energiewirtschaft (online first)* 37 (2013), Nr. 2, S. 83–105
- [González u. Zamarreño 2005] GONZÁLEZ, P.A. ; ZAMARREÑO, J.M.: Prediction of hourly energy consumption in buildings based on a feedback artificial neural network. In: *Energy and Buildings* 37 (2005), Nr. 6, S. 595–601
- [Gräßle et al. 2011] GRÄSSLE, S. ; BECKER, B. ; KNAPP, T. ; ALLERDING, F. ; SCHMECK, H. ; WAGNER, A.: Intelligent Control System for CHP-Equipment in Smart-Homes. In: *Proceedings of the 2nd International Conference on Microgeneration and Related Technologies, MICRoGEN'II, Glasgow, 2011*
- [Haas et al. 2010] HAAS, R. ; REZANIA, R. ; PRÜGGLER, W. ; GLATZ, M. ; FRIEDL, G. ; AIGENBAUER, S. ; BEER, M. ; CORRADINI, R. ; VOGLER, G.: Langfristige Szenarien der gesamtwirtschaftlich optimalen Integration von Mikro-KWK-Anlagen in das österreichische Energiesystem / Institut für Elektrische Anlagen und Energiewirtschaft, Technische Universität Wien. 2010
- [Hackbarth et al. 2008] HACKBARTH, A. ; MADLENER, R. ; REISS, J. ; STEFFENHAGEN, H.: Smart Metering bei Haushaltskunden-Stand der Entwicklungen in Deutschland. In: *Energiewirtschaftliche Tagesfragen* 58 (2008), Nr. 11, S. 70–73

- [Halgamuge u. Glesner 1994] HALGAMUGE, S.K. ; GLESNER, M.: Neural networks in designing fuzzy systems for real world applications. In: *Fuzzy Sets and Systems* 65 (1994), Nr. 1, S. 1–12
- [Han et al. 2005] HAN, I. ; KIM, W. ; KIM, H.: An optimal load balancing method for the web-server cluster based on the ANFIS model. In: *Ieice Transactions on Information and Systems* E88d (2005), Nr. 3, S. 652–653
- [Hansen u. Matthes 2010] HANSEN, P. ; MATTHES, F.C.: Politiksznarien für den Klimaschutz V - auf dem Weg zum Strukturwandel, Treibhausgas-Emissionsszenarien bis zum Jahr 2030 / Forschungszentrum Jülich (FZJ). 2010
- [Hawkes u. Leach 2005] HAWKES, A. ; LEACH, M.A.: Impacts of temporal precision in optimisation modelling of micro-combined heat and power. In: *Energy* 30 (2005), Nr. 10, S. 1759–1779
- [Hawkes et al. 2006] HAWKES, A.D. ; AGUIAR, P. ; HERNANDEZ-ARAMBURO, C.A. ; LEACH, M.A. ; BRANDON, N.P. ; GREEN, T.C. ; ADJIMAN, C.S.: Techno-economic modelling of a solid oxide fuel cell stack for micro combined heat and power. In: *Journal of Power Sources* 156 (2006), Nr. 2, S. 321–333
- [Hawkes u. Leach 2007] HAWKES, A.D. ; LEACH, M.A.: Cost-effective operating strategy for residential micro-combined heat and power. In: *Energy* 32 (2007), Nr. 5, S. 711–723
- [Heinzel et al. 2002] HEINZEL, A. ; VOGEL, B. ; HÜBNER, P.: Reforming of natural gas-hydrogen generation for small scale stationary fuel cell systems. In: *Journal of Power Sources* 105 (2002), Nr. 2, S. 202–207
- [Helms et al. 2010] HELMS, H. ; PEHNT, M. ; LAMBRECHT, U. ; LIEBICH, A.: Electric vehicle and plug-in hybrid energy efficiency and life cycle emissions. In: *18th International Symposium Transport and Air Pollution*, 2010
- [Hillemacher et al. 2013] HILLEMACHER, L. ; NOLDEN, C. ; BERTSCH, V. ; FICHTNER, W.: Lastverlagerungspotenziale durch variable Stromtarife: Ergebnisse eines Feldtests. In: *8. Internationale Energiewirtschaftstagung (IEWT) an der TU Wien*, 2013
- [Hippert et al. 2001] HIPPERT, H.S. ; PEDREIRA, C.E. ; SOUZA, R.C.: Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation. In: *Power Systems, IEEE Transactions on* 16 (2001), Nr. 1, S. 44–55
- [Hirsch et al. 2010] HIRSCH, C. ; HILLEMACHER, L. ; BLOCK, C. ; SCHULLER, A. ; MÖST, D.: Simulations in the Smart Grid Field Study MeRegio. In: *it-Information Technology* 52 (2010), Nr. 2, S. 100–106

- [Hollinger et al. 2011] HOLLINGER, R. ; BÜTTNER, M. ; ERGE, T. ; WILLE-HAUSSMANN, B. ; WITTEW, C.: Mikro-BHKW zur Eigenversorgung in der Wohnungswirtschaft: Wirtschaftlichkeit und Systemintegration. In: *Internationaler ETG-Kongress 2011*, VDE Verlag, 2011
- [Holt 1957] HOLT, C.C.: Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages / Carnegie Institute of Technology. Pittsburgh, 1957
- [Hornik et al. 1989] HORNIK, K. ; STINCHCOMBE, M. ; WHITE, H.: Multilayer feedforward networks are universal approximators. In: *Neural Networks 2* (1989), Nr. 5, S. 359–366
- [Horst et al. 2011] HORST, J. ; SCHULZ, W. ; WETZEL, A. ; WIDEKIND, J. von: Erschließung von Minderungspotenzialen spezifischer Akteure, Instrumente und Technologien zur Erreichung der Klimaschutzziele im Rahmen der Nationalen Klimaschutzinitiative (EMSAI-TEK), Endbericht zu PART III, Beitrag von Mini-KWK-Anlagen zur Zielerreichung der Nationalen Klimaschutzinitiative / im Auftrag vom Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit (BMU). 2011
- [Houwing et al. 2008] HOUWING, M. ; AJAH, A.N. ; HEIJNEN, P.W. ; BOUWMANS, I. ; HERDER, P.M.: Uncertainties in the design and operation of distributed energy resources: the case of micro-CHP systems. In: *Energy* 33 (2008), Nr. 10, S. 1518–1536
- [Houwing et al. 2011] HOUWING, M. ; NEGENBORN, R.R. ; DE SCHUTTER, B.: Demand response with micro-CHP systems. In: *Proceedings of the IEEE* 99 (2011), Nr. 1, S. 200–213
- [Höppner et al. 1997] HÖPPNER, F. ; KLAWONN, F. ; KRUSE, R.: *Fuzzy-Clusteranalyse: Verfahren für die Bilderkennung, Klassifikation und Datenanalyse*. Wiesbaden : Vieweg, 1997
- [Hufendiek 2001] HUFENDIEK, K.: *Systematische Entwicklung von Lastprognosesystemen auf der Basis neuronaler Netze*, Universität Stuttgart, Dissertation, 2001
- [Huhn 2007] HUHN, R.: *Beitrag zur thermodynamischen Analyse und Bewertung von Wasserwärmespeichern in Energieumwandlungsketten*, Technische Universität Dresden, Dissertation, 2007
- [Hyndman u. Koehler 2006] HYNDMAN, R.J. ; KOEHLER, A.B.: Another look at measures of forecast accuracy. In: *International Journal of Forecasting* 22 (2006), Nr. 4, S. 679–688
- [Infanger 1994] INFANGER, G.: *Planning under uncertainty: solving large-scale stochastic linear programs*. San Francisco : Boyd & Fraser, 1994

- [Jacob 2012] JACOB, D.: *Verbesserungen von Optimierungsmethoden und Optimierung unter unsicheren Randbedingungen*, Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Dissertation, 2012
- [Jang 1992] JANG, J.S.R.: *Neuro-fuzzy modeling: Architectures, analyses, and applications*, University of California, Dissertation, 1992
- [Jang 1993] JANG, R.: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. In: *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics* 23 (1993), Nr. 3, S. 665–685
- [Jarre u. Stoer 2003] JARRE, F. ; STOER, J.: *Optimierung*. Berlin : Springer, 2003
- [Javeed Nizami u. Al-Garni 1995] JAVEED NIZAMI, S. ; AL-GARNI, A.Z.: Forecasting electric energy consumption using neural networks. In: *Energy Policy* 23 (1995), Nr. 12, S. 1097–1104
- [Jochem et al. 2012] JOCHEM, P. ; KASCHUB, T. ; PAETZ, A.G. ; FICHTNER, W.: Integrating Electric Vehicles into the German Electricity Grid - an Interdisciplinary Analysis. In: *26th Electric Vehicle Symposium (EVS), Los Angeles, California, 2012*
- [Jungbluth 2006] JUNGBLUTH, C.H.: *Kraft-Wärme-Kopplung mit Brennstoffzellen in Wohngebäuden im zukünftigen Energiesystem*, Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule (RWTH) Aachen, Dissertation, 2006
- [Kaestle 2007] KAESTLE, G.: Das virtuelle Heizkraftwerk als realer Cluster stromerzeugender Heizungen - Ein neuer Ansatz zur netzlastkorrelierten Einspeisung ins Niederspannungsnetz. In: *Internationaler ETG-Kongress 2007*, VDE Verlag, 2007
- [Kaestle et al. 2009] KAESTLE, G. ; WEHRMANN, E.A. ; BECK, H.P.: Mini-BHKW in der Gebäudetechnik - Strom erzeugend heizen. In: *Zeitschrift für nachhaltiges Bauen (zeno)* 1 (2009), Nr. 2, S. 52–55
- [Kajl et al. 1997] KAJL, S. ; ROBERGE, MA ; LAMARCHE, L. ; MALINOWSKI, P.: Evaluation of building energy consumption based on fuzzy logic and neural networks applications. In: *Proceedings of CLIMA 2000 conference*, 1997
- [Kalogirou 2000] KALOGIROU, S.A.: Applications of artificial neural-networks for energy systems. In: *Applied Energy* 67 (2000), Nr. 1, S. 17–35
- [Kalogirou u. Bojic 2000] KALOGIROU, S.A. ; BOJIC, M.: Artificial neural networks for the prediction of the energy consumption of a passive solar building. In: *Energy* 25 (2000), Nr. 5, S. 479–491
- [Karmarkar 1984] KARMARKAR, N.: A new polynomial-time algorithm for linear programming. In: *Combinatorica* 4 (1984), Nr. 4, S. 373–395

- [Karp 1972] KARP, R.M.: Reducibility Among Combinatorial Problems. In: MILLER, R.E. (Hrsg.) ; THATCHER, J.W. (Hrsg.): *Complexity of computer computations*. New York : Plenum Press, 1972, S. 85–103
- [Kaschub et al. 2011] KASCHUB, T. ; JOCHEM, P. ; FICHTNER, W.: Integration von Elektrofahrzeugen und Erneuerbaren Energien ins Elektrizitätsnetz - eine modellbasierte regionale Systemanalyse. In: *Proceedings der 7. Internationalen Energiewirtschaftstagung an der TU Wien*, 2011
- [Kaschub et al. 2010] KASCHUB, T. ; MÜLTIN, M. ; SCHMECK, H. ; FICHTNER, W. ; KESSLER, A.: Intelligentes Laden von batterieelektrischen Fahrzeugen im Kontext eines Stadtviertels. In: *Internationaler ETG-Kongress 2010*, VDE Verlag, 2010
- [Kim et al. 2010] KIM, H. ; MARWAH, M. ; ARLITT, M. ; LYON, G. ; HAN, J.: Unsupervised Disaggregation of Low Frequency Power Measurements / Society for Industrial and Applied Mathematics SIAM. 2010
- [Klobasa et al. 2009] KLOBASA, M. ; ERGE, T. ; WILLE-HAUSMANN, B.: Integration von Windenergie in ein zukünftiges Energiesystem unterstützt durch Lastmanagement / Fraunhofer-Institut für System-und Innovationsforschung. 2009
- [Krarti 2003] KRARTI, M.: An overview of artificial intelligence-based methods for building energy systems. In: *Journal of solar energy engineering* 125 (2003), Nr. 3, S. 331–342
- [Krey 2006] KREY, V.: *Vergleich kurz- und langfristiger Optimierungsansätze mit einem multi-regionalen Energiesystemmodell unter Berücksichtigung stochastischer Parameter*, Ruhr-Universität Bochum, Dissertation, 2006
- [Krost et al. 2007] KROST, G. ; DUBIELZIG, G. ; MATCIS, J.: Adaptiver Energie- und Lastmanager für Gebäude mit Mikro-KWK-Anlagen / Universität Duisburg-Essen. 2007
- [Kyriakides u. Polycarpou 2007] KYRIAKIDES, E. ; POLYCARPOU, M.: Short term electric load forecasting: A tutorial. In: *Trends in Neural Computation*. Berlin : Springer, 2007, S. 391–418
- [LBW 2007] LBW: Gesetz zur Nutzung erneuerbarer Wärmeenergie in Baden-Württemberg (EWärmeG) / Land Baden-Württemberg. 2007
- [Löhn 2010] LÖHN, H.: *Leistungsvergleich von Nieder- und Hochtemperatur-Polymermembran-Brennstoffzellen- Experimentelle Untersuchungen, Modellierung und numerische Simulation*, Technische Universität Darmstadt, Dissertation, 2010

- [Liao u. Tsao 2004] LIAO, G.C. ; TSAO, T.P.: Application of fuzzy neural networks and artificial intelligence for load forecasting. In: *Electric Power Systems Research* 70 (2004), Nr. 3, S. 237–244
- [Liu et al. 1996] LIU, K. ; SUBBARAYAN, S. ; SHOULTS, RR ; MANRY, MT ; KWAN, C. ; LEWIS, FI ; NACCARINO, J.: Comparison of very short-term load forecasting techniques. In: *Power Systems, IEEE Transactions on* 11 (1996), Nr. 2, S. 877–882
- [Lopez et al. 2012] LOPEZ, M. ; VALERO, S. ; SENABRE, C. ; APARICIO, J. ; GABALDON, A.: Standardization of short-term load forecasting models. In: *9th International Conference on the European Energy Market (EEM)*, IEEE, 2012, S. 1–7
- [LSEW 2012] LSEW: Energiedatenbank des Lehrstuhls für Energiewirtschaft / Institut für Industriebetriebslehre und Industrielle Produktion (IIP), Lehrstuhl für Energiewirtschaft (LSEW) am Karlsruher Institut für Technologie (KIT). 2012. – interne Datenbank
- [Luszczek 2009] LUSZCZEK, P.: Parallel programming in MATLAB. In: *International Journal of High Performance Computing Applications* 23 (2009), Nr. 3, S. 277–283
- [Ma et al. 2010] MA, Y. ; YU, J. ; YANG, C. ; WANG, L.: Study on power energy consumption model for large-scale public building. In: *2nd International Workshop on Intelligent Systems and Applications (ISA)*, IEEE, 2010, S. 1–4
- [Mamdani u. Assilian 1975] MAMDANI, E.H. ; ASSILIAN, S.: An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. In: *International Journal of Man-Machine Studies* 7 (1975), Nr. 1, S. 1–13
- [Matics u. Krost 2008] MATICS, J. ; KROST, G.: Micro combined heat and power home supply: Prospective and adaptive management achieved by computational intelligence techniques. In: *Applied thermal engineering* 28 (2008), Nr. 16, S. 2055–2061
- [MATLAB 2012] MATLAB: MATLAB R2012b Documentation / The MathWorks Inc. 2012
- [McDaniel u. McLaughlin 2009] MCDANIEL, P. ; MCLAUGHLIN, S.: Security and privacy challenges in the smart grid. In: *Security & Privacy, IEEE* 7 (2009), Nr. 3, S. 75–77
- [Mellit u. Kalogirou 2011] MELLIT, A. ; KALOGIROU, S.A.: ANFIS-based modelling for photovoltaic power supply system: A case study. In: *Renewable Energy* 36 (2011), Nr. 1, S. 250–258
- [Mennel 2012] MENNEL, T.: Das Erneuerbare-Energien-Gesetz: Erfolgsgeschichte oder Kostenfalle? In: *Wirtschaftsdienst* 92, Sonderheft (2012), S. 17–22
- [Michels et al. 2002] MICHELS, K. ; KLAWONN, F. ; KRUSE, R. ; NÜRNBERGER, A.: *Fuzzy Regelung - Grundlagen, Entwurf, Analyse*. Berlin : Springer, 2002

- [Mitsubishi 2011] MITSUBISHI: Technische Daten Mitsubishi i-MiEV / Mitsubishi Motors. [http://presse.mitsubishi-motors.de/produktinfo/imiev/pdf/Technik\\_i-MiEV\\_MJ2011.pdf](http://presse.mitsubishi-motors.de/produktinfo/imiev/pdf/Technik_i-MiEV_MJ2011.pdf). 2011. – abgerufen im Februar 2013
- [Moghram u. Rahman 1989] MOGHAM, I. ; RAHMAN, S.: Analysis and evaluation of five short-term load forecasting techniques. In: *Power Systems, IEEE Transactions on* 4 (1989), Nr. 4, S. 1484–1491
- [Molina-Markham et al. 2010] MOLINA-MARKHAM, A. ; SHENOY, P. ; FU, K. ; CECCHET, E. ; IRWIN, D.: Private memoirs of a smart meter. In: *Proceedings of the 2nd ACM workshop on embedded sensing systems for energy-efficiency in building*, ACM, 2010, S. 61–66
- [Monopolkommission 2009] MONOPOLKOMMISSION: Sondergutachten 54 - Strom und Gas 2009: Energiemärkte im Spannungsfeld von Politik und Wettbewerb / Sondergutachten der Monopolkommission gemäß § 62 Abs. 1 EnWG. [http://www.monopolkommission.de/sg\\_54/s54\\_volltext.pdf](http://www.monopolkommission.de/sg_54/s54_volltext.pdf). 2009. – abgerufen im November 2012
- [Nauck et al. 1996] NAUCK, D. ; KLAWONN, F. ; KRUSE, R.: *Neuronale Netze und Fuzzy-Systeme*. Bd. 2. Wiesbaden : Vieweg, 1996
- [Nauck u. Kruse 1992] NAUCK, D. ; KRUSE, R.: A Neural Fuzzy Controller Learning by Fuzzy Error Propagation. In: *North American Fuzzy Information Processing Society*, 1992, S. 388–397
- [Nauck u. Kruse 1994] NAUCK, D. ; KRUSE, R.: NEFCON-I: An X-Window based simulator for neural fuzzy controllers. In: *IEEE World Congress on Computational Intelligence, IEEE International Conference on Neural Networks* Bd. 3, 1994, S. 1638–1643
- [Nauck u. Kruse 1997] NAUCK, D. ; KRUSE, R.: A neuro-fuzzy method to learn fuzzy classification rules from data. In: *Fuzzy Sets and Systems* 89 (1997), Nr. 3, S. 277–288
- [Nauck u. Kruse 1999] NAUCK, D. ; KRUSE, R.: Neuro-fuzzy systems for function approximation. In: *Fuzzy Sets and Systems* 101 (1999), Nr. 2, S. 261–271
- [Neumann u. Morlock 2002] NEUMANN, K. ; MORLOCK, M.: *Operations Research*. München : Hanser, 2002
- [Newsham u. Birt 2010] NEWSHAM, G.R. ; BIRT, B.J.: Building-level occupancy data to improve ARIMA-based electricity use forecasts. In: *Proceedings of the 2nd ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Building*, 2010, S. 13–18
- [Nickel et al. 2011] NICKEL, S. ; STEIN, O. ; WALDMANN, K.-H.: *Operations Research*. Berlin : Springer, 2011

- [NPE 2012] NPE: Fortschrittsbericht der Nationalen Plattform Elektromobilität (Dritter Bericht) / Nationale Plattform Elektromobilität (NPE). 2012
- [Oh et al. 2012] OH, S.D. ; KIM, K.Y. ; OH, S.B. ; KWAK, H.Y.: Optimal operation of a 1-kW PEMFC-based CHP system for residential applications. In: *Applied Energy* 95 (2012), Nr. 1, S. 93–101
- [Olofsson u. Andersson 2001] OLOFSSON, T. ; ANDERSSON, S.: Long-term energy demand predictions based on short-term measured data. In: *Energy and Buildings* 33 (2001), Nr. 2, S. 85–91
- [Ovacik u. Uzsoy 1994] OVACIK, I.M. ; UZSOY, R.: Rolling horizon algorithms for a single-machine dynamic scheduling problem with sequence-dependent setup times. In: *The International Journal of Production Research* 32 (1994), Nr. 6, S. 1243–1263
- [Paetz et al. 2011] PAETZ, A.G. ; BECKER, B. ; FICHTNER, W. ; SCHMECK, H.: Shifting Electricity Demand with Smart Home Technologies - An Experimental Study on User Acceptance. In: *30th USAEE/IAEE North American Conference, 2011*
- [Paetz et al. 2012] PAETZ, A.G. ; DÜTSCHKE, E. ; FICHTNER, W.: Smart Homes as a Means to Sustainable Energy Consumption: A Study of Consumer Perceptions. In: *Journal of Consumer Policy* 35 (2012), Nr. 1, S. 23–41
- [Pehnt 2008] PEHNT, M.: Environmental impacts of distributed energy systems - The case of micro cogeneration. In: *Environmental science & policy* 11 (2008), Nr. 1, S. 25–37
- [Pehnt u. Colijn 2006] PEHNT, M. ; COLIJN, M.: *Micro cogeneration: towards decentralized energy systems*. Berlin : Springer, 2006
- [Pehnt et al. 2011] PEHNT, M. ; HELMS, H. ; LAMBRECHT, U. ; DALLINGER, D. ; WIETSCHEL, M. ; HEINRICHS, H. ; KOHRS, R. ; LINK, J. ; TROMMER, S. ; POLLOK, T.: Elektroautos in einer von erneuerbaren Energien geprägten Energiewirtschaft. In: *Zeitschrift für Energiewirtschaft* 35 (2011), Nr. 3, S. 221–234
- [Pehnt et al. 2012] PEHNT, M. ; MELLWIG, P. ; STEINBORN, F. ; LEHR, U. ; LUTZ, C. ; PELLINGER, C. ; STECK, M.: Ökologische und ökonomische Analyse von Brennstoffzellen-Heizgeräten / Institut für Energie- und Umweltforschung Heidelberg GmbH (ifeu), Gesellschaft für Wirtschaftliche Strukturforchung mbH (gws) und Forschungsstelle für Energiewirtschaft e. V. (FfE). 2012
- [Pielke 2010] PIELKE, M.: *Technisch-wirtschaftliche Systembetrachtung zur netzorientierten Integration von Mini-Blockheizkraftwerken*, Technischen Universität Braunschweig, Dissertation, 2010

- [Poddig u. Sidorovitch 2001] PODDIG, T. ; SIDOROVITCH, I.: Künstliche Neuronale Netze: Überblick, Einsatzmöglichkeiten und Anwendungsprobleme. In: HIPPER, H. (Hrsg.) ; KÜSTERS, U. (Hrsg.) ; MEYER, M (Hrsg.): *Handbuch Data Mining im Marketing*. 2001, S. 363–402
- [Pollok et al. 2011] POLLOK, T. ; MATROSE, C. ; DEDERICHS, T. ; SCHNETTLER, A. ; SZCZECZOWICZ, E.: Classification and comparison of multi agent based control strategies for electric vehicles in distribution networks. In: *21st International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (CIRED 2011)*, Frankfurt, Germany, 2011
- [PowerPlus 2012] POWERPLUS: Technische Daten des BHKW ecopower / PowerPlus Technologies GmbH. [www.ecopower.de](http://www.ecopower.de). 2012. – abgerufen im September 2012
- [PV 2012] PV: Die Speicher kommen - Marktübersicht. In: *Photovoltaik* 6 (2012), Nr. 10, S. 40–49
- [Rauschenbach et al. 1994] RAUSCHENBACH, T. ; HOFFMEYER-ZIOTNIK, H.J. ; WERNSTEDT, J. ; ULARDIC, P.: Lastgangvorhersage für die TEAG Thüringer Energie AG-Teilgebiet Sudthuringen. In: *VDI Berichte 1140* (1994), S. 19–30
- [Reiner et al. 2009] REINER, U. ; LEIBFRIED, T. ; ALLERDING, F. ; SCHMECK, H.: Potenzial rückspeisefähiger Elektrofahrzeuge und steuerbarer Verbraucher im Verteilnetz unter Verwendung eines dezentralen Energiemanagementsystems. In: *Internationaler ETG-Kongress 2009*, 2009
- [Ren u. Gao 2010] REN, H. ; GAO, W.: Economic and environmental evaluation of micro CHP systems with different operating modes for residential buildings in Japan. In: *Energy and Buildings* 42 (2010), Nr. 6, S. 853–861
- [Ren et al. 2008] REN, H. ; GAO, W. ; RUAN, Y.: Optimal sizing for residential CHP system. In: *Applied thermal engineering* 28 (2008), Nr. 5, S. 514–523
- [Rentz et al. 1999] RENTZ, O. ; WIETSCHEL, M. ; DREHER, M. ; HAASIS, H.D. ; HÖHNE, J.: Einsatz neuronaler Netze zur Bestimmung preisabhängiger Nutzenergienachfrageprojektionen für Energie-Emissions-Modelle / Institut für Industriebetriebslehre und Industrielle Produktion (IIP), Universität Karlsruhe (TH). 1999
- [von Roon 2009] ROON, S. von: Mikro-KWK und virtuelle Kraftwerke. In: *FfE-Fachtagung - Stromversorgung des 21. Jahrhunderts*, Forschungsstelle für Energiewirtschaft e.V. (FfE), 2009
- [von Roon et al. 2008] ROON, S. von ; BEER, M. ; SCHMID, T.: Rückwirkungen der KWK-Erzeugung auf den Kraftwerkspark: Lastgangsynthese. In: *EuroHeat & Power* (2008), Nr. 4, S. 11–18

- [von Roon u. Steck 2009] ROON, S. von ; STECK, M.: Dezentrale Bereitstellung von Strom und Wärme mit Mikro-KWK-Anlagen. In: *uwf-UmweltWirtschaftsForum* 17 (2009), Nr. 4, S. 313–319
- [Salgado u. Pedrero 2008] SALGADO, F. ; PEDRERO, P.: Short-term operation planning on cogeneration systems: A survey. In: *Electric Power Systems Research* 78 (2008), Nr. 5, S. 835–848
- [Sapankevych u. Sankar 2009] SAPANKEVYCH, N. ; SANKAR, R.: Time series prediction using support vector machines: a survey. In: *Computational Intelligence Magazine, IEEE* 4 (2009), Nr. 2, S. 24–38
- [Sawillion 2002] SAWILLION, M.: *Aufbereitung der Energiebedarfsdaten und Einsatzanalysen zur Auslegung von Blockheizkraftwerken*, Universität Stuttgart, Dissertation, 2002
- [Schaumann u. Schmitz 2009] SCHAUMANN, G. ; SCHMITZ, K.W.: *Kraft-Wärme-Kopplung*. Berlin : Springer, 2009
- [Scherer 1997] SCHERER, A.: *Neuronale Netze*. Wiesbaden : Vieweg, 1997
- [Schlittgen 2001] SCHLITTGEN, R.: *Angewandte Zeitreihenanalyse*. München : Oldenbourg, 2001
- [Schmeck 2005] SCHMECK, H.: Organic computing - a new vision for distributed embedded systems. In: *Eighth IEEE International Symposium on Object-Oriented Real-Time Distributed Computing ISORC*, IEEE, 2005, S. 201–203
- [Schönfelder et al. 2012] SCHÖNFELDER, M. ; ESSER-FREY, A. ; SCHICK, M. ; FICHTNER, W. ; HEUVELINE, V. ; LEIBFRIED, T.: New Developments in Modeling Network Constraints in Techno-economic Energy System Expansion Planning Models. In: *Zeitschrift für Energiewirtschaft* 36 (2012), Nr. 1, S. 27–35
- [Schöning 2001] SCHÖNING, U.: *Algorithmik*. Berlin : Spektrum, 2001
- [Schulz 2007] SCHULZ, C.: *Systembetrachtung zur Integration von Mini-Blockheizkraftwerken in das elektrische Versorgungsnetz*, Technische Universität Braunschweig, Dissertation, 2007
- [SenerTec 2012] SENERTEC: Technische Daten des Mini-BHKW DACHS / SenerTec GmbH. [www.senertec.de](http://www.senertec.de). 2012. – abgerufen im September 2012
- [Sensfuß et al. 2008] SENSFUSS, F. ; RAGWITZ, M. ; GENOESE, M.: The merit-order effect: A detailed analysis of the price effect of renewable electricity generation on spot market prices in Germany. In: *Energy Policy* 36 (2008), Nr. 8, S. 3086–3094

- [Shustov 2009] SHUSTOV, A.: *Netzschutz für elektrische Energieversorgungssysteme mit hohem Anteil dezentraler Stromerzeugungsanlagen*, Universität Kassel, Dissertation, 2009
- [Simader 2004] SIMADER, G.R.: *Mikro-und Mini-KWK-Anlagen in Österreich / Energieverwertungsagentur Wien*. 2004
- [Smolinka 2005] SMOLINKA, T.: *Untersuchungen an einer mit Reformat betriebenen PEM-Brennstoffzelle*, Universität Ulm, Dissertation, 2005
- [Stier 2001] STIER, W.: *Methoden der Zeitreihenanalyse*. Berlin : Springer, 2001
- [Strauß 2012] STRAUSS, K.: *Kraftwerkstechnik: zur Nutzung fossiler, nuklearer und regenerativer Energiequellen*. Berlin, Heidelberg : Springer, 2012
- [Sugeno 1985] SUGENO, M.: An introductory survey of fuzzy control. In: *Information Sciences* 36 (1985), Nr. 1-2, S. 59–83
- [Sutton u. Barto 1998] SUTTON, R.S. ; BARTO, A.G.: *Reinforcement learning: An introduction*. Cambridge : Cambridge Univ. Press, 1998
- [Takagi u. Sugeno 1985] TAKAGI, T. ; SUGENO, M.: Fuzzy identification of system and its applications to modelling and control. In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 15 (1985), Nr. 1, S. 116–132
- [Talbi 2009] TALBI, E.G.: *Metaheuristics: from design to implementation*. New York : Wiley, 2009
- [Taylor 2003] TAYLOR, J.W.: Short-term electricity demand forecasting using double seasonal exponential smoothing. In: *Journal of the Operational Research Society* 54 (2003), Nr. 8, S. 799–805
- [TenneT 2012] TENNET: *Tatsächliche und prognostizierte Windenergieeinspeisung in der Regelzone der TenneT TSO GmbH / TenneT TSO GmbH*. 2012
- [Tetko et al. 1995] TETKO, I.V. ; LIVINGSTONE, D.J. ; LUIK, A.I.: Neural network studies. 1. Comparison of overfitting and overtraining. In: *Journal of chemical information and computer sciences* 35 (1995), Nr. 5, S. 826–833
- [Thoma 2007] THOMA, M.C.: *Optimierte Betriebsführung von Niederspannungsnetzen mit einem hohen Anteil an dezentraler Erzeugung*, Eidgenössische Technische Hochschule (ETH) Zürich, Dissertation, 2007
- [Thomas 2011] THOMAS, B.: *Mini-Blockheizkraftwerke : Grundlagen, Gerätetechnik, Betriebsdaten*. Würzburg : Vogel Business Media, 2011

- [Todhunter 1863] TODHUNTER, I.: *Spherical trigonometry: for the use of colleges and schools*. London : Macmillan and Company, 1863
- [Trudnowski et al. 2001] TRUDNOWSKI, D.J. ; MCREYNOLDS, W.L. ; JOHNSON, J.M.: Real-time very short-term load prediction for power-system automatic generation control. In: *Control Systems Technology, IEEE Transactions on* 9 (2001), Nr. 2, S. 254–260
- [Vapnik 1995] VAPNIK, V.: *The nature of statistical learning theory*. New York : Springer, 1995
- [VDE 2007] VDE: *Dezentrale Energieversorgung 2020 / Energietechnische Gesellschaft im Verband der Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik e. V. (VDE-ETG)*. 2007
- [VDE 2009] VDE: *Energiespeicher in Stromversorgungssystemen mit hohem Anteil erneuerbarer Energieträger - Bedeutung, Stand der Technik, Handlungsbedarf / Energietechnische Gesellschaft im Verband der Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik e. V. (VDE-ETG)*. 2009
- [VDE 2012a] VDE: *Energiespeicher für die Energiewende - Speicherbedarf und Auswirkungen auf das Übertragungsnetz für Szenarien bis 2050 / Energietechnische Gesellschaft im Verband der Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik e. V. (VDE-ETG)*. 2012
- [VDE 2012b] VDE: *Erneuerbare Energie braucht flexible Kraftwerke - Szenarien bis 2020 / Verband der Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik e. V. (VDE) - ETG-Task Force Flexibilisierung des Kraftwerksparks*. 2012
- [VDI 2008] VDI: *Richtlinie 4655: Referenzlastprofile von Ein- und Mehrfamilienhäusern für den Einsatz von KWK-Anlagen / Verein Deutscher Ingenieure e. V. (VDI)*. 2008
- [VDI 2011] VDI: *Richtlinie 4656: Planung und Dimensionierung von Mikro-KWK-Anlagen / Verein Deutscher Ingenieure e. V. (VDI)*. 2011
- [VDI u. VDE 2003] VDI ; VDE: *VDI/VDE Richtlinie 3508: Blockregelung von Wärmekraftwerken / Verein Deutscher Ingenieure e. V. (VDI) und Verband der Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik e. V. (VDE)*. 2003
- [VDN 2007] VDN: *TransmissionCode 2007, Netz- und Systemregeln der deutschen Übertragungsnetzbetreiber / Verband der Netzbetreiber e.V. (VDN) beim Verband der Elektrizitätswirtschaft (VDEW), heute Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft (BDEW)*. 2007
- [Vetter 2005] VETTER, M.: *Modellbildung und Regelstrategien für erdgasbetriebene Brennstoffzellen-Blockheizkraftwerke*, Universität Karlsruhe (TH), Dissertation, 2005

- [Voß et al. 2011] VOSS, A. ; HUNDT, M. ; BARTH, R. ; NINGHONG, S.: Kernkraft und erneuerbare Energien: Technische Flexibilität zum Ausgleich zufälliger Einspeisung. In: *VGB powertech* 91 (2011), Nr. 1-2, S. 54–57
- [Wang u. Singh 2008] WANG, L. ; SINGH, C.: Stochastic combined heat and power dispatch based on multi-objective particle swarm optimization. In: *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 30 (2008), Nr. 3, S. 226–234
- [Wang 1992] WANG, L.X.: Fuzzy systems are universal approximators. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, IEEE, 1992, S. 1163–1170
- [Wasiak et al. 2008] WASIAK, I. ; THOMA, M.C. ; FOOTE, C. ; MIENSKI, R. ; PAWELEK, R. ; GBURCZYK, P. ; BURT, G.M.: A power-quality management algorithm for low-voltage grids with distributed resources. In: *IEEE Transactions on Power Delivery* 23 (2008), Nr. 2, S. 1055–1062
- [Weber u. Hey 2012] WEBER, M. ; HEY, C.: Effektive und effiziente Klimapolitik: Instrumentenmix, EEG und Subsidiarität. In: *Wirtschaftsdienst* 92, Sonderheft (2012), S. 43–51
- [Wehmhörner 2012] WEHMHÖRNER, U.: *Multikriterielle Regelung mit temperaturbasierter Speicherzustandsbestimmung für Mini-KWK-Anlagen*, Technische Universität München, Dissertation, 2012
- [Weimer u. Berger 2003] WEIMER, R. ; BERGER, R.: BHKW und Nahwärmenetze als ökologisches Allheilmittel? In: *BrennstoffWärmeKraft (BWK)* 55 (2003), Nr. 11, S. 62–65
- [Werbos 1974] WERBOS, P.J.: *Beyond regression: new tools for prediction and analysis in the behavioral sciences*, Harvard University, Dissertation, 1974
- [Wernstedt et al. 1996] WERNSTEDT, J. ; RAUSCHENBACH, T. ; HARTIG, G. ; PALM, M.: Energie-Management in einem Energieversorgungsunternehmen unter Einbeziehung von Lastprognoseverfahren. In: *VDI Berichte* 1252 (1996), S. 413–422
- [Westphal u. Lamberts 2004] WESTPHAL, F.S. ; LAMBERTS, R.: The use of simplified weather data to estimate thermal loads of non-residential buildings. In: *Energy and Buildings* 36 (2004), Nr. 8, S. 847–854
- [White u. Reichmuth 1996] WHITE, J.A. ; REICHMUTH, R.: Simplified method for predicting building energy consumption using average monthly temperatures. In: *31st Intersociety Energy Conversion Engineering Conference (IECEC)*, 1996, S. 1834–1839
- [Wietschel et al. 2008] WIETSCHSEL, M. ; DALLINGER, D. ; PEYRAT, B. ; NOACK, J. ; TÜBKE, J. ; SCHNETTLER, A.: Marktwirtschaftliche Analysen für Plug-In-Hybrid Fahrzeugkonzepte. In: *18th International Symposium Transport and Air Pollution*, 2008

- [Wille-Haussmann et al. 2010] WILLE-HAUSSMANN, B. ; ERGE, T. ; WITTEW, C.: Decentralised optimisation of cogeneration in virtual power plants. In: *Solar Energy* 84 (2010), Nr. 4, S. 604–611
- [Winters 1960] WINTERS, P.R.: Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. In: *Management Science* 6 (1960), Nr. 3, S. 324–342
- [Wissen u. Nicolosi 2008] WISSEN, R. ; NICOLOSI, M.: Ist der Merit-Order-Effekt der erneuerbaren Energien richtig bewertet? In: *Energiewirtschaftliche Tagesfragen* 58 (2008), Nr. 1-2, S. 110–115
- [Woldt 2007] WOLDT, T.: *Beitrag zur Energiesystemintegration dezentraler Energiewandlungsanlagen mit besonderer Berücksichtigung kleiner Kraft-Wärme-Kopplungsanlagen in kommunalen Versorgungsstrukturen*, Brandenburgische Technische Universität Cottbus, Dissertation, 2007
- [Wolff et al. 2004] WOLFF, D. ; TEUBER, P. ; BUDDE, J. ; JAGNOW, K.: Felduntersuchung: Betriebsverhalten von Heizungsanlagen mit Gas-Brennwertkesseln / Institut für Heizungs- und Klimatechnik, Fachbereich Versorgungstechnik, Fachhochschule Braunschweig Wolfenbüttel. 2004
- [Wolsey 1998] WOLSEY, L.A.: *Integer programming*. New York : Wiley, 1998
- [Wosnitza u. Hilgers 2012] WOSNITZA, F. ; HILGERS, H.G.: *Energieeffizienz und Energiemanagement*. Berlin : Springer, 2012
- [WSR 2012] WSR: *Technische und ökonomische Daten zur Referenzkonfiguration der betrachteten NT-PEMFC Mikro-KWK Anlage (internes Dokument)*. WS Reformer GmbH, Renningen, 2012
- [Yager u. Filev 1994] YAGER, R. ; FILEV, D.: Generation of fuzzy rules by mountain clustering. In: *Journal of intelligent and Fuzzy systems* 2 (1994), Nr. 3, S. 209–219
- [Yang et al. 2005] YANG, J. ; RIVARD, H. ; ZMEUREANU, R.: On-line building energy prediction using adaptive artificial neural networks. In: *Energy and Buildings* 37 (2005), Nr. 12, S. 1250–1259
- [Yao u. Steemers 2005] YAO, R. ; STEEMERS, K.: A method of formulating energy load profile for domestic buildings in the UK. In: *Energy and Buildings* 37 (2005), Nr. 6, S. 663–671
- [Yun et al. 2011] YUN, K. ; CHO, H. ; LUCK, R. ; MAGO, P.J.: Real-time combined heat and power operational strategy using a hierarchical optimization algorithm. In: *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy* 225 (2011), Nr. 4, S. 403–412

- [Yun et al. 2008] YUN, Z. ; QUAN, Z. ; CAIXIN, S. ; SHAOLAN, L. ; YUMING, L. ; YANG, S.: RBF neural network and ANFIS-based short-term load forecasting approach in real-time price environment. In: *Power Systems, IEEE Transactions on* 23 (2008), Nr. 3, S. 853–858
- [Zadeh 1965] ZADEH, L.A.: Fuzzy Sets. In: *Information and Control* 8 (1965), Nr. 3, S. 338–353
- [Zadeh 1994] ZADEH, L.A.: Fuzzy logic, neural networks, and soft computing. In: *Communications of the ACM* 37 (1994), Nr. 3, S. 77–84
- [Zhang et al. 2007] ZHANG, H.Y. ; XI, Y.G. ; GU, H.Y.: A rolling window optimization method for large-scale WCDMA base stations planning problem. In: *European Journal of Operational Research* 183 (2007), Nr. 1, S. 370–383
- [Zhao u. Magoulès 2012] ZHAO, H. ; MAGOULÈS, F.: A review on the prediction of building energy consumption. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 16 (2012), Nr. 6, S. 3586–3592
- [Zimmermann 2008] ZIMMERMANN, H.J.: *Operations Research: Methoden und Modelle*. Wiesbaden : Vieweg, 2008
- [Zumkeller et al. 2012] ZUMKELLER, D. ; CHLOND, B. ; OTTMANN, P. ; KAGERBAUER, M. ; KUHNIMHOF, T.: Deutsches Mobilitätspanel (MOP) 2012 / Institut für Verkehrswesen am Karlsruher Institut für Technologie (KIT). 2012. – im Auftrag vom Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung (BMVBS)



