

Michael Baranski

Energie-Monitoring im privaten Haushalt

 Cuvillier Verlag Göttingen

Energie-Monitoring im privaten Haushalt

Zur Erlangung des akademischen Grades
DOKTOR-INGENIEUR (Dr.-Ing.)
von der Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik
der Universität Paderborn
genehmigte Dissertation

von

Dipl.-Ing. Michael Baranski
aus Altenbeken

Referent: Prof. Dr.-Ing. Jürgen Voss
Korreferent: Prof. Dr.-Ing. Joachim Böcker
Tag der mündlichen Prüfung: 07.07.2006

Paderborn 2006

Bibliografische Information Der Deutschen Bibliothek

Die Deutsche Bibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.ddb.de> abrufbar.

1. Aufl. - Göttingen : Cuvillier, 2006
Zugl.: Paderborn, Univ., Diss., 2006
ISBN 10: 3-86727-020-1
ISBN 13: 978-3-86727-020-5

© CUVILLIER VERLAG, Göttingen 2006
Nonnenstieg 8, 37075 Göttingen
Telefon: 0551-54724-0
Telefax: 0551-54724-21
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, 2006
Gedruckt auf säurefreiem Papier

ISBN 10: 3-86727-020-1
ISBN 13: 978-3-86727-020-5

Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner wissenschaftlichen Tätigkeit am Lehrstuhl für Nachhaltige Energiekonzepte der Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik der Universität Paderborn.

Mein besonderer Dank gilt meinem “Doktorvater” Herrn Prof. Dr.-Ing. Jürgen Voss für die Übernahme des Referats sowie die zahlreichen konstruktiven Anregungen und Diskussionen zur Thematik dieser Arbeit. Ebenso danke ich Herrn Prof. Dr.-Ing. Joachim Böcker für die Übernahme des Korreferats.

Weiterhin danke ich Herrn Priv.-Doz. Dr.-Ing. habil Michael Fette für die interessanten Diskussionen zu den theoretischen Aspekten dieser Arbeit sowie Herrn Dr.-Ing. Dirk Prior für die Anregungen zum Thema “Energiesparen im Haushalt”.

Ebenso bedanke ich mich bei Herrn Dipl.-Ing. (FH) Wolfgang Bempohl, Herrn Dipl. Phys.-Ing. Jörg Bendfeld und Herrn Weißmann für die Unterstützung in technischen Fragestellungen und die Hilfe bei der Entwicklung des optischen Sensors. Mein Dank gilt auch Frau Ursula Peters für die Unterstützung im Kampf mit der deutschen Sprache.

Mein ganz besonderer Dank gilt den zahlreichen Studenten und Studentinnen, die in Form von Studien- und Diplomarbeiten sowie durch Ihren Einsatz als studentische Hilfskräfte wesentlich zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben.

Schließlich danke ich von ganzem Herzen meiner Frau Nadine und meinem Sohn Noel für das Verständnis, besonders in der Endphase der schriftlichen Ausarbeitung.

Schwaney, Januar 2006

1	Einleitung	1
2	Energie–Monitoring und Lastüberwachung	3
2.1	Stand der Technik, Energie–Monitoring im privaten Haushalt	3
2.2	Streifzug durch verschiedene NIALM–Ansätze	6
3	Anforderungen an ein stationäres Energie–Monitoring–System im privaten Haushalt	11
3.1	Eigenschaften eines optimalen Energie–Monitoring–System	11
3.2	Motivation der Versorgungsnetzbetreiber	12
3.2.1	Notwendigkeit für diesen Dienst (Kundenbindung)	13
3.2.2	Auslesung der Zähler	14
3.2.3	Ist–Zustand Zählertechnik privater Haushalte in Deutschland	15
3.2.4	Eichgesetz, Eichgültigkeit und Stichprobenverfahren	16
3.2.5	Einfluss des EMV–Gesetz	17
3.3	Motivation aus Sicht der Haushalte	18
3.3.1	Einsparpotenzial kontra Systemkosten	19
3.4	Zusammenfassung der Anforderungen	21
4	Anforderungen an die Messtechnik	22
4.1	Datenauflösung und Zählerkonstante	22
4.2	Optischer Sensor zur Erfassung der Wirkleistung am Ferrariszähler	24
4.2.1	Bereinigung von Störeinflüssen	29
4.3	Auswirkung der Mittelwertbildung auf Einschaltvorgänge elektrischer Verbraucher	30
4.4	Methode zur Detektion der Schaltereignisse basierend auf der Energie der Schaltereignisse	34
4.5	Detektion von Schaltereignissen	36
5	Eigenschaften elektrischer Endverbraucher im Haushalt	42
5.1	Klassifizierung von Haushaltsverbrauchern	42
5.2	Erkennbarkeit der Geräteklassen	45
5.3	Bewertung elektrischer Verbraucher in Bezug auf das Einsparpotenzial	47
5.4	Modellierung elektrischer Verbraucher	49
5.4.1	Charakteristische Eigenschaften	49
6	Neuer selbsterkennender NIALM Algorithmus	55
6.1	Neuer Ansatz Gesamtansatz zur Analyse von Laständerungen	57
6.1.1	Ansatz zur Bewertung der Verbrauchermodelle	60
6.2	Clustern der Schaltereignisse	62
6.2.1	ISODATA– Clusterverfahren nach Ball u. Hall	62
6.2.2	Fuzzy–Clusterverfahren	65
6.2.3	Clustern mit Self Organizing Maps	68
6.2.4	Zusammenfassung Clusterverfahren	74
6.2.5	Funktionen zur Bewertung der Verbrauchermodelle	74
6.3	Genetischer Algorithmus zur Selektion der Verbrauchermodelle	77
6.3.1	Festlegung der Parameter des Genetischen Algorithmus	78
6.3.2	Bewertung und Zielfunktion, Ersetzungsschema	79
6.3.3	Rekombination, Crossover	79
6.3.4	Mutation	80
6.4	Zeitreihenoptimierung der generierten Zustandsautomaten	84
6.4.1	Erzeugung von Schaltsequenzen	84
6.4.2	Bewertung der Schaltsequenzen	89
6.5	Auflösung von Multireferenzen auf Schaltereignisse	93
6.5.1	Praktische Umsetzung der Auflösung von Mehrfachreferenzen	93
7	Testläufe und Ergebnisse	98
7.1	Datenbasis	98

7.2	Auswertung simulierter Lastverläufe	102
7.2.1	Clustern der Schaltereignisse des Testparks	102
7.2.2	Erzeugen der Verbrauchermodelle – Ergebnisse des Genetischen Algorithmus	107
7.2.3	Optimierung der Zeitreihen	109
7.2.4	Fazit zur Analyse simulierter Daten	114
7.3	Auswertung realer Lastverläufe	115
7.4	Zusammenfassung der Ergebnisse	122
8	Zusammenfassung und Ausblick	123
A.	Anhang	126
A.1.	Potenziale eines Energie–Monitoring Systems im Haushalt	126
A.1.1.	Transparenz im “Strombedarf”	127
A.1.2.	Kontrolle von Haushaltsgeräten	128
A.1.3.	Fernüberwachung des Haushalts	129
A.1.4.	Lastmanagement	130
A.2.	Topologiebetrachtungen zum Energie Monitoring im privaten Haushalt	132
A.2.1.	Abschätzungen zur Datenerfassungseinheit	137
A.2.2.	Datenarchivierung, Datenvolumen	139
A.2.3.	Datenübertragung aus dem Zählerkasten	142
A.2.4.	Betrachtungen zur Visualisierung	144
A.2.5.	Externe Vernetzung	145
A.2.6.	Der elektronische Haushaltszähler (eHZ)	146
A.3.	Technische Komponenten des Energie–Monitorings	147
B.	Zählertechnik im Haushalt	154
B.1.	Eigenschaften der elektromechanischen Drehstromzähler (Ferrariszähler)	154
B.1.1.	Elektronische Drehstromzähler und Multifunktionszähler	155
B.1.2.	Optische Tastköpfe für Drehstromzähler	157
C.	Anhang – Statistische Daten privater Haushalte	158
D.	Zur Datenauflösung der Erfassungseinheit	160
D.1.	Grundsätzliche Annahmen	160
D.1.1.	Datenvolumen ohne Komprimierung	160
D.1.2.	Komprimierung der Daten	161
D.1.3.	Datenvolumen bei Komprimierung von Events	161
D.2.	Datenvolumen des optimalen Systems	163
D.2.1.	Berechnung der Dimension des Lösungsraumes aller Kombinationen	164
E.	Anhang Modellierung von Verbrauchermodellen	166
E.1.	Endliche Zustandsautomaten	166
E.1.1.	Permutationen	167
E.1.2.	Variationen	167
E.1.3.	Kombinationen	167
F.	Grundlagen Genetischer Algorithmen	168
F.1.	Entstehungsabriss zu den Genetischen Algorithmen	168
F.2.	Grundgerüst eines Genetischen Algorithmus	169
F.2.1.	Codierung	169
F.2.2.	Fitness– und Bewertungsfunktion	170
F.2.3.	Crossover und Rekombination	172
G.	Literaturverzeichnis	174

1 Einleitung

In der Regel wird ein privater Haushalt nur einmal jährlich über die Endabrechnung des Energieversorgers unmittelbar mit seinem tatsächlichen Bedarf an elektrischer Energie konfrontiert. Dabei erzeugt oftmals gerade eine Nachzahlung in vielen Haushalten die Motivation, Energie einzusparen. Infolge dessen registriert der Versorgungsnetzbetreiber erhöhte Kundenanfragen zu detaillierten Messungen des Stromverbrauchs. Der Terminkalender für diese Serviceleistung ist schnell bis zur Mitte des neuen Jahres gefüllt. Bereits wenige Wochen nach diesem Ansturm ist das Interesse jedoch so weit abgeklungen, dass die vorbestellten Messgeräte und Dienstleistungen nicht mehr in Anspruch genommen werden. Die Motivation, den Strombedarf zu reduzieren, ist verfliegen, der Haushalt konsumiert unverändert elektrische Energie, die nächste Abrechnung ist ja noch weit entfernt, die Intention Energie zu sparen hat sich aus dem Bewusstsein des Menschen verflüchtigt.

Einmalige Informationsvermittlungen zeigten bisher keinen nachhaltigen Erfolg, den Energiebedarf privater Haushalte zu senken. In der Bevölkerung besteht zudem ein enormes Defizit bezüglich des Wissens um den eigenen Strom- und Ressourcenbedarf. Die durchschnittlichen Kosten für die Ressource "Strom" sind zum heutigen Zeitpunkt relativ gering im Vergleich zu den Aufwendungen für Kommunikationsmedien und -dienstleistungen. Auch im Vergleich zu den übrigen Wohnnebenkosten erscheinen die Stromkosten häufig unterbewertet. Strom wird von den Menschen der Industrienationen als Selbstverständlichkeit betrachtet. Es fehlt ihnen dabei oftmals die Information, wann und wieviel "Strom" mit welchem Gerät "verbraucht" wird oder eingespart werden kann.

Ist die Verteilung des Energiebedarfs auf einzelne elektrische Endgeräte bekannt, können gezielte Maßnahmen zur Reduzierung des Strombedarfs umgesetzt werden. Die einfachste Form des Energiesparens wäre dabei, das Bedarfsverhalten der Menschen zu optimieren. Da der Mensch jedoch kein Sinnesorgan zur direkten Wahrnehmung seines Stromkonsums besitzt, benötigt er somit ein System, das ihm den aktuellen Stromverbrauch anzeigt, um die Sensibilität für den Energiebedarf zu verbessern.

Der in über 99% der bundesdeutschen Haushalte installierte elektromechanische Drehstromzähler (Ferrariszähler) zeigt nur den aktuellen Endwert der bisher bezogenen Energiemenge auf dem Zählwerk an. Auf der rotierenden Zählerscheibe lassen sich zwar grobe Änderungen der Leistungsaufnahme mit dem bloßen Auge erkennen, Messungen in Zeitabständen von Minuten- oder Sekunden erfordern jedoch zusätzliche Messtechnik. Die Messung der Momentangeschwindigkeit der Zählerscheibe ist dabei nur eine Möglichkeit, die unmittelbare Wirkleistungsaufnahme des Haushalts zu messen. Ebenso kann der vorhandene Stromzähler gegen leistungsfähigere Messtechnik substituiert werden. Bisher halten die Versorgungsnetzbetreiber jedoch an dem Ferrariszähler fest, obwohl bereits elektronische Multifunktionszähler und Messgeräte verfügbar sind und diese bei der Größe des Marktes von ca. 38 Millionen Haushalten auch zu "vertretbaren" Kosten herstellbar sind. Auch aus der Sicht des Energieversorgers sind zur automatisierten Erfassung des Strombezugs privater Haushalte in hoher zeitlicher Auflösung zusätzliche Investitionen erforderlich, um die letzte Meile zum Privatkunden informationstechnisch zu überbrücken.

Im Rahmen dieser Arbeit wird auch untersucht, welche Potenziale in Verbindung mit einem Energie-Monitoring-System aus Sicht des Versorgungsnetzbetreibers und des Privatkunden identifizieren lassen. Weiterhin werden technische sowie finanzielle Aspekte untersucht, um eine

weite Verbreitung und damit einen ökologisch und ökonomisch relevanten Einspareffekt der volkswirtschaftlich wertvollen Ressource “Strom” zu erzielen.

Des Weiteren ist zu klären, in welcher Form der Energiebedarf visualisiert werden kann sowie welche Algorithmen und Verfahren eingesetzt werden können, um den Grad der Transparenz im Energiebedarf zu erhöhen, ohne manuelle Eingabe eines Bedieners.

Hierzu wird in Kapitel 2 eine kurze Übersicht bereits entwickelter Systeme und Verfahren zur Analyse der Leistungsaufnahme privater Haushalte gegeben. Diese Verfahren sind unter dem Begriff des “Load Monitorings” in der englischsprachigen Literatur zu finden. Hierunter lassen sich sowohl eingreifende Verfahren, die man “Intrusive-Appliance-Load-Monitoring-Systeme” (IALM) nennt, als auch nichteingreifende Verfahren, die als “Non-Intrusive-Appliance Load-Monitoring-Systeme” (NIALM) bezeichnet werden, einordnen. Während bei den IALM-Systemen die Leistungsaufnahme jedes zu untersuchenden elektrischen Gerätes separat gemessen wird, ziehen die komplexeren Auswertalgorithmen der NIALM-Systeme sämtliche Informationen aus der Messungen elektrischer Größen an nur einem Messpunkt. In der Regel ist dies der Einspeisepunkt der jeweiligen Gebäudeinstallation.

Ferner wird untersucht, welche Verbrauchertypen aus der Messung des Gesamtlastverlaufs des Haushalts erkennbar sind. Für die als erkennbar eingestuften elektrischen Geräte sollen dann Verfahren und Werkzeuge entwickelt werden, mit denen unbekannte Schaltmuster elektrischer Geräte des Haushalts selbstständig gefunden werden können. Ziel dieser Arbeit ist es, ein autonomes Monitoring-System zu konzipieren, das die wichtigsten erkennbaren elektrischen Geräte anhand des Bedarfsmusters findet und den Energiebedarf dieser Geräte aus dem Lastverlauf extrahiert. In diesem Zusammenhang sollen auch die relevanten Modellierungsparameter identifiziert werden, mit denen sich die relevanten Haushaltsgeräte modellieren lassen.

Die besonderen Randbedingungen des privaten Haushalts bilden den Fokus von Kapitel 3. Aus diesen wird ein Anforderungskatalog abgeleitet, aus dem sich Randbedingungen für die einsetzbare Technik sowie geeignete Methoden zur Analyse des Gesamtlastverlaufs ableiten. Mit Hilfe dieser Anforderungen wird in Kapitel 4 nach technischen Lösungen zur Erfassung der Zeitreihe des Wirkleistungsverlaufs gesucht. Aufgrund der herausgestellten Einschränkungen hinsichtlich der Akzeptanz sowie der Investitionsbereitschaft der Haushaltskunden für ein Energie-Monitoring-System wird ein optisches Verfahren zur Erfassung der Wirkleistungsaufnahme an Ferraris-zählern vorgestellt.

Über den Modellierungsansatz in Kapitel 5 werden dann in Kapitel 6 Werkzeuge zur Analyse des Lastverlaufs behandelt mit dem Ziel, die in Kapitel 3 selektierten Verbrauchergruppen zu identifizieren. Bei der Auswahl der Analyseverfahren liegt der Fokus auf selbstlernenden Verfahren, so dass manuelle Eingriffe und Initialisierungen vermieden werden können. Anschließend werden die angepassten und entwickelten Verfahren in Kapitel 7 an simulierten und realen Daten getestet. In Kapitel 8 wird schließlich über die entwickelten Verfahren resümiert, so dass der Leser einen Überblick über die noch zu erwartenden Verbesserungen sowie Tendenzen für die Zukunft erhält.

2 Energie-Monitoring und Lastüberwachung

2.1 Stand der Technik, Energie-Monitoring im privaten Haushalt

Unter dem Begriff “Appliance Load Monitoring” lassen sich in der angelsächsischen Literatur verschiedene Systeme zur Überwachung und Erkennung elektrischer Haushaltsverbraucher finden. Grundsätzlich kann man diese Systeme in zwei Klassen einteilen. Die eingreifenden Monitoring Systeme (IALM) und die nicht eingreifenden Lastüberwachungssysteme (NIALM). Bei den erstgenannten ist an jedem elektrischen Gerät ein Sensor zur Erfassung der Leistungsaufnahme installiert. Bei den nicht eingreifenden Systemen werden die elektrischen Verbraucher aus der Messung der Gesamtleistungsaufnahme identifiziert. Dabei müssen komplexe Algorithmen die eingesparte Hardware kompensieren. Bei den IALM-Systemen kann man weiter in leitungsgebundene und drahtlos kommunizierende Systeme unterscheiden. Die NIALM-Systeme besitzen entweder eine manuelle (MS = manual setup) oder automatische (AS = automatic setup) Initialisierung.

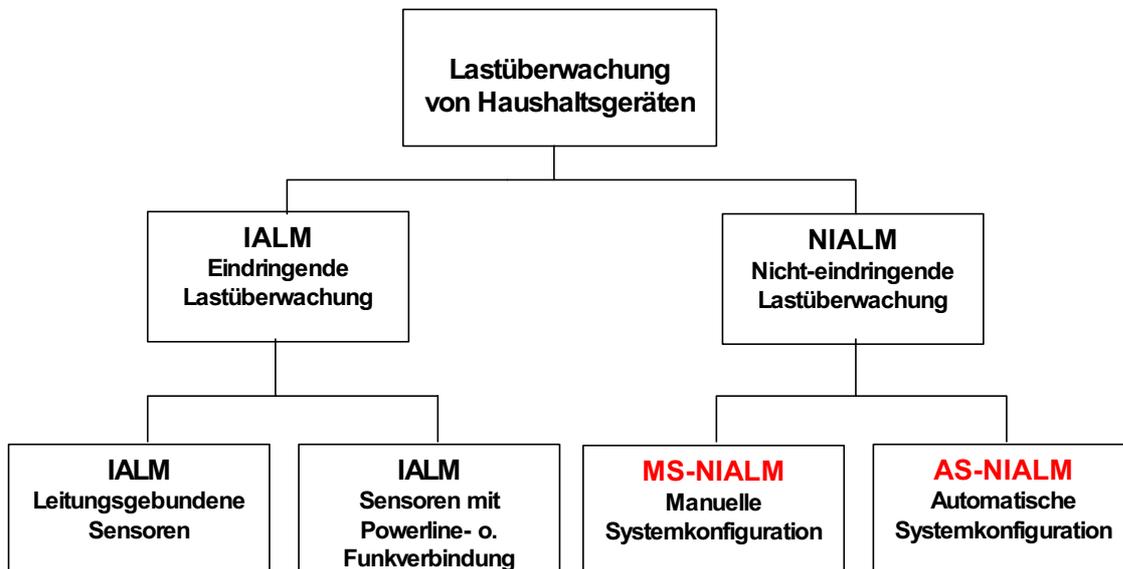


Bild 2.1: Gliederung Lastüberwachungsverfahren im privaten Haushalt

Jede der vier Systemklassen aus Bild 2.1 besitzt unterschiedliche Eigenschaften. Zur Beurteilung der in Bild 2.1 aufgeführten Systemklassen werden die Eigenschaften

- der Eingriff in die **Privatsphäre** des Haushalts,
- der **Hardwareaufwand** des Systems,
- der Grad der **Geräteerkennung** bzw. die Fähigkeit des Systems, elektrische Verbraucher zu erkennen,
- der **Softwareanteil** der Geräteerkennung.

herangezogen. Ein “ideales” Load-Monitoring-System für private Haushalte besitzt nur wenige Sensoren (geringer Hardwareanteil), erkennt die zu beobachtenden Geräte sicher (hohe Geräteerkennung), greift möglichst nicht in die Privatsphäre des Haushalts ein und ist dabei zudem leicht modifizierbar, da der größte Teil der Systemintelligenz in Software realisiert ist (vgl. Bild 2.2).

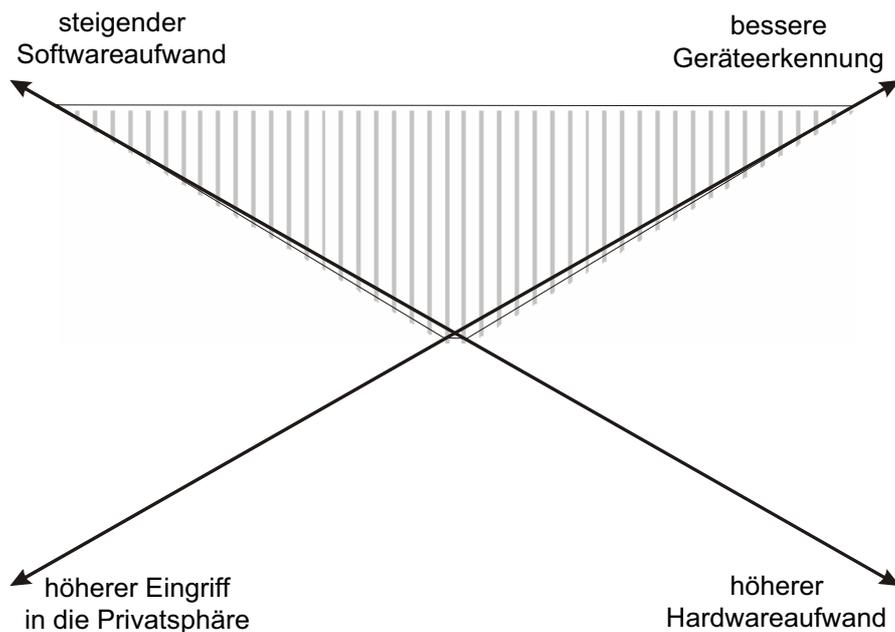


Bild 2.2: Eigenschaften eines idealen NIALM-Systems

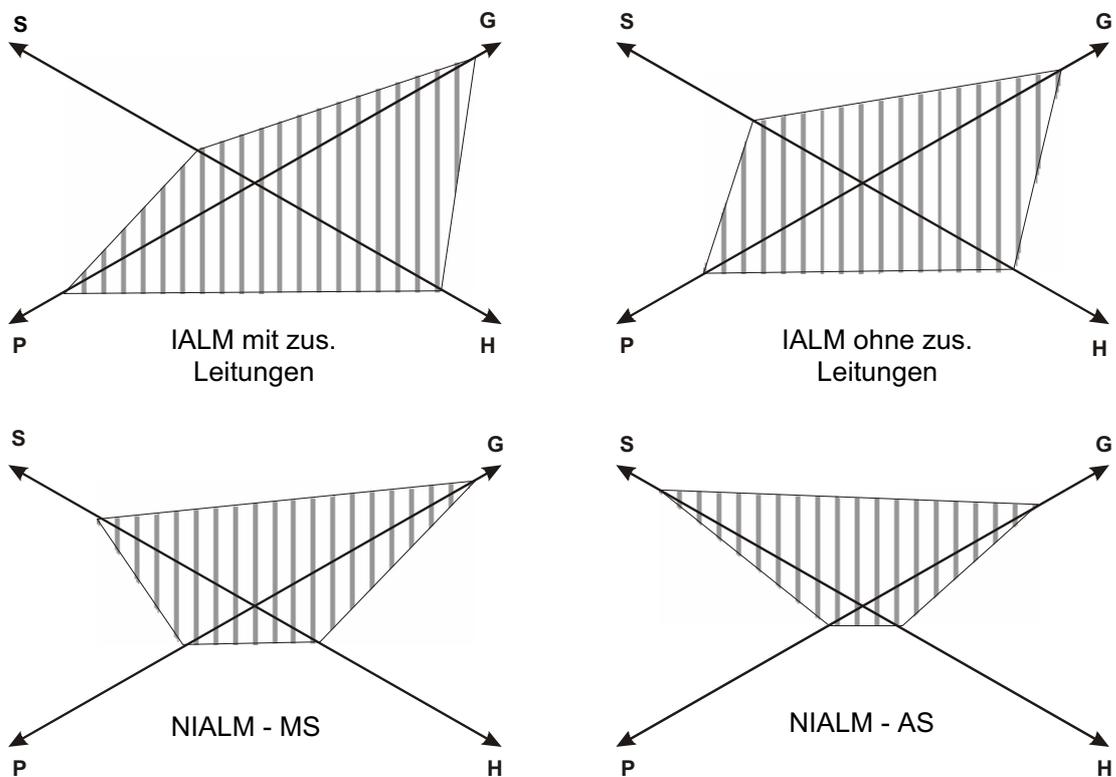


Bild 2.3: Netzdiagramme zur Bewertung der Lastüberwachungssysteme

In den 80er Jahren des letzten Jahrhunderts wurden an verschiedenen Forschungsinstituten Verfahren zur Erkennung elektrischer Verbraucher aus der Messung der elektrischen Leistungsaufnahme am Anschlusspunkt eines Haushalts entwickelt. Die Wichtigsten davon werden in diesem Abschnitt in knapper Form wiedergegeben, um die Grundzüge und wesentlichen Eigenschaften dieser Ansätze herauszustellen und einen Überblick zu Forschungsergebnissen auf diesem Fachgebiet zu geben.

Tabelle 2.1: Gegenüberstellung IALM - NIALM Systeme

	NIALM	IALM
Vorteile	<p>Anzahl theoretisch überwachbarer Geräte ist unbegrenzt, da nur ein Sensor installiert ist;</p> <p>Kosten sind nicht von der Gerätezahl abhängig;</p> <p>Eingriff in die Elektroinstallation ist nur an einer Stelle des Haushalt erforderlich;</p>	<p>sehr sichere Geräteerkennung;</p> <p>Probleme nur bei defekten Sensoren oder defekter Signalübertragung;</p> <p>eine Fehlerdiagnose ist aufgrund der direkten Anbindung sehr einfach;</p>
Nachteile	<p>Lasterkennung ist sehr komplex und stellt große Anforderungen an die Algorithmen;</p> <p>Probleme bei verschiedenen Geräten mit identischer Lastcharakteristik;</p> <p>Geräte mit geringer Leistungsaufnahme können im Schwankungsbereich (Rauschanteil) von Geräten mit großer Leistungsaufnahme verschwinden;</p>	<p>Kosten sind proportional zur Anzahl der überwachten Geräte;</p> <p>der Eingriff sowie die unmittelbare Präsenz des Systems ist durch die vielen Sensoren im Haushalt sehr groß;</p> <p>Hardwarekomponenten sind auf vielfältige Weise fehleranfällig, die Fehlerwahrscheinlichkeit steigt proportional zur Anzahl der überwachten Geräte;</p> <p>jeder einzelne Sensor benötigt zusätzliche Energie und wirkt dem Ziel Energie einzusparen entgegen</p>

Ein NIALM-System besitzt gegenüber einem IALM-System wesentlich weniger Hardwarekomponenten. Gerade bei einer nachträglichen Installation im Haushalt ist dies besonders entscheidend. Das NIALM-System hat nur einen Sensor und bezieht alle verwertbaren Informationen aus der Messung der Gesamtleistungsaufnahme. Die eingesetzten Algorithmen lassen sich ohne Hardwareeingriff modifizieren. Im Idealfall können Parameter sogar während des Betriebs nachgeführt werden.

Die Nachteile eines NIALM-Systems liegen ausschließlich in der Entwicklung und Komplexität der Software begründet. Sie stellen damit keine echten Einschränkungen dar. Zudem ist ein

NIALM-System im Gegensatz zu einem IALM-System ohne zusätzlichen Hardwareaufwand sehr einfach erweiterbar.

Nach den Bewertungen aus Tabelle 2.1 besitzt das AS-NIALM-System die geringsten Abweichungen zum “optimalen” System aus Bild 2.3 und wird somit als anzustrebende Lösung für ein Energie-Monitoring-System im Haushalt betrachtet.

2.2 Streifzug durch verschiedene NIALM-Ansätze

Ansatz von George W. Hart

Die am häufigsten referenzierten Arbeiten zum Thema Non-Intrusive-Appliance-Load-Monitoring entstammen von Hart et al. [Hart1992]. Hart hatte die zündende Idee zur Entwicklung eines NIALM-Verfahrens bereits 1982. Während eines Projektes zur Messung und Erkennung von Photovoltaikanlagen in privaten Haushalten nahm er Messungen im 5s-Zeitraaster an der Einspeisung der Hausinstallation vor, um die Einspeisung der Photovoltaik Anlagen zu untersuchen. Er erkannte früh, dass es mit einem Algorithmus möglich sein muss, die einzelnen, mit dem Auge sichtbaren Schaltereignisse des Haushalts aus den Messungen herauszufiltern. Daraufhin wurde ein Forschungsprojekt gestartet, um diesen Sachverhalt näher zu untersuchen. Ausgehend von Messungen der Spannung und des Stromes aller drei Phasen am Hausanschlusspunkt sollten einzelne elektrische Geräte herausgefiltert werden. Für die Analyse wurden die Wirk- und Blindleistung jeder Phase im Zeitraaster von einer Sekunde zugrunde gelegt. Dabei wurde das dynamische Einschaltverhalten einiger Verbraucher bewusst unterdrückt. Transiente Impulse wurden vernachlässigt, um das als ideal angenommene Rechteckverhalten der Schaltverbraucher nicht negativ zu beeinflussen. Nach Hart sind deshalb kleinere Zeitintervalle nicht sinnvoll. Die Schwankungen der Versorgungsspannung U_t kompensiert das System durch die Normierung der gemessenen Leistung mit Hilfe des Nominalwertes der Versorgungsspannung U_N durch

$$P_{N,t} = \left(\frac{U_N}{U_t} \right)^\kappa P_t, \quad (2.1)$$

wobei P_t die gemessene elektrische Leistung zum Zeitpunkt repräsentiert und der Koeffizient κ aus dem Intervall [1..2] geeignet gewählt werden muss. Somit wirken sich Schwankungen der Spannung nicht negativ auf die Erkennung sich wiederholender Leistungssprünge des gleichen passiven Verbrauchers aus.

Das von Hart entwickelte Verfahren zur Erkennung von Verbrauchern gliedert sich grob in fünf Komponenten (1999 in IEEE Computer Applications in Power):

- i. Flankendetektor zur Erkennung von Änderungen der stationären Leistungszustände
- ii. Clusterverfahren zur Klassifizierung einzelner Muster in der dP-dQ Ebene. Mit Hilfe der graphischen Auswertung lassen sich aus der zweidimensionalen Darstellung ähnliche Schaltereignisse in einem Cluster zusammenfassen.
- iii. Graphisch zum Ursprung punktsymmetrische Cluster der Ebene werden zu Verbrauchern kombiniert. Hierbei werden jedoch nur reine On-Off-Verbraucher mit jeweils zwei Zuständen erkannt.
- iv. Nicht zugeordnete Cluster und Events werden mit Hilfe eines speziellen Algorithmus denjenigen erkannten Verbrauchern mit der höchsten Ähnlichkeit bzw. Wahrscheinlichkeit zugeordnet.

- v. Das System arbeitet mit einem adaptiven Gedächtnis, bei dem die erkannten hypothetischen Verbraucher mit den abgespeicherten Schaltmustern verglichen und bewertet werden. Dies bedeutet, dass das System zunächst mit Hilfe bekannter Strukturen trainiert wird und somit ein "Gedächtnis" bilden kann, um die einzelnen Strukturen zu lernen.

Nachdem im ersten Schritt ein "manual setup" MS-NALM System [Hart1984] entwickelt wurde, konnte später mit Hilfe des hier angegebenen verifizierten Algorithmus' ein "automatic setup" AS-NIALM-Ansatz [Hart1985] realisiert werden. Das AS-NIALM System vergibt in einer Initialisierungsphase allen erkannten Signaturen Namen in Bezug auf die bereits a-priori hinterlegten bekannten Strukturen bestimmter Verbraucher. Diesen Prozess benennt Hart als "automated naming". Nach etlichen Feldtests war bewiesen, dass das AS-NIALM-System hinreichend genau arbeitet und aus Anwendersicht die größeren Vorteile genießt.

Die Ergebnisse der Forschungsarbeiten von Hart et. al. endeten in der Entwicklung einer marktfähigen Gerätetechnik für den Einsatz in privaten US-Haushalten [Enetics1995]. Die Endpreise für die Gerätetechnik sind jedoch für das Kundensegment der Energieversorger ausgelegt und nur für eine temporäre Installation beim Haushaltskunden gedacht, da die Zielanwendung des Systems hauptsächlich darin besteht, Regressansprüche von Kunden aufzuklären.

Ansatz von Radu Zmeureanu

Grundlage der Methode zur Analyse des Lastverlaufs von Zmeureanu (Concordia University, Kanada) ist ein Verfahren zur Mustererkennung, um bekannte, abgespeicherte Informationen über den Lastgang elektrischer Verbraucher aus dem aktuellen Lastgang zu detektieren [Zmeureanu1998 u. Zmeureanu1999]. Zmeureanus System arbeitet ebenfalls mit einem künstlichen Gedächtnis, das in einer Initialisierungsphase auf bestimmte Schaltereignisse des Lastverlaufs in zwei Perioden trainiert wird. Nach einer Startinitialisierung wird das Systemgedächtnis erst nach Ablauf einer bestimmten Analysezeit erneut mit Trainingsmustern aktualisiert. Der Algorithmus zur Analyse ist angelehnt an das "Top-Down-Mental-Verfahren" nach Grey [Grey1997]. Die Erkennung der Muster einzelner Verbraucher entspricht der hybriden Kombinationsstrategie nach Rahman und Fairhurst [Rahmann1998]. Einige Regeln arbeiten sequentiell zur Reduktion vordefinierter möglicher Verbraucherobjekte, andere Regeln arbeiten unabhängig voneinander. Ergebnisse werden mit variablen Gewichtungsfaktoren bewertet. Die generischen Algorithmen dieses Ansatzes wurden aufgrund der Analyse des elektrischen Stromes eines Testhaushalts entwickelt. Die Messung erfolgte mit Hilfe von Stromzangen und ermöglicht somit nur die Berechnung der einer geschätzten Scheinleistung, da die Versorgungsspannung nominal angenommen wurde. In Zeitabständen von 16 s wurde der Effektivwert für alle drei Phasen ermittelt. Damit liegen Informationen über den Stromverlauf jeder einzelnen Phase der Spannungsversorgung vor. Die Stromversorgung des Haushalts wird bei dieser Art der Messung während der Installation der Messtechnik nicht unterbrochen. Die Annahme bzgl. der Spannung spiegelt zwar nicht exakt die Realität wider, erweist sich jedoch im Mittel über die Vielzahl der elektrischen Geräte und Messperioden von mehreren Wochen als hinreichend genau. Der Autor ist überzeugt, dass die entwickelten generischen Regeln auf alle Haushalte angewandt werden können und dabei alle Durchlauferhitzer sowie Gefriergeräte erkennen können. Geplante Verbesserungen beziehen sich auf die Genauigkeit der implementierten Regeln zur Erkennung verschiedener Kombinationen einzelner Geräte sowie saisonaler Komponenten im Bedarfsverhalten. Besondere Annahme der Entwicklung war, dass keine gleichzeitigen Schalthandlungen auftreten. Bei der

Analyse und dem Test des Algorithmus wurden hauptsächlich der Durchlauferhitzer und der Kühlschrank untersucht, da auf diese Geräte ca. 70% des Strombedarfs des durchschnittlichen nordamerikanischen Haushalts entfällt.

Ansatz von J.Powers und B.Margossian

Grundsätzlich verfolgen Powers und Margossian [Margossian1991] einen regelbasierten Ansatz, der als PC-basierter "Heuristic-End-Use-Load-Profiler" (HELP) zuverlässige Lastprofile erzeugt. Der Ansatz generiert charakteristische Verbraucherlastgänge aus der Messung des gesamten Lastgangs unter Zuhilfenahme spezieller Informationen über einzelne Geräte. Dabei berechnet der Algorithmus zusätzlich die von jedem erkannten Gerät umgesetzte Energiemenge. Als Referenz dient eine Gerätedatenbank aus den Beständen der Energieversorger, die solche im Zuge des sog. "Public Utility Regulatory Policies Act" (PURPA [USA]) erstellten. Des Weiteren wurden A-Priori-Studien durchgeführt, um Haushaltsgeräte vieler verschiedener Haushalte über Zeiträume von mehreren Jahren zu erfassen und zu archivieren. Der Algorithmus zur Disaggregation kombiniert Messdaten der Gesamtleistungsaufnahme mit Informationen über die einzelnen Endgeräte. Zusätzlich werden Eigenschaften der tatsächlich benutzten Endgeräte (Anschlussleistungen) sowie das spezielle Nutzerverhalten des Haushalts einbezogen. Dies wird in Form eines Top-Down-Verfahrens sukzessive durchgeführt, wobei zuerst die Schaltereignisse großer Verbraucher detektiert werden. Nach Zuordnung der gefundenen leistungsstarken Verbraucher werden diese zunächst auf Konsistenz geprüft (Lastgang validieren) und im Falle einer möglichen Validierung von der Last abgezogen. Aus der reduzierten Last werden dann iterativ die nächsten kleineren Verbraucher detektiert und analysiert, bis alle möglichen Verbrauchertypen gefunden worden sind. Wichtig für die Zuordnung ist nicht nur die Schaltleistung, sondern auch die Einschaltdauer und damit die aufgenommene Energie jedes einzelnen Verbrauchers. Diese Erweiterung löst Überlappungen gleichartiger Verbraucher auf. Zusätzlich wird die Tageszeit zur Entscheidung über das jeweilige Gerät benutzt. Auch diese Größe ist in der Datenbank enthalten. Über die angeschlossene Datenbank kann das System dann mit Hilfe der Zeiten und Leistungen unter Berücksichtigung des jeweiligen Wochentags mögliche Endgeräte auswählen. Die Daten werden jedoch in Zeitabständen von 15 Minuten erfasst und in Energiewerten abgelegt. Der Algorithmus führt regelbasierte Mustererkennungsverfahren für jedes einzelne Zeitintervall aus und ist damit statistischen Auswertungen wie der "Conditional Demand Analyse" überlegen.

Modell von H.Pihala

Im Ansatz von Pihala et al. wurde ein MS-NIALM-Verfahren auf einem Standard PC implementiert. Dieses basiert auf Messungen von Wirk- und Blindleistung eines Mehrquadranten Messgerätes [Pihala1998]. Die Messtechnik erfasst bis zu 12 elektrische Zustandsvariablen pro Phase im Zeitabstand von einer Sekunde. Die Auswertung bezieht neben der relativen Änderung der Blind- und Wirkleistung alle Anfangs- und Endwerte der Leistungsaufnahme jedes Zeitintervalls ein. Die Software des NIALM-Verfahrens arbeitet getrennt vom Messsystem auf einem separaten PC und lässt sich damit sehr einfach modifizieren und anpassen. Die implementierten Algorithmen erkennen sowohl Ein-Aus-Verbraucher als auch solche mit mehr als zwei verschiedenen Zuständen (Endliche Zustandsautomaten) in bestimmten Genauigkeitsgrenzen. Grund-

sätzlich unterscheiden sich das Verfahren und die Art der Messwertgewinnung nur geringfügig von Harts NIALM-System.

Ansatz von Roos (Pretoria)

Auch das NIALM-System von Roos [Roos1994] misst die Blind- und Wirkleistung am Anschlusspunkt der Gebäudeeinspeisung. Der Signalverlauf des Stromes wird mit einer relativ hohen Abtastrate erfasst ($f_{ab} > 3\text{kHz}$), um auch die Verzerrungsblindleistung der Leiterströme zu analysieren. Zu diesem Zweck muss zusätzliche Messtechnik im Haushalt installiert werden. Dies kann nur durch einen Eingriff in die bestehende Elektroinstallation erfolgen. Das Verfahren zur Lasterkennung entspricht einem MS-NALM Verfahren und basiert auf Methoden der optischen Mustererkennung. Die detektierten Sequenzen von Schaltereignissen werden dabei als Muster behandelt. Nach der Filterung der Rausch- und Störanteile aus den detektierten Schalteignissen reduziert sich die Datenmenge durch Elimination redundanter Informationen. Die detektierten Muster durchlaufen dabei ein kaskadiertes neuronales Netz, das die Kandidaten vordefinierten Verbraucherfamilien zuordnet. Dieser mehrstufige Ansatz mit jeweils eigenständig operierenden neuronalen Netzen optimiert den Rechenaufwand sowie die Trainingsperioden. Zusätzlich wurden die Eigenschaften des Eingangsvektors begrenzt. Aufgrund der eingesetzten Struktur des Netzes ("Multilayer Feedforward" Netzwerk mit Backpropagation Lernstrategie) ist bei diesem System stets eine Initialisierungsphase notwendig. In dieser wurde das System auf den jeweiligen Industrieblock oder Haushaltstyp trainiert. Die Auswertung der Verzerrungsblindleistung ermöglicht eine bessere Differenzierung elektronisch geregelter Geräte mit ähnlicher Lastcharakteristik. Die Informationen über die Oberwellen der Stromaufnahme erweitern den Freiheitsgrad der Eingangsvariablen von der P-Q-Ebene auf einen P-Q-D-Raum. Für Analysen industrieller Stromaufnehmer wird diese Methode zukünftig an Bedeutung gewinnen.

Das Modell von L.Norford und S.Leeb (MIT, USA)

Auch Norford et al. [Norford2003] entwickelten, anknüpfend an die Forschungsergebnisse von Hart, Methoden zur Disaggregation des Lastverlaufs, basierend auf der Auswertung zusätzlicher Harmonischer des Stromverlaufs am Einspeisepunkt einer Gebäudeinstallation. Norford beurteilt jedoch den Algorithmus von Hart aufgrund der folgenden drei Schlüsseleigenschaften als begrenzt:

- i. Alle unterschiedlichen Verbraucher besitzen eindeutige Schaltmuster (dP und dQ), dies ist bei Hausinstallationen mit hoher Geräteanzahl nicht gegeben.
- ii. Auswertung nur des stationären Verhaltens bzw. stationärer Schaltzustände einzelner elektrischer Geräte. Damit gehen wichtige Informationen über das Einschaltverhalten verloren. Zudem sind zusätzliche Rechenschritte und Regeln notwendig, um den stationären Schaltzustand spezieller Geräte zu detektieren. Häufig muss eine bestimmte Einschwingzeit abgewartet werden, damit das Ergebnis brauchbar ist. Die Bestimmung der Wartezeit, bis der stationäre Zustand erreicht ist, lässt sich bei einer Vielzahl industrieller Anwendungen nicht einheitlich definieren.
- iii. Eine weitere Einschränkung ist die Vernachlässigung des dynamischen Einschaltverhaltens. Hier gehen der Analyse erhebliche Informationen zur Unterscheidung einzelner elektrischer Verbraucher verloren.

Auch Norford wertet zusätzliche Stromoberwellen zur Differenzierung elektrischer Geräte mit gleicher bzw. ähnlicher Wirkleistungsaufnahme aus. Bei Industrieeinrichtungen mit vielen gleichartigen Verbrauchern liefert diese Ergänzung deutlich bessere Ergebnisse. Dort müssen zudem hohe Schalthäufigkeiten abgearbeitet sowie Leistungsfaktorkorrekturen erkannt werden. Gerade Schaltnetzteile von PCs verursachen einen hohen Grad an Verzerrungsblindleistung. Ähnlich verhalten sich geregelte Antriebe der Industrieautomation. Norford verwendet dazu eine Spektralanalyse (phase locked fourrier transformation) bei einer Abtastrate von 8kHz und höher, um die spektrale Hüllkurve zu berechnen, die auch zeitabhängige Amplituden der einzelnen Harmonischen aufdecken kann. Ebenso wie Roos erweitert auch Norford die Auswertung von Schaltereignissen durch Einbezug der Verzerrungsblindleistung um einen zusätzlichen Freiheitsgrad. Dieser Vorteil kann jedoch nur über kostenintensive Messtechnik erkaufte werden.

Fazit:

Die aufgeführten Ansätze zur Erfassung und Analyse des Lastverlaufs privater Haushalte basieren grundsätzlich auf der Erfassung elektrischer Größen am Anschlusspunkt der Gebäudeinstallation. Einige verwenden speziell entwickelte Hardware zur Messung der elektrischen Größen (Hart, Norford, Roos), andere setzen handelsübliche Stromzangen (Zmeureanu) oder multifunktionale Drehstromzähler (Pihala) ein. Der Grad der Geräteerkennung ist bei dem von der US-Firma Enetics angebotenen System "SPEED" ([Enetics1995] u. [Moore1996]) bereits soweit ausgereift, dass die für den US-amerikanischen Haushalt typischen elektrischen Endverbraucher automatisch erkannt werden können. Auch der MS-NIALM-Ansatz von Zmeureanu, basierend auf Messungen von Stromzangen für jede Phase der Versorgungsspannung und der Annahme einer konstanten Spannung am Anschlusspunkt liefert brauchbare Ergebnisse. Zmeureanu hat dabei nur die Wirkleistungsaufnahme ausgewertet. Sein System muss jedoch zur Erkennung einzelner Verbraucher a-priori auf diese trainiert werden. Die Systeme von Norford und Roos analysieren zusätzlich spektrale Anteile des Stromes und erzielen dadurch bessere Resultate im Vergleich zu den Systemen von Hart und Pihala.

Betrachtet man eine Neu- oder nachträgliche Installation im Haushalt, so ist das System der Firma Enetics speziell auf die Anschlussbedingungen der US-Haushalte konzipiert. Es lässt sich sehr einfach zwischen den elektrischen Hausanschluss ("meter-box") und den konventionellen Zähler stecken [Moore1996]. Die Montagezeit wird mit unter 15 Minuten angegeben. Diese Option besteht für bundesdeutsche Haushalte in der Form bisher nicht. Die Anschlussbedingungen im Zählerkasten lassen keine Um- oder Nachrüstung per Steckmontage zu. Hier sind wesentlich höhere Installationsaufwendungen erforderlich (siehe Kapitel 3). Auch die Anschaffungskosten von ca. 1000 US\$ allein für die zu installierende Messbox disqualifizieren das System "SPEED" für einen flächendeckenden stationären Einsatz im Privatkundensegment.

Die oben aufgeführten NIALM Systeme sind jeweils für temporäre Lastüberwachungen konzipiert. Eine kontinuierliche Informationsversorgung des Haushalt bzgl. seines Ressourcenbedarfs ist jedoch nur über ein Online-Monitoring-System zu erreichen. Im nächsten Kapitel folgt deshalb eine Untersuchung der speziellen Anforderungen an Systeme zur Lastüberwachung im Hinblick auf den flächendeckenden kontinuierlichen Einsatz im privaten Haushalt. Es werden konkrete Anforderungen an ein stationäres Energie-Monitoring-System untersucht mit dem Ziel, bei minimalem zusätzlichem Hardwareaufwand den optimalen Informationsgehalt bzgl. der Stromaufnahme des Haushalts zu ermöglichen.

3 Anforderungen an ein stationäres Energie-Monitoring-System im privaten Haushalt

Bisher hat sich keines der in Kapitel 2 vorgestellten Systeme für den stationären Einsatz im Privatkundensegment etabliert. Dies liegt einerseits an den verhältnismäßig niedrigen Stromkosten und andererseits an den hohen Kosten für die Mess- und Informationstechnik zur Auswertung, Übertragung und Visualisierung. Bereits entwickelte NIALM-Systeme oder spezielle Messtechnik zur Netzanalyse sind häufig für industrielle Einsätze konzipiert. Der Versorgungsnetzbetreiber setzt diese Werkzeuge oftmals temporär ein, um Regressansprüche der Kunden durch gezielte Analysen aufzuklären. Dies bedeutet, dass die Technik nur für einen kurzen Zeitraum beim Kunden installiert wird. Dieser erhält anschließend die Ergebnisse der Untersuchung vom Netzbetreiber oder einem dritten Dienstleister. Die Aufzeichnungen umfassen i.d.R. nur einen sehr kurzen Zeitausschnitt (1 - 2 Wochen) des laufenden Abrechnungsjahres und wirken deshalb in ähnlicher Weise wie die jährliche Endabrechnung in schriftlicher Form. Das Ziel, Energie durch Änderung des Bedarfsverhaltens einzusparen, ist wie bereits erwähnt, nur mit Hilfe einer kontinuierlichen zeitnahen Kopplung von Informationen und Strombezug möglich. Nur dann kann ein Mensch eine Verbindung zwischen Energiebezug und verhaltensbedingter Ursache herstellen und diese kontrollieren. Eine effektive Visualisierung muss daher zeitnah und möglichst an häufig frequentierten Stellen des Haushalts erfolgen. Folglich stellt sich die Frage, warum die verfügbare Mess- und Analysetechnik nicht einfach stationär im Haushalt installiert wird. Es müsste doch "nur" noch eine Verbindung zu einem "geeigneten" Anzeigemedium hergestellt werden, das Energie-Monitoring-System wäre damit installiert. Offensichtlich verhindern die Kosten für die Messtechnik einen flächendeckenden stationären Einsatz. Mit Hilfe einer Wirtschaftlichkeitsuntersuchung müssen zunächst die vertretbaren Investitionskosten für die gesamte Systemtechnik untersucht sowie eine Kosten-Nutzenabschätzung durchgeführt werden. Nach Festlegung des finanziellen Rahmens können weitere Restriktionskriterien und Anforderungen berücksichtigt werden. Gerade diese Aufgabe gestaltet sich aus dem Blickwinkel eines Ingenieurs sehr schwierig. Ziel dieses Kapitels ist es, konkrete Anforderungen und Hürden an ein stationäres Energie-Monitoring-System aus Sicht der Versorgungsnetzbetreiber sowie der privaten Haushalte zu erarbeiten.

3.1 Eigenschaften eines optimalen Energie-Monitoring-System

Als Ausgangspunkt kann man zunächst eine Liste von Eigenschaften eines für alle Interessengruppen optimalen Systems aufstellen und diese anschließend hinsichtlich verschiedener Restriktionen der jeweiligen Nutzergruppen prüfen.

Ein optimales stationäres Energie-Monitoring-System für den privaten Haushalt besitzt folgende Eigenschaften:

- Das Messsystem erfasst alle Spannungen und Ströme mit hinreichender Genauigkeit, so dass selbst Oberwellen des Stromverlaufs berechnet werden können,
- zu diesem Zweck ist nur ein Sensoren bzw. Messgerät an einer Stelle der Hausinstallation installiert.
- Der Installationsaufwand sowie der Eingriff in die Privatsphäre des Haushalts sind minimal.

- Das System arbeitet autonom.
- Es ist ohne Modifikation (Austausch einer Komponente) erweiterbar zu einem vernetzten System mehrerer Haushalte mit übergeordneter Informationsstruktur.
- Das gesamte Monitoring-System ist energieneutral oder besitzt zumindest einen sehr geringen Eigenenergiebedarf.
- Die verfügbaren Daten sind stets aktuell, Zeitdifferenzen zwischen Messung, Auswertung und Anzeige der Daten sind kleiner als z.B. eine Minute.
- Zur Visualisierung der Daten und Verläufe kann der Bediener zwischen verschiedenen Visualisierungsmedien wählen.
- Die Ergebnisse sind auch über einen Remote-Dienst verfügbar (Internetportal, Mobiltelefon).
- Das Analysesystem ist in der Lage, den Energiebedarf des Haushalts auf alle einzelnen erkennbaren elektrischen Verbraucher des Haushalts zu verteilen.
- Es verfügt über intelligente Strukturen mit selbständiger Erkennung relevanter Änderungen, so dass Parameter adaptiv nachgeführt und Störungen selbständig erkannt werden können.

Aus der Sicht des Haushalts ist es optimal, wenn der Versorgungsnetzbetreiber das Energie-Monitoring-System als kostenlosen Service anbietet, betreibt, sämtliche Komponenten installiert und diese dem Haushalt kostengünstig zur Nutzung überlässt. Im nächsten Abschnitt wird deshalb die Motivation des Versorgers an einer solchen Dienstleistung untersucht.

3.2 Motivation der Versorgungsnetzbetreiber

Die regionalen Versorgungsnetzbetreiber sind seit über 100 Jahren mit der Abrechnung des Energiebezugs der angeschlossenen Kunden betraut. Die in den Haushalten installierten Zähler sind in der Regel Eigentum der Versorger und werden über einen monatlichen Aufschlag zu den Energiekosten finanziert. Um ein Energie-Monitoring-System mit optimalen Eigenschaften nach 3.1 flächendeckend in privaten Haushalten zu installieren, müsste der in über 99% (vgl. Tabelle 3.2) der Haushalte eingesetzte Ferrariszähler (siehe Tabelle 3.2) durch elektronische Zähler oder spezielle Messtechnik substituiert werden. Hierbei stellt sich jedoch die Frage nach dem Verhältnis von Kosten zu Nutzen der damit verbundenen Investition aus der Sicht des Versorgers. Schätzt man die Anschaffungskosten eines Ferrariszählers für den Netzbetreiber auf ca. 30 Euro, stellt sich die Frage, ob und nach welcher Zeit sich eine mindestens 10- bis maximal 30-fach kostenintensivere Investition in wesentlich leistungsfähigere Zählertechnik rentiert. Zur Beantwortung dieser Frage werden zunächst die Potenziale eines Energie-Monitoring Systems aus Sicht des Energieversorgers untersucht.

Tabelle 3.1: Tabelle: Vor- und Nachteile des Energie-Monitoring-Systems aus Sicht der Energieversorger

Vorteile	Nachteile
Korrekte Fernabrechnung von Bedarfsdaten über jeden beliebigen Zeitraum und zu jeder beliebigen Zeit möglich	Zusätzliche Infrastruktur zur Anbindung der Mess- u. Kommunikationstechnik zur Fernabfrage des Zählers notwendig
Detaillierte Lastprofile in beliebiger Zeitauflösung (bis zu einer Sekunde)	Hohe Bindung von Investitionskapital (mindestens Faktor 10 gegenüber bisheriger Zählertechnik)
Analyse des Haushalts auf "netzunfreundliche" elektrische Verbraucher	Höhere Fehleranfälligkeit der komplexeren Mess- und Informationstechnik
Überwachung eines Haushalts mit Hilfe des Lastverlaufs	Zusätzlicher personeller und technischer Aufwand für die Archivierung, Verwaltung und Analyse der Lastdaten und Lastprofile
Bindung von Privatkunden durch zusätzliche Dienstleistungen	Kommunikationskosten für die Übertragung der Daten und den Aufwand zur Betreuung der IT-Infrastruktur

3.2.1 Notwendigkeit für diesen Dienst (Kundenbindung)

Die Novellierung des Energiewirtschaftsgesetzes vom 24.04.1998 motivierte die Energieversorger, über Werkzeuge zur Bindung der eigenen sowie zur Gewinnung neuer Stromkunden aus dem Bestand konkurrierender Unternehmen nachzudenken. Unter dem Begriff "Energienahe Mehrwertdienste" wurden nicht nur Zusatzdienstleistungen rund um das Kerngeschäft der Energieversorgung eruiert, sondern auch die Erschließung neuer Geschäftsfelder und Wertschöpfungsketten in Verbindung zu solchen Mehrwertdiensten untersucht. Unter diesen Werkzeugen zur Kundenbindung ist auch das Energie-Monitoring zu finden. Der Anschluss jedes einzelnen Haushalts an das elektrische Versorgungsnetz beinhaltet den exklusiven Kontakt zum gesamten Verbrauchermarkt. Der Energieversorger kann als Makler zwischen Haushalt und dritten Dienstleistern agieren und über seine Zusatzinformationen aus kundenspezifischen Lastprofilen neue Dienstleistungskanäle akquirieren und bedienen. In Italien hat z.B. der Energieversorger Enel [Enel2003] massiv in seine Netzinfrastruktur investiert und ca. 27 Millionen private Haushalte mit elektronischen Zählern ausgestattet. Mit Hilfe dieser Zähler kann die Enel nicht nur sämtliche Zählerstände automatisch einlesen, sondern auch einzelne Kunden über Rundsteuersignale direkt vom Netz trennen. Damit gewinnt die Möglichkeit, auf den Strombezug privater Haushalte zu reagieren eine neue Qualität. Auch die deutschen Energieversorger werden mittelfristig in ihre Zählertechnik investieren und die installierten Ferrarisähler durch fernauslesbare elektronische Zähler substituieren. Zukünftige Energieversorgungsstrukturen erfordern aber auch neue Konzepte zur Einbindung dezentraler Energiequellen (Mikroturbinen, Photovoltaik, Windenergieanlagen, BHKW, abschaltbare Verbraucherlasten etc.) sowie eine Technikplattform zur Umsetzung neuer Tarifmodelle für Privatkunden. In diesem Zusammenhang ist es hilfreich, detaillierte aktuelle Lastprofile der Privatkunden zu besitzen.

Nach Inkrafttreten des Energiewirtschaftsgesetzes erreichten die diskutierten Kundenbindungswerkzeuge jedoch nicht ihre a-priori zugewiesene Bedeutung. Die Wechselbereitschaft der Privatkunden war sehr gering. Untersuchungen ergaben, dass im Gegensatz zu den Auswirkungen nach der Öffnung des Telekommunikationsmarktes nicht einmal 4% der Privatkunden ihren Energieversorger wechselten (vgl. [Beutin2001] und [VDEW-EJ2002]). Diese Tatsache gründet auf einem tiefen Vertrauen, welches die Privatkunden ihrem Energieversorger entgegenbringen.

“Für die geringe Wechselbereitschaft der Kleinkunden gibt es auch psychologische Erklärungen. Eine Studie des Marktforschungsinstituts »ifm« »Wirkungen + Strategien«, Köln, hat die grundlegenden Widerstände bei den Haushalten in einem tief verwurzelten Vertrauens-, Schutz- und Abhängigkeitsverhältnis des Kunden gegenüber seinem Versorger ausgemacht. Stromversorgung ist eine Selbstverständlichkeit, die vom Kunden nicht hinterfragt werden will. Mögliche Sparpotenziale eines Versorgerwechsels, die man als mündiger Kunde gern realisieren möchte, werden durch Unsicherheitsmomente überlagert, die unter anderem aus Zweifeln an der Zuverlässigkeit der neuen Anbieter herrühren.” ([VDEW-EJ2002])

Seit Ende des Jahres 2001 ist deshalb auf der Seite des Versorgungsnetzbetreibers kein fortwährendes Interesse an energienahen Mehrwertdiensten zur Bindung der Privatkunden zu erkennen. Damit wurde auch die Motivation, kostenintensive Messtechnik im Haushalt zu installieren, zunächst eingefroren.

Die Energieversorger wechseln, aufgrund der begrenzten Eichgültigkeit, elektrische Wirkleistungszähler in fest definierten Zeitabständen aus. Für den Austausch und Anschluss eines Stromzählers kalkulieren sie dabei ca. eine Arbeitsstunde ein [PESAG2003]. Die Anfahrtkosten sind hierin bereits enthalten. Selbst wenn der Versorger alle installierten Ferrariszähler gegen fernauslesbare elektronische Zähler austauschen würde, muss er zudem noch die so genannte “letzte Meile” vom Zähler des Kunden informationstechnisch überbrücken.

3.2.2 Auslesung der Zähler

Das jährliche Ablesen der Energiezähler wird häufig vom Kunden selbst durchgeführt. Dieser sendet z.B. einmal pro Jahr seinen aktuellen Zählerstand per Postkarte an seinen Energieversorger. Monatliche Abschlagszahlungen basieren häufig auf Schätzungen oder Bedarfsdaten der Vorjahre. Bei gravierenden Abweichungen kontrolliert der Versorger den Zählerstand stichprobenartig vor Ort. Einige Energieversorger beauftragen dazu kostengünstige Hilfskräfte, die zu bestimmten Tageszeiten (z.B. 17:00 bis 19:00 Uhr) komplette Siedlungen auf einmal manuell auslesen. Die Umstellung auf eine automatisierte Fernauslesung erfordert neben der Installation eines anderen Zählertyps, zusätzliche IT-Strukturen zur Datenübertragung vom Hausanschluss zum IT-System des Versorgers. Für diese Aufgabe suchen die Netzbetreiber seit vielen Jahren eine optimale Lösung. Es sind bereits verschiedene proprietäre Funksysteme wie z.B. das System “Assisto” der Firma TECHEM [Techem2000] zur Ablesung von Bedarfszählern für Strom, Wasser und Wärme verfügbar. Diese sind zur Übertragung von Zählerständen für sehr geringere Datenmengen ausgelegt und verfügen deshalb über sehr begrenzte Nutzbandsbreiten. Zur Auslesung fahren Mitarbeiter des Dienstleisters ganze Siedlungen per Kfz ab und lesen die betreffenden Zähler dabei automatisch per Funk aus. Die eingelesenen Bedarfsdaten eignen sich aufgrund der zeitlichen Auflösung nur für Abrechnungszwecke.

Eine weitere Möglichkeit, den Strombedarf der Privatkunden automatisiert zu erfassen, kann beispielsweise mit Hilfe von Rundsteuersignalen über die Versorgungsleitung erfolgen. Auch hier sind die Bandbreiten der verfügbaren Frequenzbänder (A, B, C und D-Band, CENLEC-Norm 50 065) begrenzt [Dostert2000]. Höhere Übertragungsraten sind nur über die freien Kanäle mit bis zu 30 MHz Trägerfrequenz möglich. Im Jahr 2000 versuchten einige deutsche Energiekonzerne über Tochterunternehmen, private Haushalte über die Stromleitung mit breitbandigen Internetdiensten zu versorgen (vgl. Oneline von E.ON, eHome von RWE sowie Tesion von EnBW). Die Systeme scheiterten häufig an der Einhaltung der zulässigen Grenzwerte der Störabstrahlung, die über die Nutzungsbestimmung 30 (NB30) der Regulierungsbehörde für Telekommunikation und Post [RegTP2000] festgelegt sind.

Wesentlich einfacher lassen sich die Zählerstände über das Mobilfunknetz abfragen. Einige Zählerhersteller bieten bereits leistungsfähige Multifunktionszähler mit integrierter Mobilfunkeinheit an. Technische Lösungen, um die letzte Meile zum Kunden zu überbrücken, sind bereits zu Genüge vorhanden. Entscheidend ist einzig und allein der kalkulierte Nutzen des Energieversorgers an hoch aufgelösten Bedarfsdaten privater Haushalte. Aufgrund der hohen Anzahl privater Haushalte muss gerade hier der Ertrag einer Investitionen deutlich grösser null sein. Für den zukünftigen elektronischen Haushaltszähler (eHZ) ist bereits ein Lastenheft erarbeitet [eHZ2003] worden. Weitere Angaben zu diesem Zähler sind in Kapitel 4 sowie im Anhang A.2.6 zu finden. Bisher rechtfertigt der Nutzen eines Energie-Monitoring-Systems mit der geforderten Auflösung von einer Sekunde nicht die erforderlichen Investitionen in die Zählertechnik und notwendige IT-Infrastruktur zur Fernauslesung und Übertragung der Daten.

3.2.3 Ist-Zustand Zählertechnik privater Haushalte in Deutschland

In der Bundesrepublik Deutschland gibt es ca. 40 Millionen private Haushalte. Tabelle 3.2 gibt eine Übersicht über die in den Haushalten installierte Zählertechnik.

Tabelle 3.2: Installierte Zählertechnik in deutschen Haushalten [VDEW1995]

Wechselstromzähler mechanisch	13.506.716
Wechselstromzähler elektronisch	516.592
Summe Wechselstromzähler	14.023.308
Drehstromzähler mechanisch	30.319.968
Drehstromzähler elektronisch, teilelektronisch	36.076
Summe Drehstromzähler	30.356.044
Summe Zähler gesamt	44.379.352

Nach Angaben der Zählerhersteller werden jährlich ca. 1 Millionen Stromzähler durch neue ausgetauscht [EMH2003]. Mit dieser Abschätzung dauert es demnach ca. 40 Jahre bis alle momentan installierten Zähler substituiert sind. Selbst wenn dabei vom heutigen Tag an alle Ferrariszähler durch elektronische ersetzt werden, bedeutet dies, dass in 20 Jahren noch ca. 20 Millionen Ferrariszähler in den Haushalten zur Abrechnung der Strombezüge genutzt werden. Der analoge Drehstromzähler glänzt durch seinen niedrigen Anschaffungspreis sowie der langen Eichgültigkeit von 16 Jahren gegenüber den elektronischen Zählern mit nur 8 Jahren.

3.2.4 Eichgesetz, Eichgültigkeit und Stichprobenverfahren

Alle Drehstromzähler, die zur Abrechnung eingesetzt werden, müssen nach dem Eichgesetz spezielle Eichprüfungen der Physikalisch Technischen Bundesanstalt in Braunschweig (PTB) bestehen. Nach erfolgreicher Eichprüfung besitzt ein Zähler eine zeitlich befristete Eichgültigkeit. Gemäß der Eichordnung Teil 4, §12, zuletzt geändert durch die Dritte Verordnung zur Änderung der Eichordnung vom 18. August 2000, gelten derzeit die in Tabelle 3.3 aufgelisteten Perioden.

Messwandler für indirekte Messungen sind unbefristet eichgültig. Für Zähler, die vor dem 3. Oktober 1990 auf dem Gebiet der neuen Bundesländer geeicht worden sind, beträgt die Eichgültigkeit nach dem Einigungsvertrag für Einphasenwechselstromzähler mit direktem Anschluss 20 Jahre und für Drehstromzähler mit direktem Anschluss 16 Jahre.

Tabelle 3.3: Eichgültigkeit verschiedener Stromzählertypen

Zählertyp	Eichgültigkeit (erste Periode)
Direktmessende Einphasen- und Mehrphasen-Wechselstromzähler mit Induktionsmesswerk einschließlich Doppeltarifzähler	16 Jahre
Einphasen- und Mehrphasen-Wechselstromzähler mit Induktionsmesswerk als Messwandlerzähler	12 Jahre
Einphasen- und Mehrphasen-Wechselstromzähler mit elektronischem Messwerk für direkten Anschluss und Anschluss an Messwandler	8 Jahre

Wird die Messrichtigkeit des Zählers vor Ablauf der Eichgültigkeit nach einem festgelegten Stichprobenverfahren durch Prüfung nachgewiesen, verlängert sich die Eichgültigkeit des eingebauten Zählers um weitere 5 Jahre (Stichprobenverfahren [PTB2000]). Hierbei wird nur eine sehr geringe Anzahl von Zählern einer Baureihe erneut einer Eichprüfung unterzogen. Das Stichprobenverfahren ist eine sehr kostengünstige Methode zur Verlängerung der Eichgültigkeit von Stromzählern.

Ab dem 01.01.2003 trat ein neues Eichgesetz in Kraft, durch das der Eichgültigkeitsvorteil des Ferrariszählers gegenüber dem elektronischen Zähler etwas verringert wurde. Elektronische Stromzähler besitzen eine Eichgültigkeit von nur 8 Jahren. Für diesen Zählertyp war bis Ende des Jahres 2002 keine Verlängerung der Eichgültigkeit über ein Stichprobenverfahren möglich. Seit dem 01.01.2003 kann auch für elektronische Stromzähler das Stichprobenverfahren zur Verlängerung der Eichgültigkeit um fünf Jahre eingesetzt werden. Diese Novellierung verringerte den Vorteil der längeren Einsatzdauer des Ferrariszählers nur geringfügig. Da die elektronischen Zähler bei gleichem Installationsaufwand deutlich kostenintensiver sind, genießt der Ferrariszähler noch mindestens die nächsten fünf bis zehn Jahre die Gunst des Versorgungsnetzbetreibers. Zählerhersteller und Energieversorger haben jedoch bereits ein Lastenheft für den zukünftigen kostengünstigen elektronischen Haushaltszähler entworfen. Dieser soll den Ferrariszähler ersetzen. Es liegt bereits ein veröffentlichter Entwurf des VDN-Lastenheftes "Elektronische Haushaltszähler" des VDEW [EHZ2003] vor. Die Eckpunkte des Pflichtenheftes für den eHZ (siehe Anhang A.2.6) zeigen deutlich, dass auch dieser Zähler im Wesentlichen für Abrechnungs-

zwecke konzipiert ist. Detaillierte Lastverläufe im Zeitraster von 1s lassen sich über die festgelegte Auflösung der Daten und die konzipierten Schnittstellen nicht aufzeichnen.

3.2.5 Einfluss des EMV-Gesetz

Das EMV-Gesetz vom 18.09.1998 behandelt in §2 die Verantwortlichkeit bezüglich der Herstellung und Installation elektrischer Geräte und Anlagen [EMVG1998].

Im Sinne des EMV Gesetzes

- ist Hersteller diejenige natürliche oder juristische Person oder rechtsfähige Personengesellschaft, die für den Entwurf oder die Fertigung eines der Richtlinie 89/336/EWG, unterliegenden Gerätes verantwortlich ist oder die sich durch das Anbringen ihres Namens, ihrer Marke oder eines anderen unterscheidungskräftigen Kennzeichens als Hersteller ausgibt; **Hersteller ist auch**, wer aus bereits gefertigten Endprodukten ein neues Gerät herstellt oder **wer ein Gerät verändert, umbaut oder anpasst**;
- sind Geräte alle elektrischen und elektronischen Apparate, Systeme, Anlagen und Netze, die elektrische oder elektronische Bauteile enthalten; insbesondere sind hierunter die in Anlage I genannten Geräte zu verstehen;

Aus dem Gesetz geht hervor, dass bei nachträglichem Eingriff oder einer nachträglichen Änderung einer Anlage die Verantwortlichkeit und Haftung für Fehler dieser Anlage auf die eingreifende Person übergeht. Bei der Umrüstung eines Zählers übernimmt somit der Installateur, der den Zähler austauscht, u.U. die Verantwortung und Gewährleistung für die gesamte Anlage, da dieser durch das Ändern der Hausinstallation gemäß EMV-Gesetz als Hersteller betrachtet wird. Bei einem Neubau oder der Neuinstallation einer elektrischen Anlage installiert in der Regel zuerst der Energieversorger oder eine autorisierter Fachkraft einen Zähler und ist damit nach den anschließenden Installationsarbeiten des Elektroinstallateurs nicht Hersteller der "Anlage" (Hausinstallation). Bei einem Wechsel des Energiezählers ändert sich diese Situation juristisch zum Nachteil des Stromversorgers. Um die Kosten und das einhergehende Risiko zu minimieren, wird ein Eingriff in die Installation des Kunden nur in unvermeidbaren Fällen, wenn der Zähler zwingend gewechselt werden muss, durchgeführt.

Fazit zur Motivation der Versorgungsnetzbetreiber

Aufgrund der geringen Wechselbereitschaft der Privatkunden besteht aus Sicht des Energieversorgers keine Notwendigkeit, energienahe Mehrwertdienste zur Kundenbindung anzubieten. In Folge dessen haben die Versorgungsnetzbetreiber momentan kein Interesse, die flächendeckend installierten Ferrarisähler durch fernauslesbare elektronische Zähler zu ersetzen.

Aufgrund des aktuellen Zählerbestandes und ihrer Vorteile bzgl. der Eichgültigkeit werden auch in unmittelbarer Zukunft Ferrarisähler zur Abrechnung des Energiebezugs eingesetzt, so dass der flächendeckende Einsatz des elektronische Haushaltszähler (eHZ) erst in fünf bis zehn Jahren zu erwarten ist. Aber auch dieser Zähler ist mit seiner groben Quantisierung der Ausgangsdaten nur begrenzt für eine Geräteerkennung geeignet. Die begrenzte Auflösung der Ausgangsdaten ist durch die Kompatibilität zu existierenden Fernwirksystemen mit S0-Impulsschnittstelle begründet. Diese Tatsache unterstreicht die Intention des Versorgers, Bedarfsdaten primär zur Abrechnung einzulesen oder gemittelte Leistungswerte mit einer Zeitauflösung von 5 bis 15 Minuten als Datenquelle für Lastmanagementsysteme bereitzustellen.

Für dritte Dienstleistungsunternehmen sind die aufgeführten Dienste deutlich schwieriger zu erschließen. Im Gegensatz zu den Versorgungsnetzbetreibern, die über die jahrzehntelange “zuverlässige” Stromversorgung und den “vermieteten” Zähler bereits den “Fuß in der Tür des Kunden” haben, müssten diese zum Einen das Vertrauen der Kunden gewinnen und, zusätzlich zum vorhandenen Ferrariszähler, Mess- und Kommunikationstechnik in den Zählerkasten des Kunden installieren. Dabei ist das Platzangebot in Zählerkästen älterer Hausinstallationen häufig sehr begrenzt, so dass eine nachträgliche Erweiterung zwangsläufig zu kostenintensiven Eingriffen führt. Der Installationsaufwand sowie das Risiko, in die bestehende Anlage einzugreifen und diese zu beschädigen, sind hier deutlich größer als der abschätzbare Nutzen, so dass die Motivation für ein stationäres Online-Energie-Monitoring-System allein beim Haushaltskunden angesiedelt ist.

3.3 Motivation aus Sicht der Haushalte

Welchen Anforderungen muss ein Energie-Monitoring-System genügen, damit der private Haushalt es nicht nur akzeptiert, sondern aus eigener Initiative in diese Technik investiert, sie installiert, wartet und nutzt.

Um einen hohen Grad an Akzeptanz und Verbreitung zu erreichen, muss ein solches System aus der Sicht des Haushalts, neben den in Kapitel 2.3 aufgeführten Anforderungen, zusätzlich

- kostengünstig,
- möglichst einfach und ohne zusätzliches Fachpersonal installierbar (plug&play),
- im häufig frequentierten Aufenthaltsbereich des Bewohners präsent,
- einfach zu bedienen,
- ergonomisch gestaltet (vgl. [Mohs2001]),
- die Privatsphäre des Haushalts nur geringfügig berühren,
- robust gegenüber Störungen (kein Datenverlust bei Stromausfall),
- auf offenen Standards und Schnittstellen basierend,
- stetig verfügbar,
- stets aktuelle Informationen bereitstellen sowie
- sicher vor unberechtigten Zugriffen sein.

Als wichtigste Potenziale eines Energie-Monitoring-Systems für den Haushalt lassen sich

- die Transparenz im Energiebedarf (Informationen über den konkreten Bedarf an Energie pro Zeiteinheit des Tages),
- die Bedarfskontrolle einzelner elektrischer Verbraucher (Einzelkostennachweis),
- sowie die Ferndiagnose und Fernüberwachung (Remote-Control) des Haushalts,

identifizieren (vgl. Anhang A.1).

Bevor über einzelne technische Details diskutiert wird, lässt sich durch die Abschätzung möglicher Energieeinsparungen, der finanzielle Rahmen des Systems begrenzen. Neben den reinen Kosten spielen aber auch Faktoren wie z.B. die Integrationsfähigkeit in Bezug auf bereits instal-

lierte technische Systeme eine entscheidende Rolle. Da beim Energie-Monitoring personenbezogene Daten verarbeitet werden, müssen streng genommen auch rechtliche Randbedingungen geprüft werden. Diese werden aufgrund der Begrenzung dieser Arbeit nicht weiter verfolgt. Es wird an dieser Stelle jedoch darauf hingewiesen, dass es sich bei den Bedarfsdaten in der angestrebten Zeitauflösung um Personen bezogene Daten handelt, die nach dem Bundesdatenschutzgesetz besonders zu behandeln (schützen) sind.

Aus den Untersuchungen dieses Unterkapitels werden klare Vorgaben für die Auswahl technischer Komponenten erarbeitet. Zunächst wird das Kosten-Nutzen-Verhältnis des Systems untersucht.

3.3.1 Einsparpotenzial kontra Systemkosten

In der Bundesrepublik Deutschland werden jährlich ca. 473 Milliarden kWh elektrische Energie umgesetzt (vgl. [VDEW2001]). Davon entfallen ca. 28% auf die privaten Haushalte. Von den ca. 38,5 Millionen deutschen Haushalten [Destatis2002] setzt jeder einzelne Haushalt im Durchschnitt 3440kWh pro Jahr um. Setzt man einen mittleren Stromtarif von 0,15 Euro pro kWh an, berechnen sich die mittleren jährlichen Stromkosten mit 516 Euro pro Haushalt.

Für die weiteren Betrachtungen wird unterstellt, dass der Nettoeinspareffekt, bedingt durch die Änderung des Bedarfsverhaltens aus den Informationen des Energie-Monitoring-Systems, nicht größer als 10% des Gesamtbedarfs elektrischer Energie ist. Mit Hilfe der Kapitalwertmethode [Walther2002] kann in Abhängigkeit von Zinssatz und Laufzeit ein äquivalenter Kapitalwert über

$$K_n = A \cdot q \cdot \frac{1 - q^n}{1 - q}, \quad (3.1)$$

für die Investition in das Monitoring-System bestimmt werden. Dabei ist

K_n := Kapitalwert nach n Jahren

A := konstanter jährlicher Sparbetrag (Einsparbetrag)

q := 1 + Zinssatz/100%

und

n := Betrachtungszeitraum in Jahren.

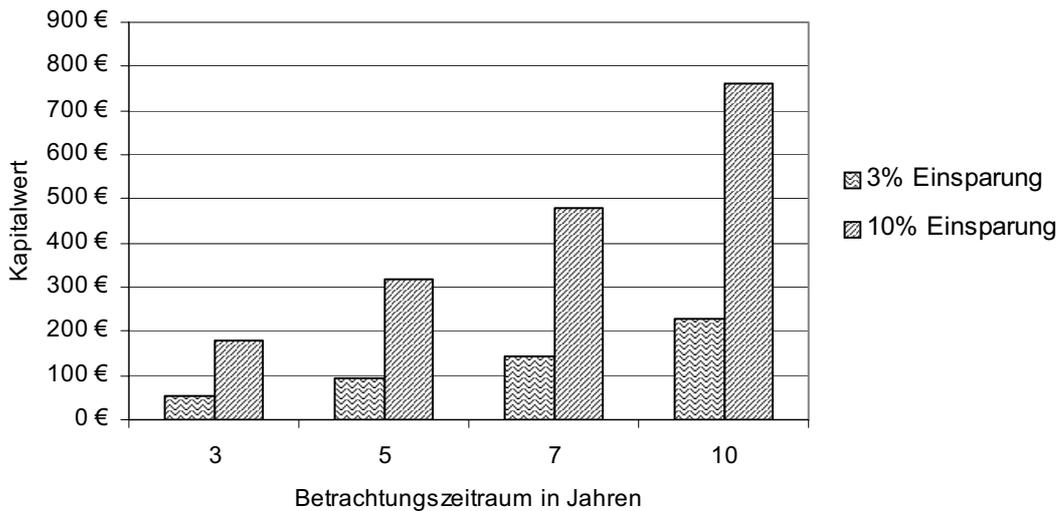


Bild 3.1: Kapitalwert in Abhängigkeit der Laufzeit bei einem festen Zinssatz von 7%

Bei optimal umgesetzten Einspareffekten (10% des Gesamtbedarfs) beträgt der Kapitalwert bei einem konstanten Zinssatz von 7% nach 10 Jahren weniger als 800 Euro.

Für die Motivation eines Haushalts ist ein Amortisationszeitraum von 10 Jahren deutlich zu lang. Hier erscheint ein Betrachtungszeitraum von drei bis maximal fünf Jahren als realistisch. Die Kostengrenze für das gesamte Energie-Monitoring-System liegt damit nach Bild 3.1 bei höchstens 300 Euro. Bei diesen Betrachtungen ist bisher nicht berücksichtigt, dass die eingesetzte Systemtechnik zusätzlich elektrische Energie für den Eigenbetrieb benötigt. Um die Leistungsaufnahme der Erfassungseinheit, die den ganzen Tag aktiv sein muss, in Relation zur möglichen Einsparung zu stellen, wird der mittlere Energiebedarf des durchschnittlichen Haushalts auf eine konstante Dauerleistung

$$\bar{P}_{24h} = \Delta E_{1\text{Jahr}} \cdot \frac{1}{T_p} = \frac{3440}{8,76} \text{ W} \approx 393 \text{ W} \quad (3.2)$$

umgerechnet, wobei $\Delta E_{1\text{Jahr}}$ in der Einheit kWh eingegeben und

$$T_p = \frac{365 \cdot 24 \cdot 3600\text{s}}{1000 \cdot 3600} = 8,76 \text{ s} \quad (3.3)$$

die Umrechnung auf ein Watt skaliert.

Bei einem Einspareffekt von 10% reduziert sich die Dauerlast \bar{P}_{24h} um ca. 39 W. Mit Hilfe dieser Betrachtung können z.B. die Auswirkungen von Stand-By-Verbrauchern im Haushalt bewertet werden.

Der Kapitalwert der Investition in ein Energie-Monitoring-System muss somit um die Kosten für die Eigenenergieaufnahme reduziert werden zu

$$K_J^* = \begin{cases} \left[1 - \frac{\bar{P}_{EMO}}{\eta_E \bar{P}_{24h}} \right] \cdot K_J & \text{für } \frac{\bar{P}_{EMO}}{\eta_E \bar{P}_{24h}} < 1 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.4)$$

Dabei bezeichnet η_E die relative Einsparung bezogen auf die umgerechnete Jahresdauerleistung des Haushalts, \bar{P}_{EMO} die mittlere Wirkleistungsaufnahme des Monitoring-Systems im Dauerbe-

trieb. Die Kosten K_j beinhalten sowohl die Anschaffungs- als auch die Betriebskosten. Der Eigenenergiebedarf der Systemtechnik zur Erfassung, Übertragung und Anzeige der Ergebnisse muss deshalb möglichst gering gehalten werden.

3.4 Zusammenfassung der Anforderungen

Da die Energieversorger aus den oben genannten Gründen kein unmittelbares wirtschaftliches Interesse an einem Energie-Monitoring-System haben, ist die Motivation zur Investition auf der Seite des Haushalts zu suchen. Aus finanzieller Sicht sind die Kosten für die zusätzliche Technik durch die geschätzten Einsparungen und den veranschlagten Amortisationszeitraum von max. 3 Jahren auf ca. 150 Euro begrenzt. Des Weiteren sind technische Komponenten gesucht, die einfach installierbar sind und möglichst auf vorhandenen Messgeräten aufzusetzen oder nur geringe Eingriffe in die bestehende Elektroinstallation erfordern. Systeme, bei denen zusätzliche Leitungen nachträglich im Haushalt installiert werden müssen, scheitern unmittelbar an der Akzeptanz der Bewohner, den Kosten und dem Eingriff in die Privatsphäre des Haushalts. Die technischen Komponenten des Energie-Monitoring-Systems dürfen darüber hinaus nur einen sehr geringen Eigenenergiebedarf besitzen, um die ökologische und ökonomische Grundlage für diesen Dienst nicht zu unterminieren. Ein geringer Anschaffungspreis sowie die Verwendung offener Schnittstellen sind notwendige Kriterien für eine hohe Marktpenetration. Nur ein breites Spektrum kompatibler Technikkomponenten verschiedener Hersteller garantiert ein langfristig kostengünstiges System.

In Bezug auf die Topologie des Systems erfüllen verschiedene Varianten die technischen Anforderungen. In Anhang A.2 sind Betrachtungen zu verschiedenen Szenarien grundsätzlich unterschiedlicher Topologievarianten aufgeführt und erläutert. Topologie Variante TP2 aus Bild A.3 erfüllt die gestellten Anforderungen aufgrund des geringen Anschaffungspreises am besten. Diese spezifiziert ein Energie-Monitoring-System aus einem nachträglich installierbaren Low-Cost-Sensor zur Erfassung der Leistungsaufnahme sowie der Nutzung des bereits im Haushalt vorhandenen PCs zur Analyse und Visualisierung der Daten unter Einhaltung der abgeschätzten Kostengrenze. Neben ausreichender Rechenleistung verfügt ein PC bereits über mindestens eine Visualisierungskomponente, so dass die Anschaffung dieser Einheit ebenfalls entfällt.

Lässt sich die Erfassungseinheit ohne den Einsatz autorisierter Fachkräfte installieren, kann der Haushalt die neue Technik sogar probeweise nutzen, so dass die Hemmschwelle zur Anschaffung dieser Technik sinkt. Aus den genannten Gründen wird das Energie-Monitoring-System in dieser Form weiter behandelt.

Im folgenden Kapitel werden technische Lösungen für eine kostengünstige Erfassung elektrischer Wirkleistungsverläufe im Haushalt untersucht.

4 Anforderungen an die Messtechnik

Die in deutschen Haushalten installierten Ferrarisähler werden aus den in Kapitel 3 genannten Gründen noch viele Jahre im Haushalten vorzufinden sein. Daher ist es sinnvoll, nachrüstbare Messtechnik für den Ferrarisähler wie z.B. optische Tastköpfe oder Sensoren als Erfassungseinheit der gewählten Systemtopologie zu betrachten. Ein neuer elektronischer Multifunktionszähler bietet zwar zusätzliche Funktionen, scheidet jedoch aufgrund der relativ hohen Anschaffungskosten von ca. 300–600 Euro als Lösung aus. Zudem erfordert der Einbau eines Zählers stets autorisiertes Fachpersonal, so dass die Kosten für den Austausch oder eine Neuinstallation bereits deutlich über der Akzeptanzschwelle der Privatkunden liegen, wenn dieser den Austausch auf eigenen Wunsch vornimmt. Ebenso kostenintensiv ist der Einbau eines zusätzlichen Zählers, für den häufig erst Platz im Zählerkasten geschaffen werden muss.

Der Ferrarisähler wird auch für die nächsten Jahre der Standard zur Erfassung und Abrechnung elektrischer Energie im Privatkundensegment sein und wird deshalb als Basismessgerät für das konzipierte Monitoring-System betrachtet. Es folgt ein kurzer Überblick der wesentlichen Eigenschaften dieses Zählers. Weitere Details zum Ferrarisähler kann der interessierte Leser dem Anhang B.1 oder [Zayer2003] entnehmen.

Nach der Untersuchung prinzipieller Auswirkungen der Mittelwertabtastung auf die Form verschiedener Schaltzustandsänderungen wird ein neuer optischer Sensor zur Erfassung der Wirkleistungsaufnahme an speziellen Ferrarisählern vorgestellt. Mit diesem Sensor lässt sich der Wirkleistungsverlauf eines Haushalts im Zeitraster von einer Sekunde aufnehmen. Anschließend wird ein Algorithmus zur Detektion von Schaltereignissen aus dem Gesamtlastverlauf vorgestellt. Ziel dieses Kapitel ist es, die Qualität der Schaltereignisse basierend auf der Messung der Energie bzw. des Wirkleistungsverlaufs am Ferrarisähler in Bezug auf die Erkennung von Schaltereignissen elektrischer Verbraucher zu untersuchen.

4.1 Datenauflösung und Zählerkonstante

Die Ferrarisähler besitzen eine Farbmarkierung auf der Zählerscheibe, anhand derer die Geschwindigkeit der Scheibe und damit die vom Zähler erfasste elektrische Leistung quantifiziert werden kann. Die Zählerkonstante ist typspezifisch unterschiedlich. Die meisten in der Bundesrepublik eingesetzten Drehstromzähler haben eine Zählerkonstante von 75 U/kWh, 96 U/kWh oder 192 U/kWh. Bei Wechselstromzählern beträgt sie häufig 600 U/kWh. Die Zählerkonstante ist jeweils reziprok proportional zum maximalen zulässigen Betriebsstrom des Drehstromzählers.

Digitale Drehstromzähler verfügen in der Regel über eine Impulsschnittstelle zur Ausgabe der Messdaten. Die Impulsschnittstelle ist nach DIN 43864 [Zayer2003] spezifiziert. Die Impulskonstante ist oftmals frei einstellbar. Aufgrund fest definierter Puls- und Pausenzeiten des Impulssignals ist die Impulsfrequenz nach oben auf 16 Hz begrenzt. Aus technischen Gründen wird die maximale Signalfrequenz der S0-Schnittstelle von den Herstellern noch einmal auf 12 Hz begrenzt.

In der Regel ist eine Hausinstallation durch drei NH-Hauptsicherungen (3x63A) abgesichert. Bei symmetrischer Belastung beträgt die durch die Sicherungen maximal zulässige Scheinleistung eines Haushalts somit

$$S_{\max} = \sqrt{3} U_N I_{\max} = \sqrt{3} \cdot 400 \text{ V} \cdot 63 \text{ A} \approx 43,65 \text{ kVA} . \quad (4.1)$$

Wird ein Leistungsfaktor von eins unterstellt, misst der Drehstromzähler eine Wirkleistung von ca. 43,65 kW. Auch bei diesem Wert darf die einzuhaltende Impulspausenzeiten nicht unterschritten werden. Die Zählerkonstante (Impulskonstante) C_M eines Drehstromzählers gibt die Anzahl der Impulse pro gemessene Kilowattstunde elektrischer Energie an. Für jeden Impuls wird der Energiebetrag

$$\Delta E = \frac{3,6 \cdot 10^6}{C_M} = \int_{t_0}^{t_0 + \Delta t} p(t) dt = \bar{P} \cdot \Delta t \quad (4.2)$$

als zeitliches Integral der Momentanleistung gemessen. Das Ergebnis der Integration in (4.2) ist dem Produkt der mittleren Leistung und der Länge des Zeitintervalls äquivalent. Die Impulse des Zählers liefern nur diskrete Informationen des Leistungsverlaufs. In Abhängigkeit der Zählerkonstante kann aus (4.2) die Quantisierung der Leistungsmessung \bar{P} bestimmt werden. Da die Impulsfrequenz 12 Hz nicht übersteigen darf, liegt die untere Schranke für Δt aus (4.2) bereits bei

$$\Delta t_{Min} = \frac{1}{12 \text{ Hz}} \approx 0,0834 \text{ s} . \quad (4.3)$$

Mit Hilfe der Annahme für P_{max} aus (4.1) berechnet sich die obere Grenze für die Zählerkonstante zu

$$C_M^{max} = \frac{3,6 \cdot 10^6}{\bar{P}_{Max} \cdot \Delta t_{Min}} \approx 989 \frac{\text{Imp}}{\text{kWh}} \quad (4.4)$$

Berücksichtigt man den Sicherheitszuschlag der verminderten Impulsfrequenz und die Annahme eines Leistungsfaktors kleiner eins, lässt sich feststellen, dass für einen durchschnittlichen Haushalt die Impulskonstante eines Energiezählers mit S0-Impulsschnittstelle 1000 Impulse pro kWh nicht übersteigen darf. Die hohe Anschlussleistung des Haushalts begrenzt somit die Quantisierung der Leistungsmessung über die S0-Schnittstelle erheblich.

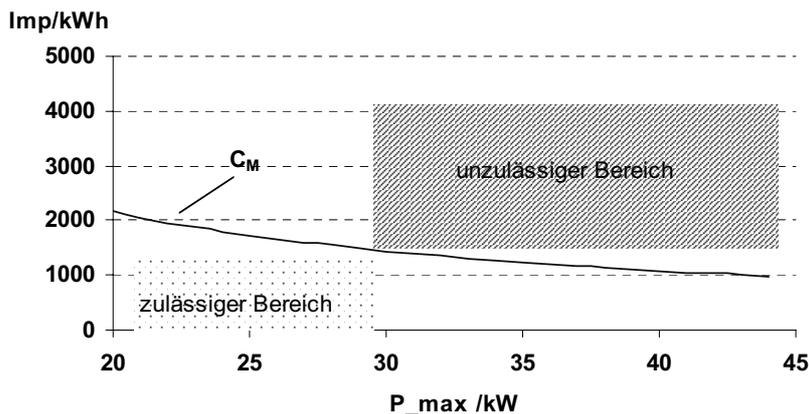


Bild 4.1: Grenze der Zählerkonstante in Abhängigkeit der Anschlussleistung des Haushalts

Setzt man für das Zeitintervall in (4.4), den für die Erkennung elektrischer Geräte nach Zmeureanu [Zmeureanu89] empfohlenen Wert von 15s ein, berechnet sich die untere Grenze der Wirkleistungsaufnahme, die einen Impuls auslöst zu

$$P_{Imp} = \frac{3,6 \cdot 10^6 \text{ Ws}}{1000 \text{ Imp} \cdot 15 \text{ s}} = 240 \text{ W} . \quad (4.5)$$

Tabelle 4.1: Impulsleistungen häufig eingesetzter Energiezähler

Typ	Imp/kWh	$P_{\text{imp}} / W (t = 15s)$
Drehstromzähler (Ferrariszähler)	75	3200
Drehstromzähler (Ferrariszähler)	96	2500
Drehstromzähler (Ferrariszähler)	192	1250
Wechselstromzähler (Ferrariszähler)	600	400
Elektronischer Drehstromzähler	100	2400
Elektronischer Drehstromzähler	1000	240

Die in Tabelle 4.1 aufgelisteten Impulskonstanten der Ferrariszähler beschreiben die Umdrehungen der Zählerscheibe pro Kilowattstunde gemessener elektrischer Energie. Bei einem Drehstromzähler mit 96U/kWh hat die Zählerscheibe bei einer elektrischen Leistung von 2500W erst nach 15s eine volle Umdrehung absolviert. Optische Tastköpfe zur Detektion der farbigen Zählermarke erzeugen deshalb nur sehr grob quantisierte Messergebnisse. Auch die elektronischen Zähler nach Tabelle 4.1 liefern nur sehr grob quantisierte Wirkleistungsverläufe.

Bei einer Zählerkonstante von 1000 Impulsen pro kWh und einer festen Abtastzeit von 15s, muss während eines Abtastintervalls eine mittlere Wirkleistung von 240W gemessen werden, damit am Ende des Zeitintervalls ein Impuls ausgesendet wird und der mittlere Wirkleistungswert für dieses Zeitintervall registriert werden kann. Der exakte zeitliche Verlauf der Wirkleistungsaufnahme ist aufgrund der integrierenden Messmethode nicht reproduzierbar.

Sowohl optische Reflextaster als auch elektronische Zähler sind zur Fernauslesung absoluter Bedarfsdaten konzipiert und eignen sich deshalb nicht zur Erfassung zeitlicher Verläufe der Wirkleistungsaufnahme im Sekundenraster.

Höhere Zeitdiskretisierungen der Wirkleistungsmessung erreicht man z.B. durch direktes Messen der Winkelgeschwindigkeit der rotierenden Zählerscheibe. Technische Details zu handelsüblichen elektronischen Drehstromzählern oder optischen Reflextastern sind in Anhang B.2 aufgeführt.

4.2 Optischer Sensor zur Erfassung der Wirkleistung am Ferrariszähler

Zur Messung der Momentanleistung an einem Ferrariszähler wurde deshalb am Lehrstuhl für Nachhaltige Energiekonzepte ein spezieller optischer Sensor entwickelt (vgl. [etz2003]), der sich ohne Eingriff in die Elektroinstallation auf das Gehäuse des Ferrariszählers montieren lässt und die Leistungsaufnahme des Drehstromzählers misst. Die Messdaten werden kontinuierlich über eine serielle Schnittstelle ausgegeben, so dass eine Online-Verarbeitung z.B. auf einem Standard PC möglich ist. Für den Betrieb ist lediglich eine externe Stromversorgung über einen Netzstecker erforderlich.

Bild 4.2 zeigt den Prototyp dieses Sensors, montiert auf einem elektromechanischen Drehstromzähler. Über ein optisches Verfahren, bei dem die reflektierten Strahlen einer gepulsten IR-Lichtquelle ausgewertet werden, wird die Geschwindigkeit der Zählerscheibe gemessen. Dabei wird ein sehr schmales fächerförmiges Bündel von Lichtstrahlen in einem bestimmten Einfallswinkel auf die Zählerscheibe gerichtet. Ein Teil der Strahlen durchdringt die Plexiglasscheibe des Zählers, trifft auf die rotierende Scheibe, wird von dieser reflektiert und vom Detektor erfasst. Dieser

fokussiert aufgrund des langen kubischen Detektorrohres nur einen sehr begrenzten Raumwinkel der reflektierten Strahlen, so dass die gestreute Strahlung keine Wirkung auf diesen ausübt.

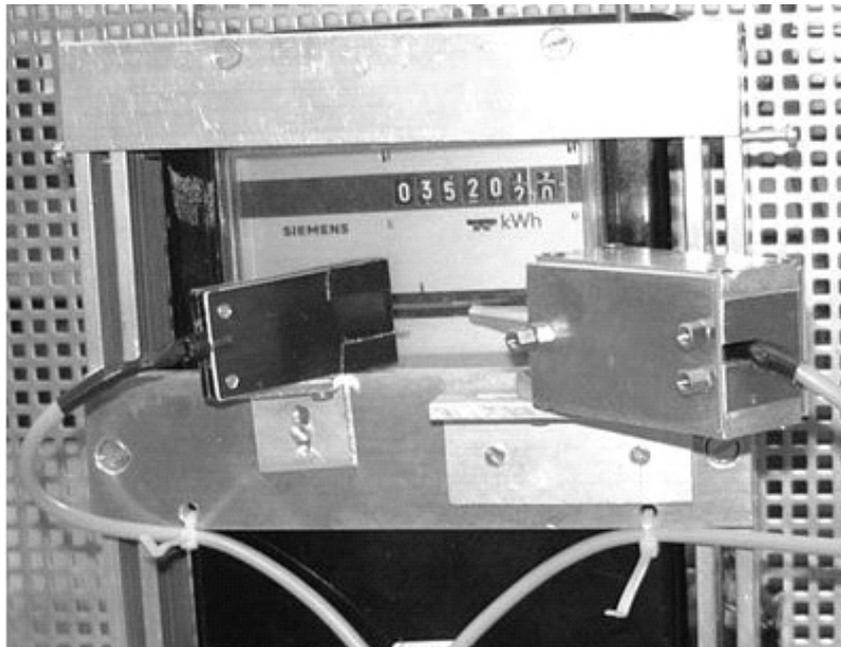


Bild 4.2: Prototyp des optischen Sensors

Die Rändelung der rotierenden Zählerscheibe verursacht Intensitätsschwankungen der reflektierten Lichtstrahlen, die vom Detektor registriert werden. Die Frequenz dieser Schwankungen ist direkt proportional zur Winkelgeschwindigkeit der Zählerscheibe und damit proportional zur anliegenden Momentanleistung. Bild 4.4 zeigt das Blockdiagramm der Signalverarbeitung des Sensors.



Bild 4.3: Blockschaltbild des optischen Sensors, Signalflussplan

Um die Einflüsse des Tageslichtes zu eliminieren, wird die Lichtquelle mit ca. 16 kHz gepulst. Zudem ist der Phototransistor des Detektors auf die Wellenlänge der Sendediode abgestimmt. Der Detektor ist mechanisch so konstruiert, dass nur ein sehr begrenzter Raumwinkel der von der Zählerscheibe reflektierten Strahlen erfasst wird. Die an der Plexiglasscheibe gestreuten IR-Strahlen sind im Empfangssignal nicht enthalten. Das Ausgangssignal des folgenden I-U-Verstärkers wird Tiefpass gefiltert, um niederfrequente Störanteile sowie die verbleibenden Einflüsse des Tageslichtes zu unterdrücken. Aus dem hochfrequenten Nutzsignal selektiert ein aktives Bandpassfilter den schmalen Frequenzbereich um das Trägerfrequenzsignal, so dass dieses anschließend über eine Einweggleichrichtung demoduliert werden kann. Danach entfernt ein passives Tiefpass zweiter Ordnung die verbleibenden "Rippel" des Signals, so dass sich am Ausgang des Blockschaltbildes nach Bild 4.3 die in Bild 4.4a bis 4.4d abgebildeten Signalverläufe oszillographieren lassen. Die Frequenz des Signals ist reziprok proportional zur elektrischen Leistung

am Drehstromzähler. Das Signal gibt den zeitlichen Wechsel der Rändelung (Musterung) des Scheibenrandes des Zählers wider. Die Zacken der Rändelung bzw. Striche auf dem glatten Rand der Scheibe erzeugen den annähernd sinusförmigen Verlauf des Signals, das für den weiteren Verlauf dieser Arbeit auch "Zackensignal" genannt wird.

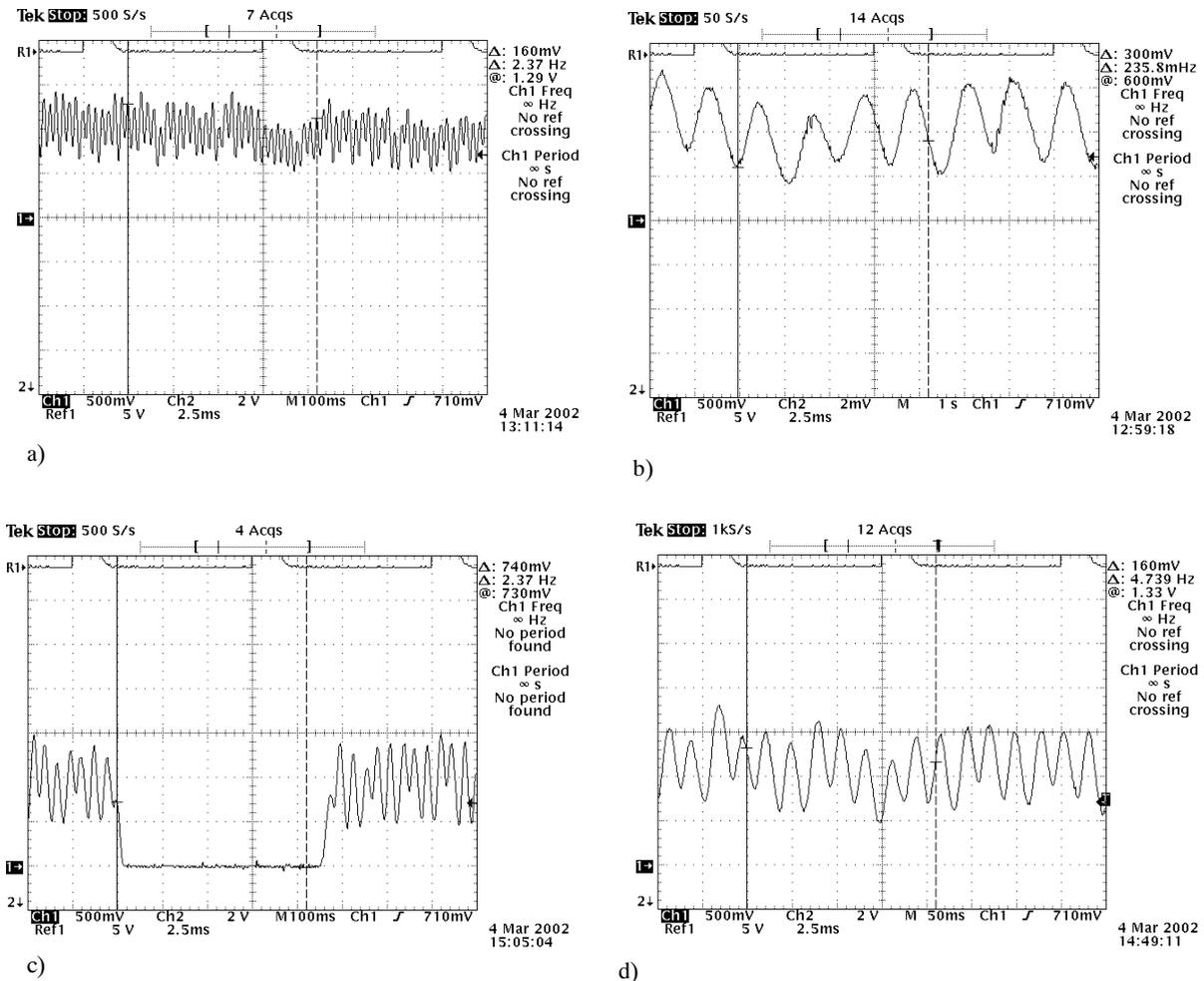


Bild 4.4: Analoges Ausgangssignal des optischen Sensors

In Bild 4.4 c) bricht das "Zackensignal" aufgrund der farbigen Zählermarke vollständig ein. Die farbige Markierung ist eindeutig erkennbar, so dass die Messwerte jeder Umdrehung der Zähler-scheibe mit Hilfe von (4.2) kalibriert werden können. Der Wechselanteil des Signals schwankt zusätzlich in Abhängigkeit der absoluten Rotationslage der Zählerscheibe, die selbst bei konstan-ter Leistungsaufnahme Pendelbewegungen ausführt. Das analoge Signal wird über eine Auswer-tungselektronik vorverarbeitet, so dass die Messdaten der elektrischen Wirkleistungsaufnahme über eine serielle Schnittstelle zur Archivierung und Auswertung zu einem PC übertragen werden können.

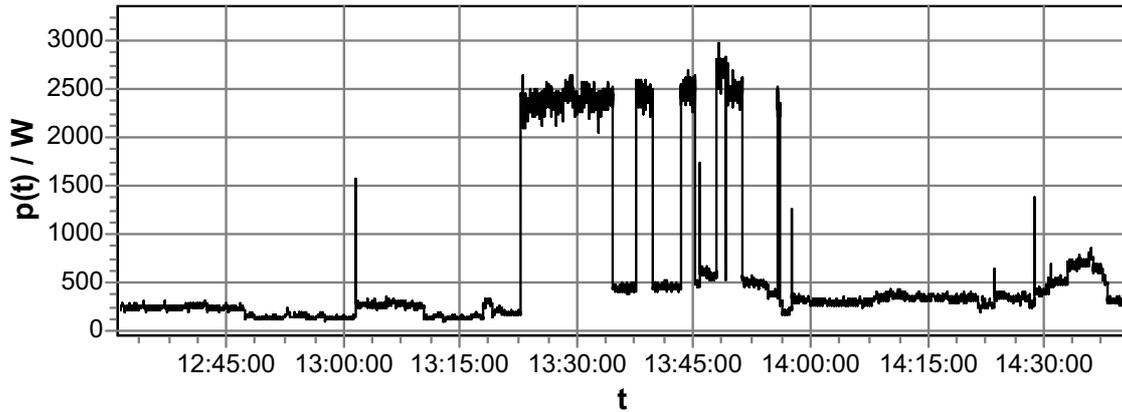


Bild 4.5: Ausgewertetes Leistungssignal, 1s Mittelwerte

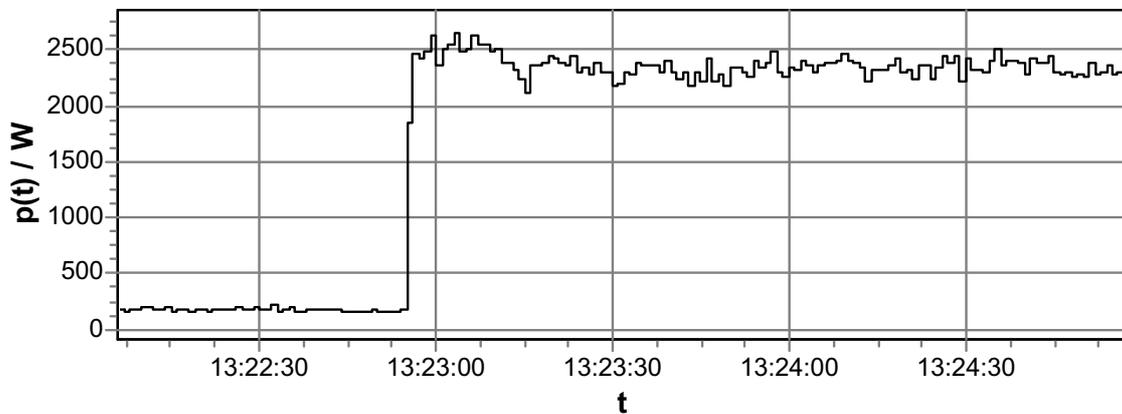


Bild 4.6: Vergrößerter Ausschnitt aus Bild 4.5

Die Bilder 4.5 und 4.6 zeigen den Signalverlauf des ausgewerteten Zackensignals. Bild 4.6 enthält Schwankungen des Leistungssignals, die aufgrund der Messmethode proportional zur gemessenen Leistung ansteigen. Die Energie einer Umdrehung der Zählerscheibe lässt sich auf die N_{Z_i} Muster (Zacken), die sich auf dem Rand der Zählerscheibe befinden, verteilen. Über die Messung der mittleren Umlaufgeschwindigkeit der Zählerscheibe einer ‐Zackenperiode‐ T_i berechnet sich die mittlere Leistung \bar{P}_i für dieses Zeitintervall zu

$$\bar{P}_i = \frac{3.6 \cdot 10^6}{C_M \cdot N_{Z_i} \cdot T_i} \quad (4.6)$$

Gleichung (4.6) unterstellt zwar die Kenntnis der Anzahl der Zacken bzw. Striche auf dem Rand der Zählerscheibe. Dies ist jedoch nicht zwingend erforderlich, denn anhand des fixen Energiebetrags pro Umdrehung des Zählers lassen sich temporäre Abweichungen durch eine falsch geschätzte Anzahl von Zacken korrigieren. Die Berechnung von T_i setzt sich aus der Frequenz des eingesetzten Timerbausteins und den gezählten Impulsen Z_i zusammen zu

$$\bar{P}_i = \frac{3.6 \cdot 10^6 \cdot f_{Osz}}{C_M \cdot N_{Z_i}} \frac{1}{Z_i} = \alpha \frac{f_{Osz}}{Z_i} = \frac{\alpha}{T_i} \quad (4.7)$$

Die Konstante α in (4.7) beinhaltet nur zählerspezifische Eigenschaften und beschreibt den Anteil eines Zackenabschnitts am Energiebetrag einer Umdrehung der Zählerscheibe. Die mittlere

Leistung in (4.7) ist reziprok proportional zur Periodendauer des Zackensignals, gemessen in diskreten Timerschritten Z_i . Die Genauigkeit der Messung hängt zum Einen von der Genauigkeit des AD-Umsetzers sowie von der Taktfrequenz f_{osz} , des eingesetzten Timerbausteins ab. Beide Fehlerfaktoren beeinflussen die Zeiterfassung resp. die Leistungsmessung. Der absolute Fehler dieser beiden Einflussfaktoren addiert sich nach dem Fehlerfortpflanzungsgesetz aus beiden Anteilen zu

$$d\bar{P}_i = \left| \frac{d\bar{P}_i}{dT_i} \Delta t_{i,ADU} \right| + \left| \frac{d\bar{P}_i}{dT_i} \Delta t_{i,f_{osz}} \right| \quad (4.8)$$

mit

$$\frac{d\bar{P}_i}{dT_i} = -\frac{\alpha}{T_i^2} = -\frac{1}{\alpha} \cdot \bar{P}_i^2. \quad (4.9)$$

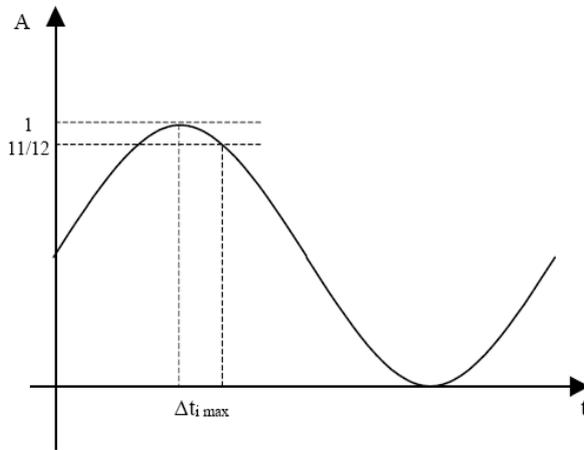


Bild 4.7:

Da der Mittelwert des Zackensignals sehr stark schwankt, müssen die Abstände der Signalmaxima bzw. Minima zur Bestimmung der Periodendauer herangezogen werden. Aufgrund der Schwankungen des Signalmittelwertes darf das Signal nur etwa den halben Signalpegel der Referenzspannung des ADU überstreichen, so dass nur die Hälfte der Diskretisierungsstufen auf die Quantisierung des Messsignals wirken. Mit der Annahme, dass der Signalverlauf des Zackensignals nahezu sinusförmig ist berechnet sich der größte mögliche Fehler einer vollen Diskretisierungsstufe

$$\Delta A = \frac{2 A_{pp}}{N_{ADU}} = \frac{A_{pp}}{2} \left(\sin\left(\frac{\pi}{2}\right) - \sin\left(\frac{2\pi}{T_i} \Delta t_{i,ADU} + \frac{\pi}{2}\right) \right) \quad (4.10)$$

durch Auflösen von (4.10) nach Δt_i und Einsetzen in (4.7) zu

$$\Delta t_{i,ADU} = \frac{T_i}{2\pi} \left(\arcsin\left(1 - \frac{4}{N_{ADU}}\right) - \frac{\pi}{2} \right) = \alpha C(N_{ADU}) \frac{1}{\bar{P}_i}, \quad (4.11)$$

mit

$$C(N_{ADU}) = \frac{1}{2\pi} \left(\arcsin\left(1 - \frac{4}{N_{ADU}}\right) - \frac{\pi}{2} \right). \quad (4.12)$$

Die Abweichung der Zeitmessung durch einen Timer

$$\Delta t_{i, \text{Bit}} = \frac{1}{f_{\text{Osz}}} \quad (4.13)$$

lässt sich über das letzte Bit abschätzen. Der absolute Fehler der Leistungsberechnung berechnet sich somit zu

$$d\bar{P}_i = |C(N_{\text{ADU}}) \cdot \bar{P}_i| + \left| \frac{1}{a} \frac{1}{f_{\text{Osz}}} \cdot \bar{P}_i^2 \right| = a_1 \bar{P}_i + a_2 \bar{P}_i^2. \quad (4.14)$$

Der Prototyp des optischen Sensors arbeitet mit einer Timerfrequenz von 32,768 kHz und einem 12 Stufen ADU für die Erfassung der Periodendauer, so dass sich die Koeffizienten zu

$a_1 \approx 1,45$ und $a_2 \approx 0,3 \cdot 10^{-6}$ berechnen.

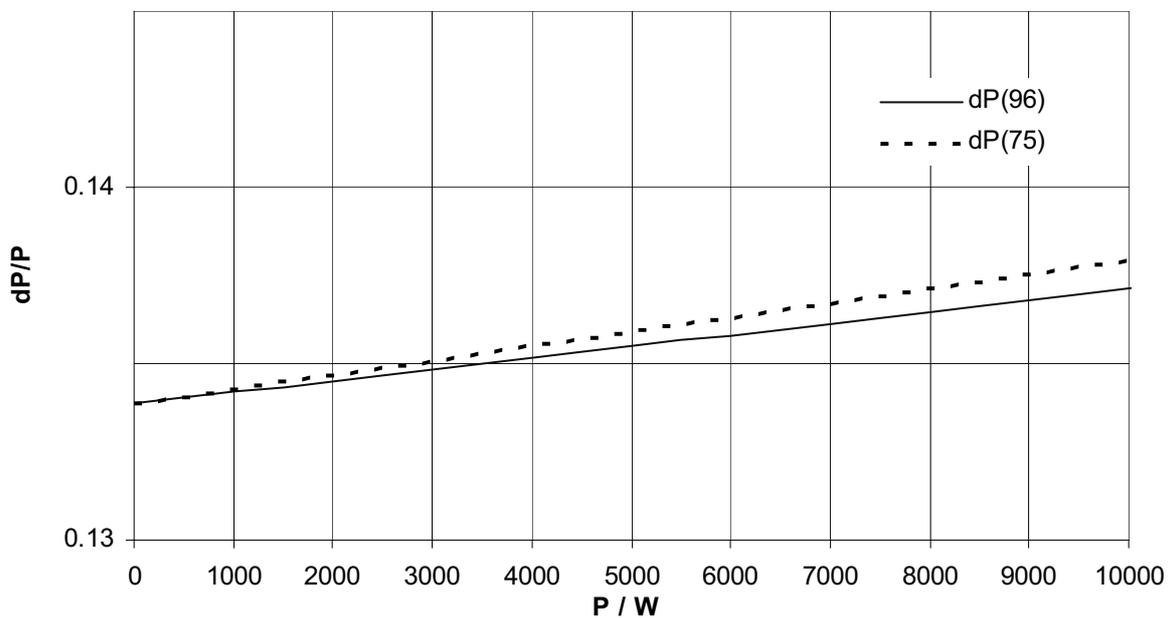


Bild 4.8: Relativer Fehler der Messung für verschiedene Zählerkonstanten

In Bild 4.8 ist der relative Absolutfehler der Messmethode nach (4.14) für die Zählerkonstanten häufig eingesetzter Drehstromzähler dargestellt. Die Abweichungen $\Delta t_{i, \text{ADU}}$ und $\Delta t_{i, \text{Bit}}$ können als gleichverteilt im jeweiligen Wertebereich angenommen werden. Zur Berechnung der Sekundenwerte werden in Abhängigkeit der Momentanleistung bis zu 8 Messwerte zu einem Sekundenwert gemittelt, so dass der Erwartungswert des Messfehlers mit

$$E(d\bar{P}_i) = \frac{1}{2} d\bar{P}_i \quad (4.15)$$

abgeschätzt und damit kleiner als 7% der gemessenen Leistung beträgt.

4.2.1 Bereinigung von Störeinflüssen

Ein digitales IIR Tiefpassfilter 2. Ordnung mit Bessel Charakteristik beseitigt alle hochfrequenten Schwankungen des Leistungssignals ohne signifikantes Überschwingen. Filter mit "Butterworth-" oder "Tschebyscheff-" Charakteristik eignen sich nicht für diese Anwendung, da der gefilterte Lastverlauf unmittelbar nach Ausschaltssprüngen aufgrund des Schwingverhaltens dieser

Filter auch negativ werden kann. Wirkleistungen kleiner null treten jedoch an einem korrekt angeschlossenen Drehstromwirkleistungszähler im Haushalt in der Regel nicht auf.

Die kleinste Periode erkennbarer Signale liegt unter Einhaltung des Abtasttheorems von Shannon [Shannon1948] bei 0,5 Hz, so dass die Grenzfrequenz des digitalen Filters bei einem Abtastverhältnis von $F_G = \frac{f_{Grenz}}{f_{Abtast}} = \frac{0.5 \text{ Hz}}{1 \text{ Hz}} = 0.5$ liegt. Brauchbare Ergebnisse erzielt man bei einer relativen Grenzfrequenz von $F_G = 0.1$. Die Schaltperioden erkennbarer elektrischer Verbraucher sind zwar mindestens 10s lang, auf Schaltereignisse mit kurzzeitiger Einschaltspitze wirkt sich die Filterung jedoch nachteilig aus, da gerade die zusätzlichen Informationen der Einschaltspitze stark gedämpft werden.

Fazit:

Der vorgestellte optische Sensor ist eine kostengünstige Alternative, den bereits vorhandenen Drehstromzählern ohne direkten Eingriff in die Elektroinstallation (Unterbrechung der Stromversorgung) zur automatisierten Messung aufzurüsten. Mit diesem Werkzeug ist es möglich, Daten und Informationen bzgl. des zeitlichen Verlaufs der Wirkleistungsaufnahme des Haushalts im Zeitraster von einer Sekunde aufzunehmen. Dabei wird ein Zähler mit gerändelter oder gemustertem Zählerrand unterstellt. Die Genauigkeit des Sensors fällt zwar mit zunehmender Leistung des Sensors, ist jedoch bis zu einer Leistungsaufnahme von 10kW für die angestrebte Anwendung akzeptabel.

Es bleibt an dieser Stelle offen, wie die konkrete Übertragung der Daten vom Sensor zur Datenverarbeitung und zur Visualisierung erfolgt, da für diese Aufgabe bereits kostengünstige Kommunikationsmodule basierend auf Bluetooth, WLAN oder PLC erhältlich sind.

Im nächsten Abschnitt wird geprüft, wie sich das Messverfahren auf die Schaltereignisse endlicher Zustandsautomaten auswirkt, um eine Problem angepasste Methode zur Detektion dieser zu entwickeln.

4.3 Auswirkung der Mittelwertbildung auf Einschaltvorgänge elektrischer Verbraucher

Um die Methoden zur Erkennung der Schaltereignisse elektrischer Verbraucher zu untersuchen, werden die wichtigsten Schaltvorgänge typischer Haushaltsgeräte modelliert. Das konkrete transiente Einschaltverhalten (Einschaltpeak) der Geräte ist aufgrund der Zeitdiskretisierung der Messmethode nicht reproduzierbar. Um die Effekte des Einflusses der Messmethode auf einfache Signalverläufe zu untersuchen, werden die folgenden einfachen Signale verwendet.

Mit Hilfe der rect-Funktion nach (4.16) lässt sich z.B. das Schaltverhalten elektrischer Geräte mit idealer Ein-Aus Charakteristik und konstanter Wirkleistungsaufnahme modellieren.

$$\text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) = \begin{cases} 1 & \text{für } |t| < \frac{T}{2} \\ \frac{1}{2} & \text{für } |t| = \frac{T}{2} \\ 0 & \text{für } |t| > \frac{T}{2} \end{cases} \quad (4.16)$$

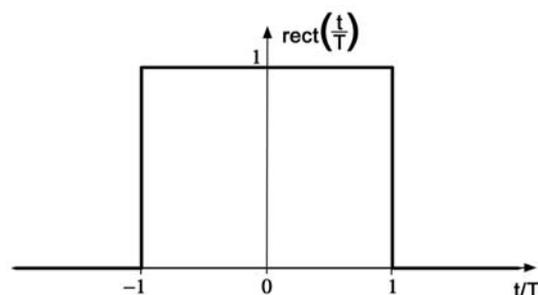


Bild 4.9: Rect-Einschaltverhalten

Aufgrund der Schwankungen der Versorgungsspannung sowie weiterer Störungen durch Elektrogeräte des Haushalts, ist dieser ideal glatte Einschaltverlauf nach Bild 4.9 aus Messungen der elektrischen Leistung nicht reproduzierbar.

$$\lambda\left(\frac{t}{T}\right) = \begin{cases} 0 & \text{für } t < 0 \\ \frac{t}{T} & \text{für } 0 \leq t < T \\ 1 & \text{für } t \geq T \end{cases} \quad (4.17)$$

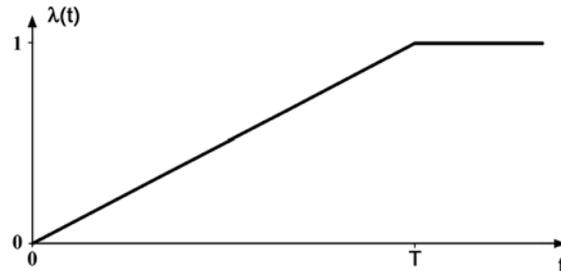


Bild 4.10: Einschalttrampe

Die λ -Funktion nach (4.17) und Bild 4.10 eignet sich z.B. zur Nachbildung der Leistungsaufnahme elektrischer Geräte mit ideal geregelter Einschaltverhalten, wie z.B. einem elektrischen Antrieb. Für die meisten Haushaltsgeräte ist diese Einschaltcharakteristik eher untypisch. Elektronische Konsumgüter sind aus Kostengründen häufig ungeregelt oder lediglich elektronisch begrenzt, so dass ein Verlauf entsprechend der λ -Funktion bei Haushaltsgeräten nicht zu erwarten ist.

Verlaufsformen der e-Funktion

Mit Hilfe der Exponentialfunktion kann der exakte Verlauf von Einschaltvorgängen ohmsch induktiver oder ohmsch kapazitiver elektrischer Verbraucher nachgebildet werden. Aus diesem Grund werden auch hier verschiedene Formen von Schaltvorgängen durch Exponentialfunktionen modelliert und in Bezug auf die Auswirkungen der Mittelwertbildung untersucht.

$$\epsilon_1(t) = \begin{cases} 0 & \text{für } t < \tau \\ 1 & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.18)$$

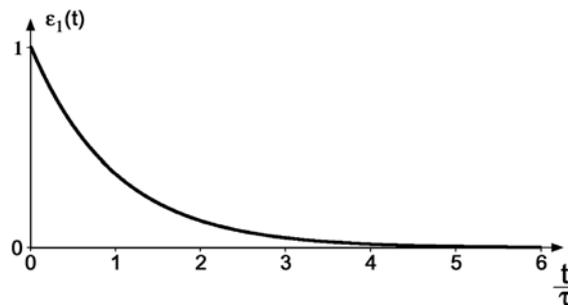


Bild 4.11: Exponentiell abklingender Einschaltstrom

Der Verlauf der ϵ_1 -Funktion nach (4.18) eignet sich zur Modellierung der Einschaltcharakteristik unregelter Wechsel- bzw. Drehstromantriebe, bei denen der kurzzeitige Einschaltstrom bis zu sieben mal höher sein kann als der Bemessungsstrom [VDE0102-Bb114]. Eine verzögert ansteigende Leistungsaufnahme nach

$$\epsilon_2(t) = \begin{cases} 1 - e^{-t/\tau} & \text{für } t > t_0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.19)$$

beschreibt z.B. das transiente Einschaltverhalten des elektrischen Stromes durch eine reale Spule (R-L Glied) nach einem Sprung der Eingangsspannung. Die ϵ_2 -Funktion beschreibt allgemein

die Reaktion linearer dynamischer Systeme 1. Ordnung (VZ-1 Verhalten einer Regelstrecke) auf einen Einheitssprung am Eingang, wobei τ die Zeitkonstante des Systems ist.

Beim Abschalten von Haushaltsgeräten treten aus der Sicht des Messgerätes ideale Sprünge auf, da diese oftmals keine Energie ins Netz zurück speisen dürfen. Nach Norford et al. [Norford2003] besitzen deshalb gerade die Ausschaltereignisse eines elektrischen Verbrauchers einen höheren Ähnlichkeitsgrad als die entsprechenden Einschaltereignisse desselben.

Bei einer gleitenden Mittelwertbildung verändert sich z.B. der Signalverlauf nach (4.16) in eine treppenförmige Kurve. In Bild 4.14 sind diese Auswirkungen für verschiedene Abtastintervalle dargestellt. Die tatsächliche Ausprägung der Treppenkurve hängt nicht nur von der Form des Ausgangssignals, sondern zusätzlich von der absoluten Lage der Mittelwertintervalle ab.

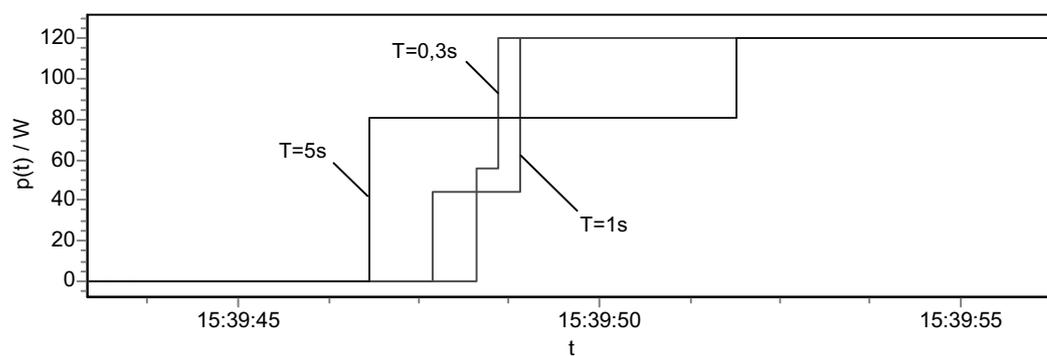


Bild 4.12: Ein-Aus Verbraucher bei unterschiedlichen Mittelwertintervallen

Auch der charakteristische Verlauf der ϵ_1 -Funktion aus Bild 4.11, wird durch die zufällige Lage und Länge der Mittelwertintervalle sehr stark "verwischt".

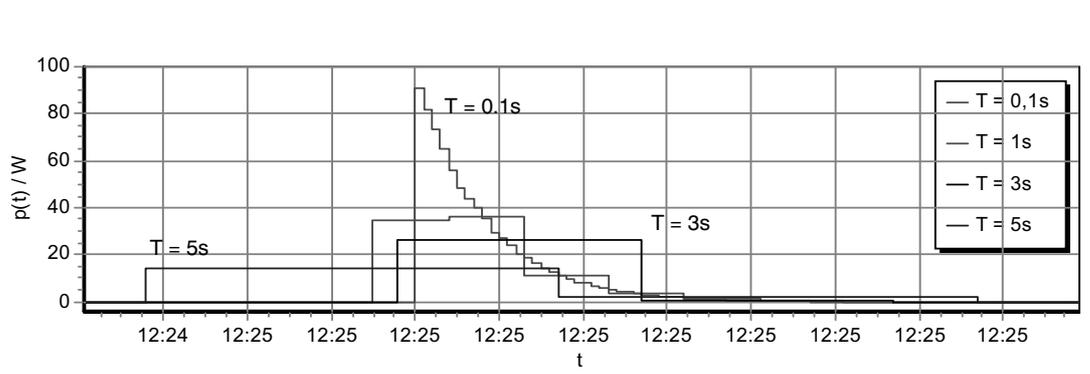


Bild 4.13: Auswirkungen der Mittelwertbildung eines Energiezähler auf eine Einschaltspitze nach (4.18)

In Abhängigkeit des Intervalls verschwindet die Struktur eines Einschaltimpulses mit exponentiellem Abklingen zu einem einzelnen Block.

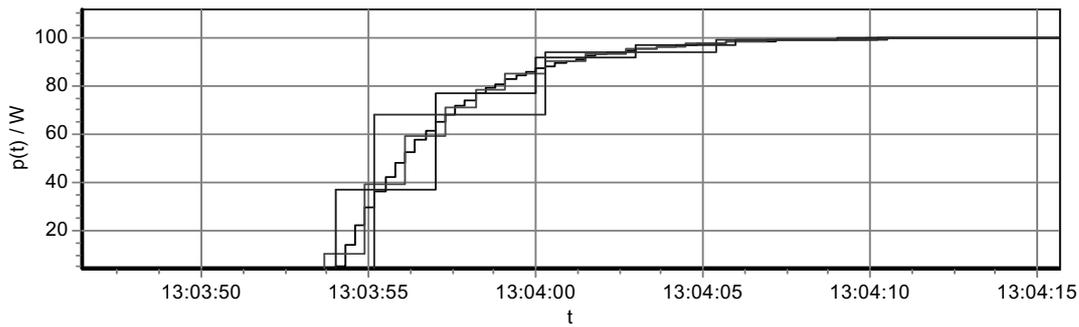


Bild 4.14: Einschaltvorgang eines 100W Verbrauchers mit ϵ_2 -Charakteristik

Bild 4.15 zeigt die Auswirkungen unterschiedlicher Mittelwertintervalle für einen Ein-Aus Verbraucher mit Einschaltspitze ($P_{\text{peak}} = 800\text{W}$, $P_{\text{stat}} = 120\text{W}$). Die ansteigende Flanke ist als ϵ_2 -Funktion modelliert ($\tau = 1\text{s}$), die fallende Flanke folgt der ϵ_1 -Funktion ($\tau = 3\text{s}$). Die Spitze verschwindet mit wachsender Intervalllänge der Wirkleistungsberechnung. Die Form der Flanken ist selbst bei $T=1\text{s}$ nicht mehr zu erkennen.

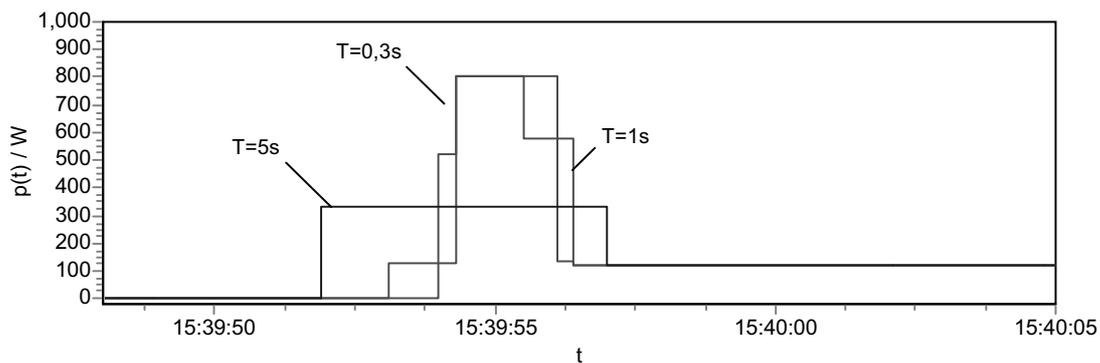


Bild 4.15: Einschaltvorgang eines E-A Verbrauchers mit Einschaltpeak

Die Bilder 4.13 bis 4.15 zeigen, dass die exakte Form eines Einschaltimpulses durch die integrierende Wirkung des Sensors nicht reproduzierbar ist und somit nicht zur Charakterisierung des Einschaltverhaltens elektrischer Geräte herangezogen werden kann. Selbst bei Intervalllängen von einer Sekunde hängt die Form der erfassten Schaltereignisse sehr stark vom zeitlichen Abstand des Einschaltzeitpunktes relativ zur Lage des jeweiligen Mittelwertintervalls ab.

Da sich der Verlauf des Signals aus den Mittelwerten nicht reproduzieren lässt, stellt sich nun die Frage, ob wenigstens die Energie einer Einschaltspitze bei unterschiedlicher Lage relativ zum Mittelwertintervall zur Klassifizierung eines elektrischen Verbrauchers beitragen kann.

4.4 Methode zur Detektion der Schaltereignisse basierend auf der Energie der Schaltereignisse

Das Verfahren zur Erkennung einzelner Schaltereignisse wird anhand simulierter Lastdaten erläutert. Aufgrund der genauen Kenntnis der Einschaltereignisse ist es möglich, die Arbeitsweise des Verfahrens zu verifizieren. Die Methode eignet sich ohne Einschränkung auch für die Analyse realer Lastdaten.

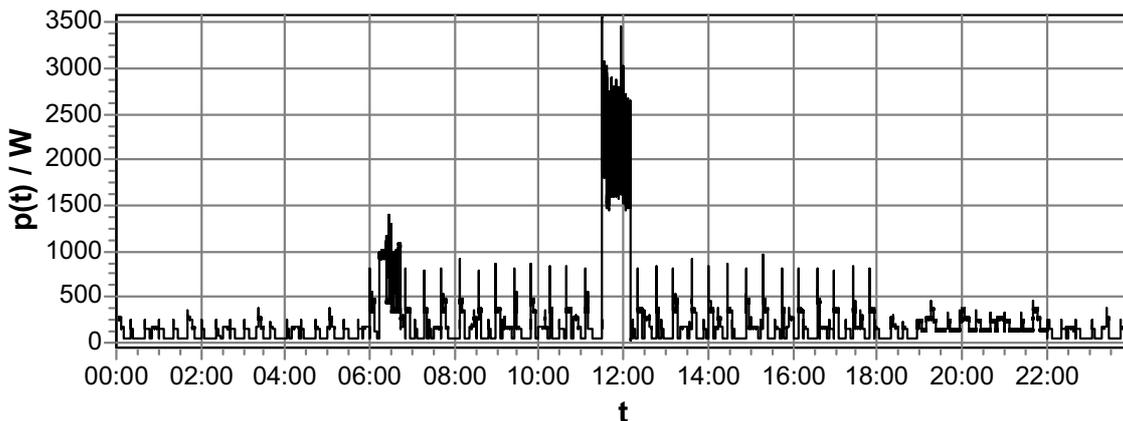


Bild 4.16: Lastverlauf des simulierten Verbraucherparcs (Kapitel 5)

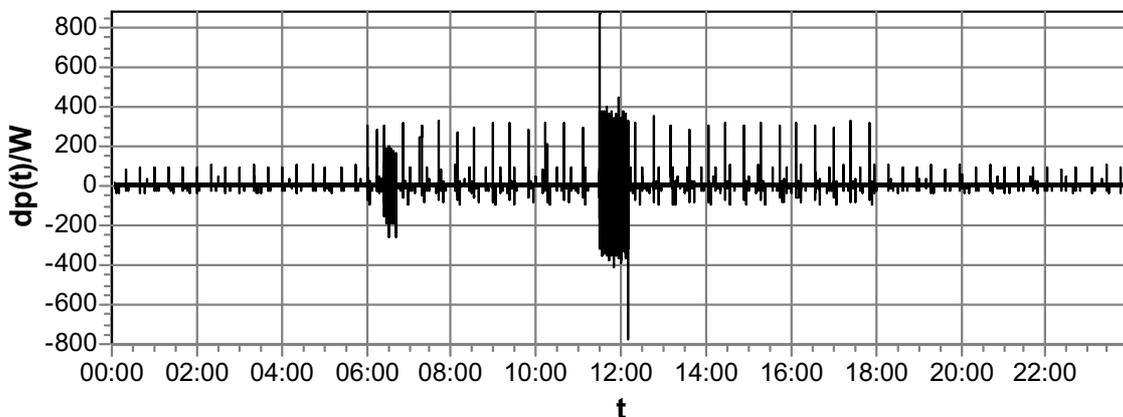


Bild 4.17: Differenzreihe des Lastverlaufs aus Bild 4.16

Bild 4.16 und 4.17 zeigen den Lastverlauf sowie die daraus erzeugte Differenzreihe eines Tageslastgangs des simulierten Verbraucherparcs bei einer Streuung der Leistungswerte um 5%. Bild 4.18 zeigt die Spektralanalyse der Differenzreihe. Aus dem Spektrum kristallisieren sich keine markanten Spektralanteile heraus, aus denen Muster einzelner Verbraucher detektiert werden können. Selbst Signalverläufe ohne simulierte Streuung erzeugen einen ähnlichen Spektralverlauf. Auch eine Wavelet Transformation, bei der der charakteristische Signalverlauf eines Signalausschnitts durch eine begrenzte Anzahl definierter Wavelets nachgebildet wird, liefert keine zufrieden stellenden Ergebnisse. Wavelets approximieren den konkreten Signalverlauf, der aufgrund der Mittelwertbildung des Messverfahrens sehr stark verfälscht ist, so dass sich diese Methode ebenfalls nicht zur Detektion der Schaltereignisse eignet.

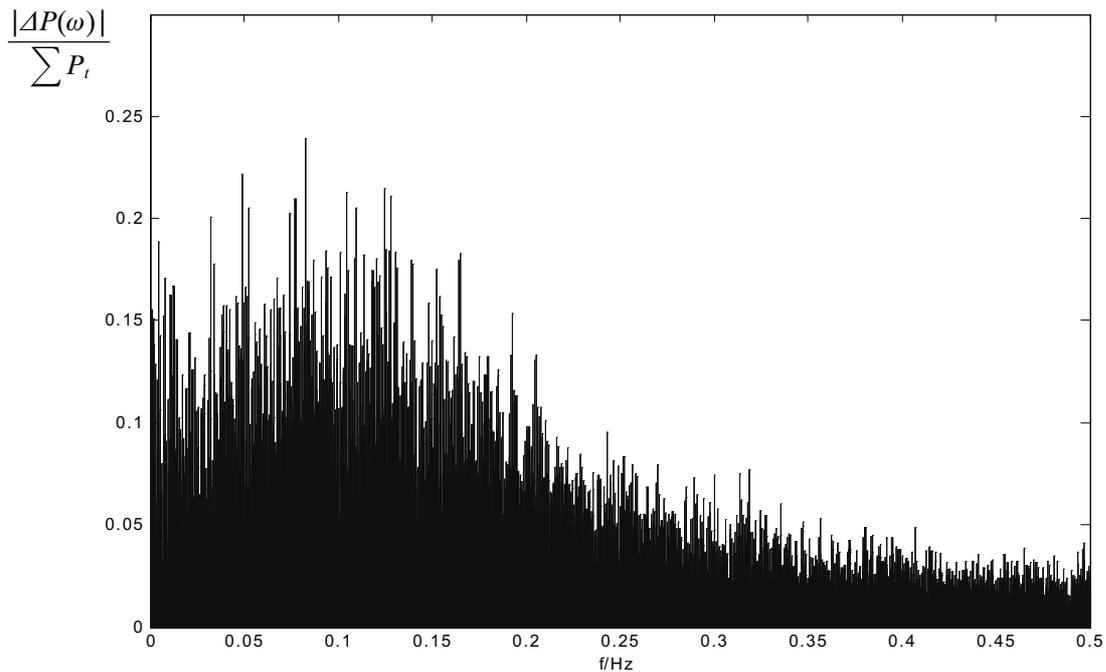


Bild 4.18: Spektralanalyse der Differenzreihe des Testparks bei 5% Streuung

Der geglättete Signalverlauf bildet die Informationsbasis für die folgenden Detektionsverfahren.

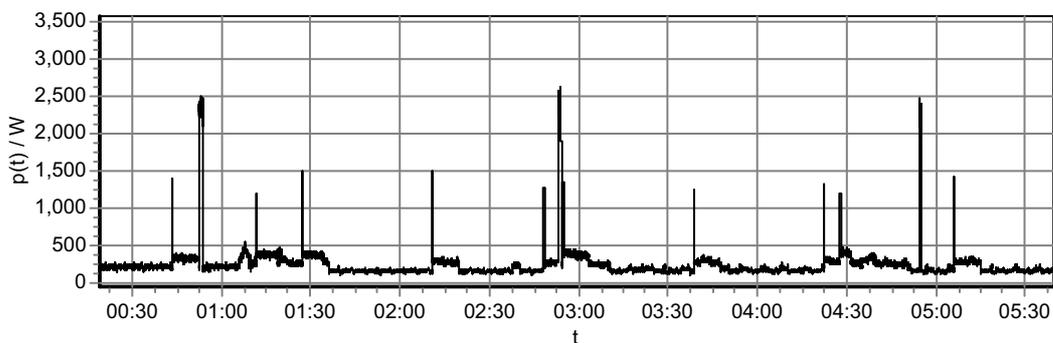


Bild 4.19: Auszug eines Tageslastgangs eines Haushalts, erfasst mit dem optischen Sensor nach Abschnitt 4.4, Zeitauflösung 1s

Im folgenden Unterabschnitt wird ein Verfahren zur Erkennung von Schaltereignissen vorgestellt, das sich besonders für die Wirkleistungsmessung mit Hilfe des entwickelten optischen Sensors eignet.

4.5 Detektion von Schaltereignissen

Eine diskrete Folge von Wirkleistungswerten kann zur Unterdrückung des Gleichanteils in eine Differenzreihe

$$\Delta P_t = P_t - P_{t-1} \quad (4.20)$$

umgeformt werden. Die resultierende Folge von Differenzwerten in (4.20) enthält im Wesentlichen die Änderungen des Signalverlaufs, verursacht durch Schaltereignisse der im Haushalt installierten elektrischen Geräte. Durch die Mittelwertintervalle verteilen sich einzelne Sprünge auf Blöcke unmittelbar folgender Differenzwerte. Zwischen verschiedenen Schaltereignissen liegt häufig ein hinreichend großer Abstand, so dass sich ein Schaltleistungswert aus der Summe der Differenzwerte eines Blockes bilden lässt, ohne dabei Differenzwerte eines anderen Schaltereignisses zu erfassen.

Bei einer einfachen Einschaltflanke ohne Einschaltspitze (vgl. Bild 4.14) entsteht aus der Zuordnung der ΔP_t zu einem Schaltereignis S_i gemäß

$$\Delta P_t \mapsto \begin{cases} S_i & \text{wenn } |\Delta P_t| > \Delta P_{Min} \wedge \text{sgn}(\Delta P_t) = \text{sgn}(\Delta P_{t-1}) \\ S_{i+1} & \text{wenn } |\Delta P_t| > \Delta P_{Min} \wedge \text{sgn}(\Delta P_t) \neq \text{sgn}(\Delta P_{t-1}) \end{cases} \quad (4.21)$$

eine Folge von Differenzwerten mit positivem Vorzeichen. Über die Schranke ΔP_{Min} in (4.21) lassen sich unerwünschte Störeinflüsse unterdrücken. Ist der Schaltvorgang abgeschlossen, liegen die Differenzwerte in Abhängigkeit der natürlichen Streuung der Leistungswerte nahe null.

Jedes Schaltereignis S_i referenziert somit eine begrenzte Folge von Differenzwerten

$$S_i \rightarrow \{\Delta P_{t+j}\} \quad (4.22)$$

und kann als abstraktes Datenobjekt (Bild 4.20) behandelt werden. Die charakteristischen Eigenschaften lassen sich über definierte Operatoren aus den zugeordneten Schaltereignissen generieren.

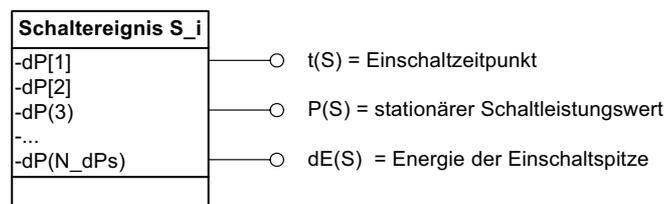


Bild 4.20: Objektmodell eines Schaltereignisses

Über

$$P(S_i) = \sum_{\tau=1}^{N_{dP_i}} \Delta P_{j,\tau} \quad (4.23)$$

erhält man die stationäre Schaltleistung, die jeweils einen abgeschlossenen Zustandsübergang bzw. eine Änderung der Wirkleistungsaufnahme eines elektrischen Verbrauchers beschreibt. Die Lage des Mittelwertintervalls in Bezug auf den tatsächlichen Einschaltzeitpunkt beeinflusst den Betrag eines Einschaltwertes dann nicht mehr. Im Gegensatz zur Differenzmethode von Zmeureanu

[Zmeureanu1999], bei der aus zwei jeweils folgenden gleichartigen (positive oder negative) Schalterereignissen ein Einschalt- oder Ausschaltereignis generiert wird, ist die Länge der einem Ereignis zugeordneten diskreten Leistungsänderungen bei der Methode nach (4.22) und (4.23) beliebig. Diese Methode liefert für einfache Schaltsprünge ohne Einschaltspitzen exakte Ergebnisse.

Das Datenobjekt nach Bild 4.20 enthält alle einzelnen Teilschalterereignisse nach (4.21). Aus dieser Folge von Differenzwerten lassen sich beliebige weitere Kenngrößen wie z.B. die maximale temporäre Leistung eines Schalterereignisses

$$\hat{P}(S_i) = \max_k \left(\sum_{\tau}^k \Delta P_{i,\tau} \right) \quad (4.24)$$

oder der mittlere Leistungsgradient

$$\Delta P_{Av}(S_i) = \frac{1}{N_{dP_i}} \sum_{\tau=1}^{N_{dP_i}} \Delta P_{i,\tau} \quad (4.25)$$

generieren. Es ist jedoch stets zu berücksichtigen, dass es sich bei den Messdaten um Sekundenmittelwerte handelt, deren zeitlicher Verlauf bereits durch eine Tiefpassfilterung um spektrale Anteile reduziert wurde.

Bei einem Einschaltereignis mit Einschaltspitze erzeugt (4.21) aufgrund der ‘‘Einschaltspitze’’ zwei unmittelbar aufeinander folgende Schalterereignisse mit gegensätzlichem Vorzeichen. Um auch solche Schalterereignisse detektieren zu können, muss (4.21) deshalb durch eine weitere Regel ergänzt werden. Folgt einem Schalterereignis mit positiver Einschaltleistung ein weiteres mit negativem Leistungswert in zeitlichem Abstand kleiner einer geeigneten wählenden Schranke τ_{Min}^{Ein} , handelt es sich mit hoher Wahrscheinlichkeit um ein Einschaltereignis mit abklingender Einschaltspitze. Der tatsächliche stationäre Schaltzustand bestimmt sich dann aus der Addition dieser beiden aufeinander folgenden Schalterereignisse zu

$$S'_i = S_i + S_{i+1} \forall S_i | P(S_i) > 0, P(S_{i+1}) < 0 \wedge t^{Ein}(S_{i+1}) - t^{Ein}(S_i) < \tau_{Min}^{Ein}. \quad (4.26)$$

Empirisch ermittelte Werte für τ_{Min}^{Ein} liegen zwischen 5s und 15s. Das modifizierte Einschaltereignis referenziert sämtliche Differenzwerte beider zusammengefasster Schalterereignisse. Diese Regel lässt sich beliebig erweitern. Für elektrische Geräte privater Haushalt sind Kombination von Schalterereignissen nach (4.21) mit negativer Summenleistung nach (4.26) aufgrund der geforderten Nichtnegativität für die Wirkleistungsaufnahme auszuschließen. Die Regel aus (4.26) erfasst somit auch Einschaltereignisse unregelter elektrischer Antriebe, die beim Einschaltvorgang häufig kurzzeitige Leistungsspitzen erzeugen. Aus den Folgen von Differenzwerten zusammengefasster Schalterereignisse lassen sich zusätzliche Informationen bzgl. der Energie der Einschaltspitze gewinnen.

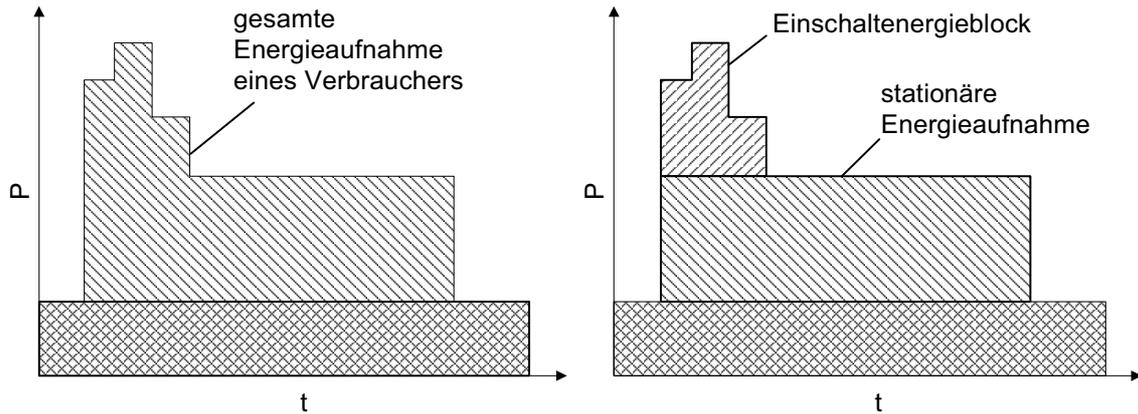


Bild 4.21: Aufteilung der Energieaufnahme eines Verbrauchers mit Einschaltspitze

Betrachtet man einen Einschaltvorgang nach Bild 4.24, bei dem ein Schaltereignis nach (4.26) Differenzwerte eines positiven und negativen Teilereignisses besitzt, lässt sich die Energie des Einschaltenergieblocks aus Bild 4.24b zu

$$\Delta E_{i,t} = \sum_{t=1}^{\hat{t}} (P_{i,t} - P_{stat}) T \quad \text{mit} \quad \hat{t} = \max \left\{ t \mid E_{i,t} > E_{i,t-1} \wedge 2 \leq t < N_{dP_i} \right\}, \quad (4.27)$$

bestimmen, wobei

$$E_{i,t} = \sum_{\tau=1}^t P_{i,\tau} \Delta t = \sum_{\tau=1}^v \sum_{\nu=1}^l dP_{i,\nu} \Delta t \quad (4.28)$$

die zum Zeitpunkt t aufgenommene elektrische Energie beschreibt und $P_{i,stat}$ die stationäre Wirkleistungsaufnahme nach dem Abklingen des Einschaltpeaks. N_{dP_i} ist die Anzahl der Differenzwerte des i -ten Schaltereignisses, $\Delta E_{i,t}$ bezeichnet den bis zum Zeitpunkt t aufsummierten Energiebetrag des Einschaltpeaks.

Fazit:

Die dynamische Einschaltenergie erzeugt einen weiteren Freiheitsgrad zur Unterscheidung von Schaltereignissen mit annähernd gleichem stationären Schaltleistungswert.

Die Lage des tatsächlichen Einschaltzeitpunktes in Bezug auf das jeweilige Mittelwertintervall kann als gleichverteilt angenommen werden. Die gemittelte Leistung des ersten Wertes eines Schaltereignisses schwankt deshalb statistisch um den halben Betrag der tatsächlichen Schaltleistung. Für die Berechnung der stationären Schaltleistung ist dieser Effekt nicht von Bedeutung. Bei ungünstiger Lage des Mittelwertintervalls unterschlägt die Berechnung der Energie nach (4.27) nicht nur einen erheblichen Betrag der Einschaltenergie, sondern vermindert zudem den Beitrag des zweiten Energiewertes. Gleichung (4.27) bestimmt die Energie des Einschaltpeaks nur dann korrekt, wenn der Startzeitpunkt des Schaltereignisses unmittelbar mit dem Startpunkt der Mittelwertbildung zusammenfällt. In den meisten Fällen muss jedoch eine Fehlerkorrektur vorgenommen werden, da der Energiebeitrag des ersten Mittelwertintervalls unterdrückt wird. Dieser Sachverhalt ist in Bild 4.25 dargestellt.

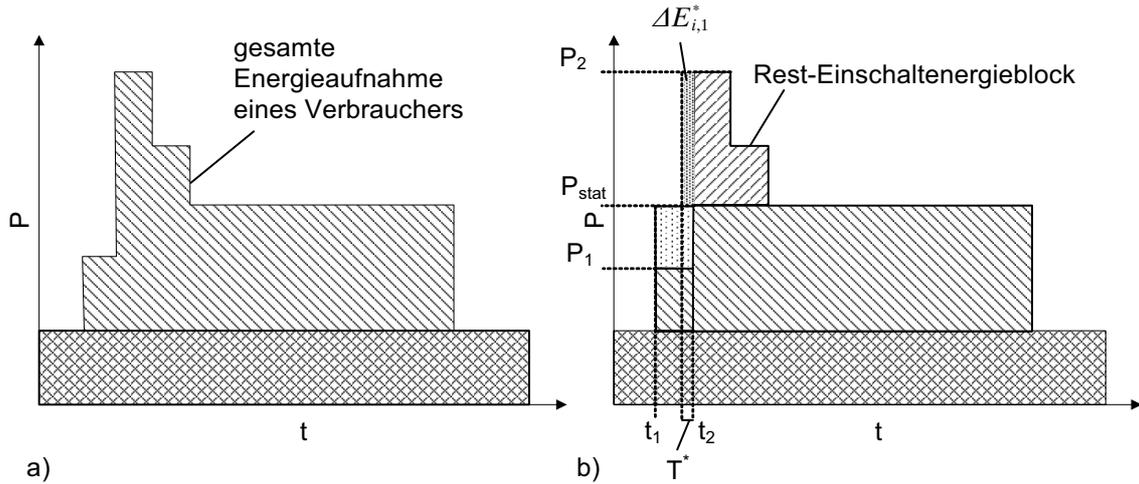


Bild 4.22: Korrektur der Einschaltenergie

Mit der Annahme, dass der tatsächliche erste Leistungswert $P_{j,1}^*$ eines Einschaltvorgangs mit Einschaltspitze größer ist als der stationäre Leistungswert $P_{j,stat}$, gilt wegen der Energieerhaltung der Mittelwertbildung

$$P_{i,1}^* \cdot T^* = P_{i,1} \cdot T. \quad (4.29)$$

Gleichung (4.29) besitzt zwei unbekannte Größen, das tatsächliche Einschaltintervall T^* während der Mittelwertperiode T und die unbekannte erste Schaltleistung $P_{i,1}^* = \Delta P_{i,1}$ des Schalterereignisses S_i . Für den tatsächlichen ersten Leistungswert berechnet sich der Energiebeitrag zur Einschaltenergie dann zu

$$\Delta E_{i,1}^* = (P_{i,1}^* - P_{i,stat}) \cdot T^*. \quad (4.30)$$

Über (4.31) lässt sich der Energiebetrag $\Delta E_{i,1}$ der dynamischen Einschaltenergie korrigieren.

$$\Delta E_i^{kor} = \Delta E_{i,1}^* - \Delta E_{i,1} = \left[(P_{i,1}^* - P_{i,stat}) \frac{P_{i,1}}{P_{i,1}^*} - (P_{i,1} - P_{i,stat}) \right] T = P_{i,stat} \left[1 - \frac{P_{i,1}}{P_{i,1}^*} \right] T \quad (4.31)$$

Der unbekannte tatsächliche Wert des ersten Leistungswertes lässt sich annähernd zu $P_{i,1}^* \approx P_{i,2}$ abschätzen, obwohl dieser Wert mit hoher Wahrscheinlichkeit größer als der Zweite ist, da der Einschaltstrom elektrischer Maschinen bereits wenige hundert Millisekunden nach dem Einschalten seinen Spitzenwert erreicht hat. Der Korrekturwert nach (4.31) wird über

$$\Delta E_i^{mod} = \Delta E_i + \Delta E_i^{kor} \quad (4.32)$$

zur modifizierten Einschaltenergie addiert.

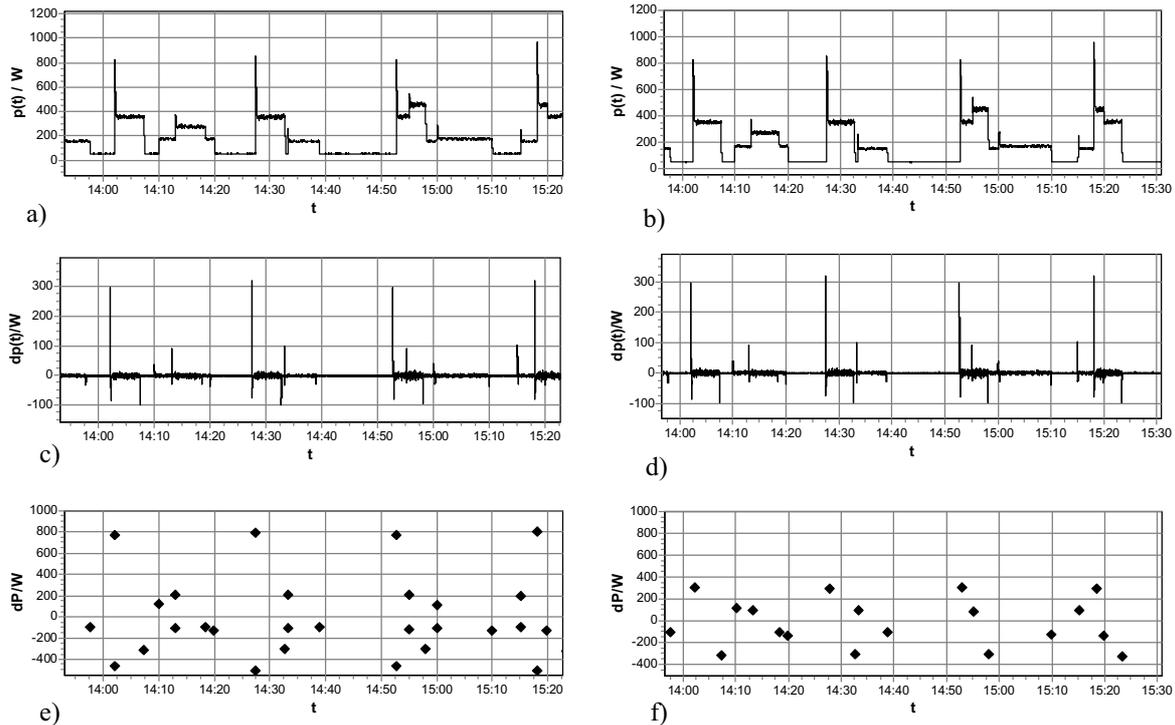


Bild 4.23: Generierung von Schalterereignissen **mit** (f) und **ohne** (e) Zusammenfassung

Der Korrekturterm in (4.31) wird jedoch nur dann addiert, wenn die Bedingungen nach Tabelle 4.2 erfüllt sind. Zur Erkennung einer dynamischen Einschaltspitze ist es ausreichend, den zweiten Leistungswert des Schalterereignisses zu betrachten, da der erste aus den oben genannten Gründen häufig nicht korrekt ist und korrigiert werden muss.

$$dP_{i,1} = P_{i,1} - P_{i,stat} \tag{4.33}$$

$$dP_{i,2} = P_{i,2} - P_{i,stat} \tag{4.34}$$

In Bild 4.24 sind die Auswirkungen der Filterung und der Korrektur der Schalterereignisse dargestellt. Die Methode zur Erkennung der Schalterereignisse erzeugt aus der gefilterten Zeitreihe wesentlich kompaktere Datenkonzentrationen als aus den ungefilterten Daten des gleichen Lastverlaufs.

Tabelle 4.2: Berechnung des Korrekturwertes zur Bestimmung der Energie einer Einschaltspitze

		$dP_{i,2}$	
		< 0	≥ 0
$dP_{i,1}$	> 0	$dE_i = 0$ -> einzelne Einschaltspitze	$dE_i = P_{i,stat} (1 - P_{i,1}/P_{i,2}) T$ Annahme: $P_{i,1}' = P_{i,2}$
	≤ 0	-> keine Änderung	

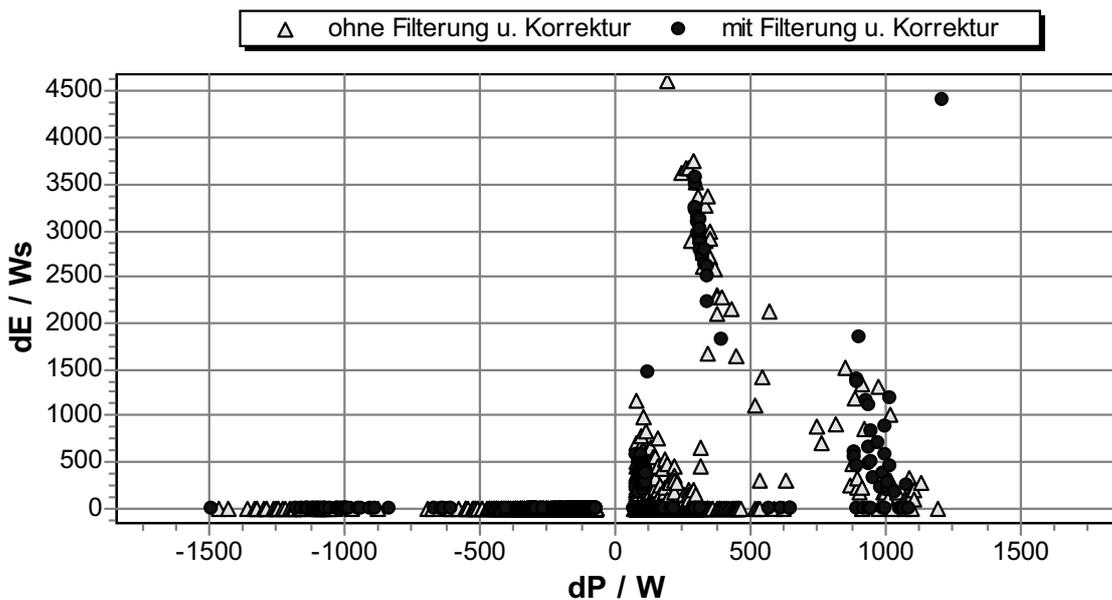


Bild 4.24: Schaltereignisse, simulierter Lastverlauf mit 5% Streuung

Fazit:

Aufgrund der Anforderungen aus Kapitel 3 wurden Messverfahren, die sich in Kombination mit dem bereits im Haushalt installierten Ferrariszähler einsetzen lassen, als Alternative zu einem Multifunktionszähler aufgezeigt. Der vorgestellte optische Sensor erfasst die Wirkleistungsaufnahme an der rotierenden Zählerscheibe mit einer Zeitauflösung von einer Sekunde. Dabei muss jedoch ein gerändelter oder gestrichelter Rand der Scheibe unterstellt werden. Der Erfassungseinheit liegt eine Systemtopologie mit verteilter Rechenleistung zugrunde, bei der der PC des Haushalts die Aufgabe der Archivierung, Auswertung und Visualisierung übernimmt. Die Anbindung der Erfassungseinheit im Zählerkasten der Hausinstallation an den PC wurde nicht konkret spezifiziert, da für diese Aufgabe verschiedene Technologien (WLAN, Bluetooth, PLC etc.) zur Verfügung stehen.

Es wurde ein spezielles Verfahren zur Detektion von Schaltereignissen aus dem Lastverlauf vorgestellt, das neben der stationären Schaltleistung auch dynamische Einschaltspitzen detektieren kann. Diese treten besonders häufig bei Verbrauchern mit unregelmäßigen elektrischen Antrieben auf, so dass neben der reinen Wirkleistungsänderung eine weitere elektrische Größe zur Separation der Schaltereignisse verfügbar ist. Die zeitliche Dauer eines dynamischen Einschaltereignisses ist die dritte Komponente zur Klassifizierung der Schaltereignisse. Somit lassen sich auch aus Wirkleistungsmessungen am Ferrariszähler detaillierte Informationen bzgl. der Schalthandlungen elektrischer Geräte gewinnen. Im nächsten Kapitel wird über die Klassifizierung der elektrischen Geräte des Haushalts ein geeigneter Modellansatz entwickelt, auf dem Methoden zur Detektion von Schaltmustern elektrischer Geräte aufsetzen können.

5 Eigenschaften elektrischer Endverbraucher im Haushalt

Aus den in Kapitel 4 generierten Informationen der Schaltereignisse werden nun grundlegende Verbrauchermodelle erzeugt, in die sich die meisten im privaten Haushalt vorkommenden elektrischen Endverbraucher einteilen lassen.

5.1 Klassifizierung von Haushaltsverbrauchern

Im Haushalt werden elektrische Geräte für eine Vielzahl verschiedenartiger Anwendungen des täglichen Bedarfs eingesetzt. Diese sollen gemäß den Vorgaben aus Kapitel 3, möglichst aus nur einer Messgröße, der elektrischen Wirkleistungsaufnahme detektiert werden. Dazu ist es hilfreich die detektierbaren Geräte auf wenige Basisklassen zu verteilen. Elektrische Haushaltsgeräte lassen sich z.B. nach dem Verwendungszweck, dem Anteil am Gesamtenergiebedarf, der Bedarfs- oder der Steuerungscharakteristik kategorisieren. Für die Zielsetzung dieser Arbeit ist eine Klassifizierung in die beiden zuletzt genannten Klassen sinnvoll. Anhand dieser beiden Eigenschaften lassen sich folgende Einteilungen durchführen:

Die Bedarfscharakteristik unterscheidet

- Geräte mit konstanter Wirkleistungsaufnahme (Permanentverbraucher),
- Ein-Aus-Geräte (binäre Verbraucher),
- Geräte mit einer endlichen Anzahl diskreter Schaltstufen (endliche Zustandsautomaten) und
- Geräte mit kontinuierlich variabler Wirkleistungsaufnahme (spezifische Verbraucher).

Die Geräte werden gesteuert durch

- den Bediener (aktiv) oder
- das Gerät selbst (autonom) gesteuert.

Tabelle 5.1: Klassifizierung elektrischer Haushaltsgeräte

		Steuerung des Einschaltereignisses	
		Bediener (manuell)	Autonome Steuerung
Bedarfs-Charakteristik	permanent	Vom Bediener eingeschaltete Geräte mit permanenter Leistungsaufnahme	Grundlast automatisch schaltender Geräte
	ein-aus	aktiv gesteuerte Geräte mit gleich bleibender Leistungsaufnahme	autonom gesteuerte Geräte mit konstanter Leistungsaufnahme
	endliche Zustände	aktiv gesteuerte endliche Zustände	autonom gesteuerte endliche Zustände
	kontinuierlich variabel	aktiv gesteuerte Geräte mit stufenlos variabler Leistungsaufnahme	autonom gesteuerte, variable Verbraucher

Auf der Basis dieser beiden Eigenschaften ergeben sich die in Tab. 5.1 aufgeführten Geräteklassen.

Permanentverbraucher

Permanentverbraucher sind aufgrund ihrer Bedarfscharakteristik sowie der Art der Steuerung elementare Verbraucher. Sie beziehen über 24 Stunden eine nahezu konstante elektrische Wirkleistung aus dem Netz. Abweichungen der Leistungsaufnahme resultieren nur aus Spannungsschwankungen des angeschlossenen Versorgungsnetzes. Die Summe aller Permanentverbraucher eines Haushalts bildet die Grundlast der Wirkleistungsaufnahme. Als Beispiel für Permanentverbraucher lassen sich sämtliche HIFI-Geräte im Stand-By-Betrieb, Uhren mit Netzbetrieb, Heizungssteuerungen sowie netzbetriebene Telefonanlagen nennen.

Geräte mit Ein-Aus-Charakteristik (Binäre Verbraucher)

In diese Klasse fallen alle elektrischen Haushaltsgeräte mit Zweipunkt-Charakteristik, die im eingeschalteten Zustand eine nahezu konstante Wirkleistungsaufnahme besitzen. Hierunter fallen z.B. die autonom gesteuerten Kühlgeräte sowie alle sonstigen zyklisch schaltenden Geräte, bei denen der Einschaltvorgang durch eine Zeitschaltung oder Regelung vom Gerät selbst ausgelöst wird. Bediener gesteuerte Geräte dieser Klasse sind z.B. konventionelle Leuchtmittel (Glühbirnen) ohne Phasenanschnittsteuerung sowie Geräte, die manuell ein- und ausgeschaltet werden und eine gerätespezifische konstante Leistungsaufnahme besitzen.

Geräte mit begrenzter Anzahl diskreter Schaltzustände (Endliche Zustandsautomaten)

In diese Klasse lassen sich alle Verbraucher mit einer endlichen Anzahl verschiedener Schaltzustände einsortieren. Die einzelnen Schaltstufen werden jeweils wiederholt zyklisch durchlaufen. Die Anzahl der Schaltzustände kann dabei gerätebedingt variieren. Sie durchlaufen jedoch mehr als zwei Zustände, wobei grundsätzlich auch verschiedene Zustandsfolgen nacheinander durchlaufen werden können. Die Zustände sind oft abhängig vom (manuell) gewählten Programm, so dass diese auch mehrmals oder in unterschiedlicher Reihenfolge durchlaufen werden können. Der gesamte Ablauf wird oftmals manuell (aktiv) gestartet. Die diskreten Schaltzustände laufen hingegen sukzessive automatisch ab, wie z.B. bei einer Waschmaschine, bei der sich verschiedene Phasen wie z.B. Wasser aufheizen, Pumpen sowie Antreiben abwechseln. Bei manuell gesteuerten endlichen Zustandsautomaten werden die diskreten Zustände von Hand geschaltet (z.B. elektrischer Herd mit geregelter Temperatur und gepulsten Einschaltintervallen). Geräte wie der Fernseher, Ventilatoren oder auch die Beleuchtung werden manuell bedient. Der Bediener entscheidet wann und gegebenenfalls mit welcher Leistung bzw. welcher Schaltstufe ein- und ausgeschaltet wird. Weiterhin besteht die Möglichkeit, dass Haushaltsgeräte automatisch vom Stand-By-Betrieb in den Einschaltzustand wechseln. Dies geschieht oftmals anhand von Benutzervorgaben oder durch bestimmte Bedingungen. Die maximal zulässige Anzahl verschiedener diskreter Schaltzustände kennzeichnet den Übergang zur nächsten Geräteklasse.

Geräte mit kontinuierlich variabler Einschaltleistung

In diese Klasse fallen alle elektrischen Geräte mit kontinuierlichem Wirkleistungsspektrum und begrenztem Maximalwert. Die Leistungsaufnahme dieser Geräte kann kontinuierlich über den gesamten Wertebereich variieren und dabei zufällig wechseln, wie z.B. bei einer Stereoanlage, bei der die Leistungsaufnahme mit der Amplitude und der Frequenz des Musiksignals wechselt.

Ohne wiederkehrende ähnliche Schaltmuster bzw. Schatleistungsübergänge lässt sich nur noch über die aufgenommene elektrische Energiemenge pro Schaltzyklus (sofern diese häufiger auftritt) auf einen solchen Verbraucher schließen. Diese Geräteklasse stellt die höchsten Anforderungen an Lastanalyseverfahren.

Tabelle 5.2: Einordnung typischer Haushaltsgeräte nach Last- und Steuerungscharakteristik

	Aktiv (manuell) gesteuert	Autonom (automatisch) gesteuert
Permanentverbraucher	PCs im Dauerbetrieb, (z.B. bei Pauschaltarifen), nicht ausgeschaltete Leuchtmittel (Licht im Keller etc.)	HIFI-Geräte im Stand-By-Betrieb, PCs im Stand-By inkl. zus. Netzteile von Peripheriegeräten (Modem, Lautsprecher, externe HDs), el. Uhren, stationäre Umlaufpumpen (Heizung, Aquarium), netzgespeiste Telefonanlage (ISDN)
Ein-Aus-Verbraucher	Fernseher, PC-Monitor, Leuchtmittel, Toaster, Durchlauferhitzer, Wasserkocher	Kühlschrank, Gefriertruhe, Wasserbett, Wasserpumpe (bei eigener Wasserversorgung), Anrufbeantworter, elektrische Zusatzheizung, Aquariumsheizung
Endliche Zustandsautomaten	Wäschetrockner, Haartrockner, Bügeleisen, Staubsauger, Handrührgerät, el. Rasierer, el. Herd, el. Ofen, Ölheizung, Waschmaschine, Geschirrspüler, Mikrowellengerät, Videorecorder, Kaffeemaschine	Wasserboiler mit diskreten Heizstufen, Klimagerät (Raumlüftung)
Kontinuierlich variable Verbraucher	HIFI-Anlage (variable Lautstärke), steuerbare Leuchtmittel (mit Wechselstrom- bzw. Drehstromsteller)	Stufenlos gesteuerte oder geregelte Verbraucher (el. Heizung, Lüftung etc.)

Tabelle 5.2 enthält häufig auftretende Elektrogeräte bundesdeutscher Privathaushalte, erhebt jedoch keinen Anspruch auf Vollständigkeit.

Die Auswertung der Datenerhebung des Deutschen Statistischen Bundesamtes aus Bild 5.1 gibt einen Überblick über den Gerätebestand deutscher Haushalte (vgl. [DESTATIS2004]).

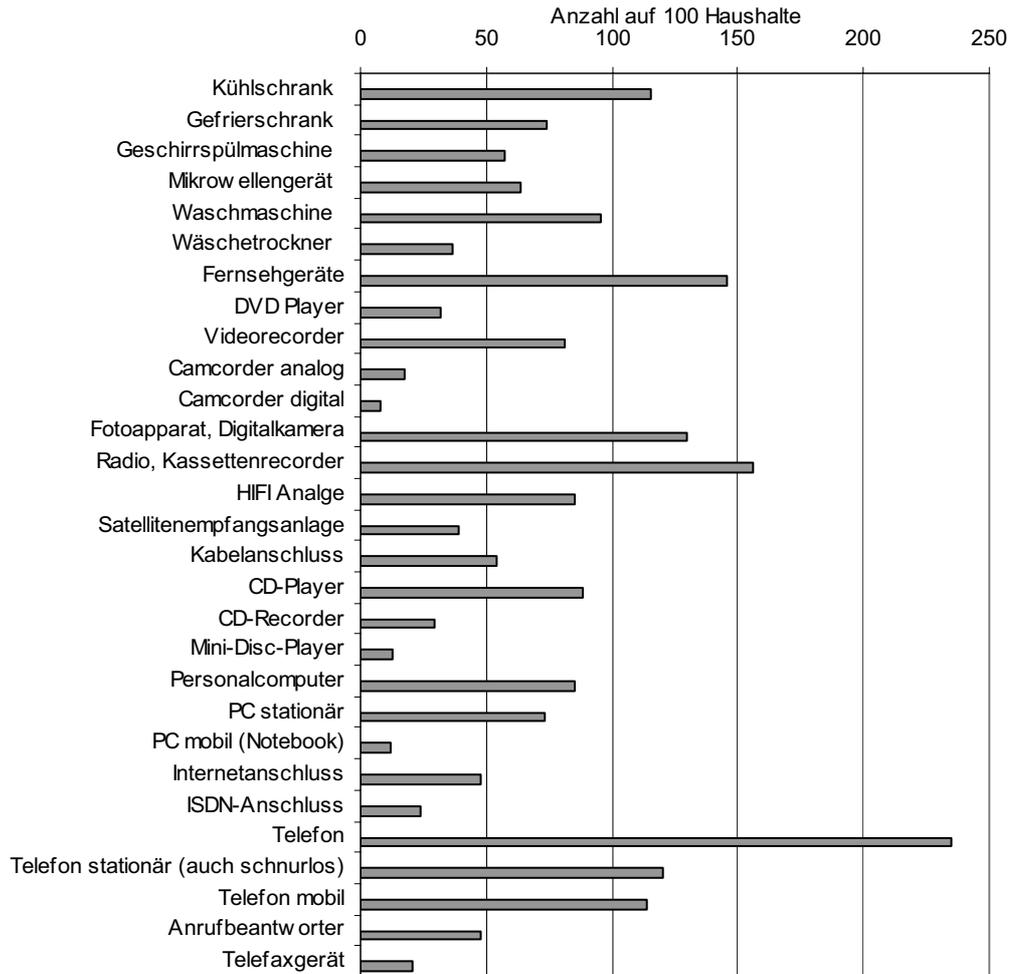


Bild 5.1: Ausstattungsbestand elektrischer Geräte pro 100 Haushalte, Stand 2003, [Destatis2004]

5.2 Erkennbarkeit der Geräteklassen

Ein hohes Maß an Transparenz im Energiebedarf erhält man, wenn sich die Wirkleistungsaufnahme jedes einzelnen angeschlossenen oder installierten Elektrogerätes visualisieren lässt. Aus Kostengründen (siehe Kapitel 3) ist der Einsatz komplexer Messtechnik zur Erfassung von Spannung und Strom der vier Leiter am Anschlusspunkt einer Hausinstallation nicht akzeptabel. Sowohl fernauslesbare elektronische Zähler als auch nachrüstbare optische Tastköpfe oder Sensoren können den zeitlichen Verlauf der gesamten Wirkleistungsaufnahme des Haushalts mit nur sehr begrenzter Quantisierung der Leistungswerte erfassen (vgl. Kapitel 4).

Aufgrund der begrenzten Qualität der Messtechnik muss ein Kompromiss zwischen der erreichbaren Transparenz (Informationsgehalt) der Analyse und dem notwendigen finanziellen und technischen Aufwand gefunden werden. Da aus den verfügbaren Messdaten nicht alle Verbrauchergruppen detektiert werden können, wird die Einschränkung hier formal über das Verhältnis

$$\eta = \frac{\text{Information}}{\text{Aufwand}} \quad (5.1)$$

bewertet.

In Kapitel 3 wurden bereits periodisch schaltenden sowie besonders energieintensive elektrische Verbraucher als Zielgeräte der Detektionsverfahren identifiziert.

Durch eine einfache heuristische Zuordnung von Zahlenwerten zu linguistischen Variablen entsteht eine Bewertungsmatrix für die Verbraucherklassen aus Tabelle 5.2, ohne Berücksichtigung der Steuerungsart.

Tabelle 5.3: Zuordnung linguistischer Variablen

Linguistische Variable	numerischer Wert
verschwindend	0
gering	1
mittel	2
hoch	3
nicht realisierbar	∞

Tabelle 5.4: Bewertungsmatrix, Informationsgehalt kontra Aufwand Geräteerkennung

	Permanentverbraucher	Ein-Aus-Verbraucher	Endliche Zustandsautomaten	Kontinuierlich variable Verbraucher
Aufwand der Geräteerkennung	∞	1	2	3
Informationsgehalt	3	3	2	1
η	0	3	1	0,33

Permanentverbraucher besitzen zwar in der Summe ein erhebliches Optimierungspotenzial, sind aufgrund der nicht vorhandenen Änderungen der Wirkleistungsaufnahme für die Geräteerkennung nicht relevant. Lediglich der absolute Energiebezug aller angeschlossenen Permanentverbraucher (z.B. Stand-By-Geräte) enthält Informationen über den Energiebedarf sowie den Anteil dieser am Gesamtbedarf des jeweiligen Haushalts. Eine hohe Grundlast ist oftmals ein Hinweis auf eine hohe Anzahl von Stand-By-Verbrauchern. Die Energiekosten der Stand-By-Verbraucher sind den Menschen oft nicht bewusst. Erst die Visualisierung in geeigneter zeitlicher Auflösung kann den Bewohner über diesen Sachverhalt hinreichend informieren, so dass dieser die angeschlossenen Geräte überprüfen und gegebenenfalls eingreifen kann. Über Änderungen im Stand-By-Bedarf lassen sich versteckte Kleinverbraucher mit permanenter Energieaufnahme rückverfolgen. Wird zum Beispiel ein Aquarium mit Heizung und Filterpumpe zusätzlich angeschlossen, kann die Höhe des zusätzlichen Energiebezugs über die offensichtliche Änderung der Grundlast zurückverfolgt werden.

Nach Tab. 5.4 besitzen die Ein-Aus-Verbraucher das beste Nutzungsverhältnis für die Geräteerkennung. Das Verhältnis η ist mit dem Wert drei belegt, da sich in dieser Gruppe viele Geräte mit hohem Energiebedarf und Einsparpotenzial wiederfinden (vgl. Bild 5.2, Energiebedarf einzelner Geräte pro Jahr und Haushalt).

Für endliche Zustandsautomaten ergibt sich ein geringeres Nutzungsverhältnis. Viele Geräte dieser Klasse (Bügeleisen, Toaster, Waschmaschine, Trockner, Herd u. Ofen) sind für eine Geräteüberwachung (Sicherheitsdienst) in Verbindung mit Remote-Monitoring-Diensten interessant.

Zeitliche Folgen ähnlicher Schaltleistungen können nur dann ohne Vorwissen identifiziert werden, wenn diese in bestimmten Zeitabständen wiederholt auftreten, so dass wiederkehrende Muster detektierbar sind. Diese Eigenschaft besitzen nur Ein-Aus-Verbraucher sowie endliche Zustandsautomaten. Die in Kapitel 6 behandelten Verfahren zur Geräteerkennung konzentrieren sich daher auf diese Geräteklassen. Ein-Aus-Verbraucher lassen sich als spezielle endliche Zustandsautomaten mit nur zwei Zuständen behandeln, so dass die Klasse der endlichen Zustandsautomaten im Fokus der Analyse liegt. Um Schaltzustandsänderungen endlicher Zustandsautomaten zu erkennen, ist es notwendig, die Modelleigenschaften dieser Geräteklasse (EZA) durch geeignete Restriktionen festzulegen:

- i. Alle erkennbaren EZA besitzen nur endlich viele verschiedene Schaltzustände und Schaltzustandsübergänge.
- ii. Die Summe der Leistungen der Zustandsübergänge sowie jeder einzelne mögliche Leistungszustand ist größer oder gleich null Watt (Nichtnegativitätsbedingung).
- iii. Einzelne Schaltfolgen (Schaltsequenzen) wiederholen sich zyklisch mit entsprechenden Zustandswechselln gleicher Schaltleistung.
- iv. Die Schaltzyklen treten mindestens einmal pro Tag (bzw. Woche) auf, so dass Wiederholungen bei wöchentlicher oder monatlicher Betrachtung erkennbar sind.

Anmerkung:

Die Wirkleistungsaufnahme eines elektrischen Geräts im Haushalt ist niemals negativ. Sind regenerative oder sonstige einspeisende Energiequellen im Haushalt installiert, ist für diese Anlagen ein eigener Drehstromzähler installiert. Die Einspeisung wird isoliert abgerechnet, so dass diese im gemessenen Gesamtlastverlauf der passiven elektrischen Verbraucher nicht auftauchen.

5.3 Bewertung elektrischer Verbraucher in Bezug auf das Einsparpotenzial

Der Energiebedarf eines speziellen Gerätes ist kennzeichnend für die Bedeutung mögliche Einsparungen zu erzielen. Nach Bild 5.2 entfällt auf die Kühl- und Gefriergeräte ein prozentualer Anteil von über 27% des Jahresbedarfs elektrischer Energie deutscher Haushalte. Bei den Geräten der Informations- und Kommunikationstechnik gilt es den Stand-By-Verbrauch zu visualisieren, um Ansatzpunkte für eine Energieoptimierung aufzuzeigen. Die Geräteüberwachung eignet sich zudem besonders für Kühl- und Gefriergeräte, da diese Geräte über 24h in zyklischen Abständen (häufig mehrmals pro Stunde) ein- und ausschalten und Ausfälle einfach zu erkennen sind. Die Wohnraumbeleuchtung ist für ca. 15% der Stromkosten verantwortlich. Gerade bei den Leuchtmitteln mit sehr kleinen Spannungen treten vermeidbare Verluste durch hohe Ströme auf. Zudem beziehen die zusätzlichen Kleintransformatoren selbst im Leerlauf permanent Energie aus dem Netz. Auf die TV-Geräte entfallen im Durchschnitt ca. 13% der Stromkosten. Zweifels- ohne besteht hier ein hohes Einsparpotential, die Umsetzung ist jedoch gerade hier mit gravierenden Verhaltensänderungen gekoppelt, die nicht nur das Bewusstsein für den Energiebedarf berühren, sondern eine grundlegende Umstrukturierung der Werteskalierung des Freizeitverhaltens bedingen.

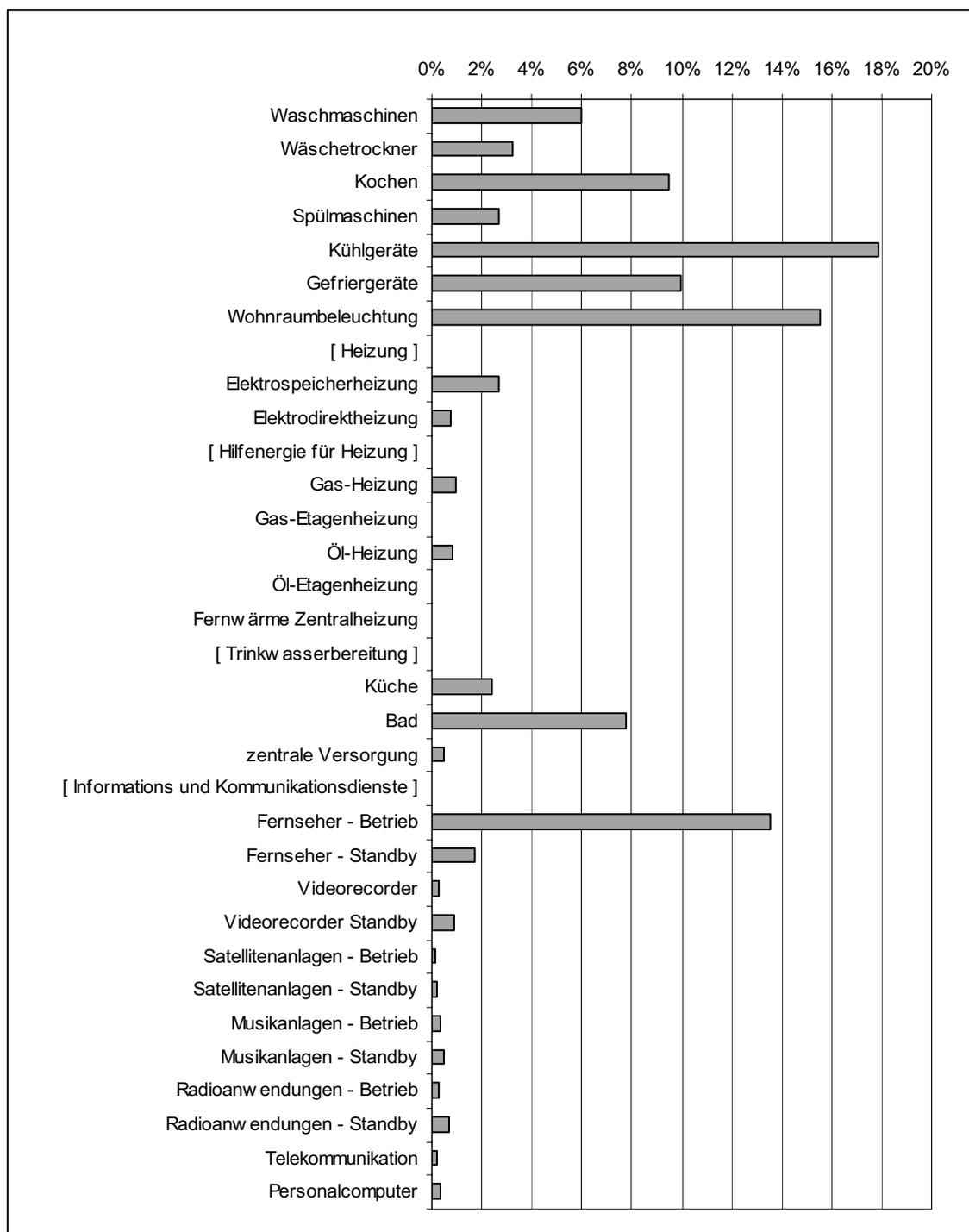


Bild 5.2: Anteil elektrischer Geräte am Gesamtenergiebedarf des Haushalts [Prior97]

Gerade viele jüngere Menschen schalten die "Flimmerkiste" als Hintergrundbeschallung ein, so dass das Fernsehgerät dann als Permanentverbraucher die tägliche Grundlast des Haushalts um durchschnittlich 200W inkrementiert. Da es sich hierbei um Gewohnheitsmuster handelt, die nur sehr schwer verändert werden können, sind Einsparungen hier oftmals nur über die Substitution alter Geräte durch effizientere neue zu erzielen.

5.4 Modellierung elektrischer Verbraucher

5.4.1 Charakteristische Eigenschaften

Die als erkennbar eingestuften endlichen Zustandsautomaten lassen sich unter Berücksichtigung der in Abschnitt 5.2 getroffenen Restriktionen durch

- eine endliche Anzahl diskreter Stufen der Wirkleistungsaufnahme,
- zusätzliche Energie einer Einschaltspitze,
- die Einschaltdauer und Energieaufnahme pro Schaltzyklus sowie
- die Häufigkeit des Einschaltens pro Tag sowie spezielle Tageszeiten, in denen dieses Gerät betrieben wird, (vgl. normierte Nutzungsvektoren der Verbraucher [Prior1997])

charakterisieren und unterscheiden.

Die Wirkleistung P beschreibt den Mittelwert der Augenblickleistung $p(t)$ und bezieht sich auf einen fest definierten Zeitabschnitt, ein Mittelwertintervall. Die Länge des Intervalls ist zunächst beliebig, muss bei periodischen Signalen mindestens eine Periodendauer der Spannung des Versorgungsnetzes ($T_{\text{Netz}} = 20 \text{ ms}$) betragen.

Sei P_t die gesamte elektrische Wirkleistung des Haushalts zum diskreten Zeitpunkt $t_0 + t \cdot T$, mit $t = 1, 2, \dots$, dann lässt sich der Verlauf von P_t aus der Summe der Wirkleistungsaufnahme aller im Haushalt angeschlossenen elektrischen Geräte zu

$$P_t = \sum_{j=1}^{N'_V} P_{j,t}, \quad (5.2)$$

summieren. In (5.2) beschreibt N'_V die Anzahl aller elektrischen Geräte eines Haushalts.

Sind nur N_V , mit $N_V \leq N'_V$, elektrische Geräte aufgrund der Qualität der Messdaten identifizierbar, modifiziert sich (5.2) zu

$$P_t = \sum_{j=1}^{N_V} P_{j,t} + P_{\text{Rest},t}. \quad (5.3)$$

P_{Rest} enthält die Wirkleistung aller nicht erfassten bzw. nicht erkennbaren Geräte.

Mit der Annahme, dass die unterschiedlichen Haushaltsgeräte nicht regelmäßig gleichzeitig schalten, lassen sich Änderungen im Wirkleistungsverlauf den einzelnen Geräten zuordnen. Des Weiteren kann jede Zeitreihe eines elektrischen Gerätes V_j in eine Differenzreihe

$$\Delta P_{j,t} = P_{j,t} - P_{j,t-1} \quad (5.4)$$

umgerechnet werden. Im Umkehrschluss lässt sich aus bekannten Leistungsänderungen $\Delta P_{j,t}$ der Wirkleistungsverlauf von V_j über

$$P_{j,t} = \sum_{\tau=1}^t \Delta P_{j,t} \sigma(\tau - t) \quad (5.5)$$

rekonstruieren, wobei

$$\sigma(\tau - t) = \begin{cases} 0 & \text{für } \tau < t \\ 1 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.6)$$

den zeitlich verschobenen Einheitssprung beschreibt. In (5.5) muss bei exakter Nachbildung der Schaltzustände jede noch so kleine Leistungsänderung $\Delta P_{j,t}$ berücksichtigt werden. Aufgrund der Schranke dP_{\min} in (4.21) werden einige Änderungen jedoch herausgefiltert, so dass die Nachbildung des Leistungsverlaufs nach (5.5) zusätzliche Korrekturen erfordert.

Neben der Nichtnegativitätsbedingung

$$P_{j,t} \geq 0 \quad \forall j, t, \quad (5.7)$$

muss gleichzeitig die Summenbedingung nach

$$\sum_{j=1}^{N_V} P_{j,t} \leq P_t \quad \forall t, \quad (5.8)$$

für jeden elektrischen Verbraucher erfüllt sein.

Betrachtet man einen Verbraucher V_j , der als endlicher Zustandsautomat modelliert, N_{A_j} verschiedene Schaltzustandsänderungen $A_{j,k}$ der Menge

$$\mathcal{A}_j = \left\{ A_{j,1}, A_{j,2}, \dots, A_{j,N_{A_j}} \right\} \quad (5.9)$$

besitzt, so lässt sich aus \mathcal{A}_j eine begrenzte Menge von Schaltzuständen

$$\mathcal{Z}_j = \left\{ Z_{j,1}, Z_{j,2}, \dots, Z_{j,N_{Z_j}} \right\} \quad (5.10)$$

erzeugen. Dabei wird ein Schaltzustand

$$Z_{j,k} = Z_{j,k-1} + A_{j,k}, \quad (5.11)$$

jeweils aus einem Vorgängerzustand $Z_{j,k-1}$ und einer Schaltzustandsänderung $A_{j,k}$ erzeugt. Es wird hierbei einschränkend angenommen, dass jeder Schaltzustandsübergang nur einmal pro Sequenz auftritt.

Für jeden Schaltzustand gilt:

$$Z_{j,k} \geq 0 \quad \forall k = 1, \dots, N_{Z_j} \quad (5.12)$$

sowie

$$\sum_{k=1}^{N_{A_j}} A_{j,k} = 0. \quad (5.13)$$

Da die Reihenfolge der Zustandsübergänge variieren kann, existieren damit in der Regel (bei mehr als zwei Zustandsänderungen) verschiedene mögliche Zustandsfolgen. Die Menge der möglichen Zustandsübergänge sowie die Menge der Schaltzustände ist jedoch zu begrenzen.

Bezeichnet $\{S_i\}$, mit $i=1 \dots N_S$, die Folge aller detektierten Schaltereignisse des Lastverlaufs, so lässt sich anhand der endlichen Menge von Schaltzustandsänderungen \mathcal{A}_j eines Verbrauchers V_j eine Untermenge

$$\mathcal{P}_j = \{S_{ij}\} = \{S_i | P(S_i) \in \mathcal{A}_j\} \quad (5.14)$$

bilden, in der alle von V_j verursachten Schaltzustandsänderungen enthalten sind. Jedes Schalteignis S_{ij} aus (5.14) wird bei der Modellierung durch einen Zustandsübergang nach (5.9) approximiert.

$$A(S_{ij}) = \min_k (|P(S_{ij}) - A_{j,k}|) = A_{j,k} \quad (5.15)$$

In (5.14) bezieht $P(S_{ij})$ den approximierten Wert der Wirkleistungsänderung des Schaltereignisses S_{ij} . Jede Änderung eines Schaltzustands führt unmittelbar auf eine Änderung des Wirkleistungsverlaufs von V_j und damit auf eine Änderung im Gesamtlastverlauf P_t . Die Summe aller Wirkleistungsänderungen von V_j beschreibt den Leistungszustand dieses Gerätes zu jedem beliebigen Zeitpunkt eindeutig über die Beziehung

$$P_{j,t} = \sum_{i=1}^{N_{S_i}} P(S_{ij}) \sigma(t - t_{ij}) \quad (5.16)$$

wobei t_i den Zeitpunkt des Auftretens von S_{ij} kennzeichnet. Über gerätespezifische binäre Variablen u_{ij} , lässt sich die Zuordnung der Schaltereignisse S_i zu unterschiedlichen Verbrauchern V_j steuern. Mit Hilfe der Variablen u_{ij} modifiziert sich (5.16) zu

$$P_{j,t} = \sum_{i=1}^{N_S} u_{ji} P(S_i) \sigma(t - t_i) \quad (5.17)$$

Die binären Schaltzustandsvektoren \underline{u}_j^T aller Verbraucher lassen sich zu einer $(N_V \times N_S)$ Schaltzustandsmatrix \underline{U} zusammenfassen. Über \underline{U} lassen sich die Zuordnungen von Schaltereignissen und modellierten Verbrauchern beeinflussen.

$$\begin{bmatrix} \{S_{i,1}\} \\ \{S_{i,2}\} \\ \vdots \\ \{S_{i,N_V}\} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{1,1} & u_{1,2} & \dots & u_{1,N_S} \\ u_{2,1} & u_{2,2} & \dots & u_{2,N_S} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_{N_V,1} & u_{N_V,2} & \dots & u_{N_V,N_S} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ \vdots \\ S_{N_S} \end{bmatrix} \quad (5.18)$$

Bei korrekter Zuordnung kann jedes Schaltereignis nur einem Verbraucher zugeordnet sein. Mehrfachzuordnungen sind nicht zulässig. Die Matrix \underline{U} besitzt dann in jeder Spalte nur eine Eins.

Ziel der Geräteerkennung ist es, die “korrekte” oder “optimal approximierende” Matrix \underline{U} zu finden. Neben der Zuordnung der Schaltereignisse muss zunächst die Anzahl der möglichen Verbraucher (Zeilen von \underline{U}) bestimmt werden.

Um die Komplexität des Problems zu reduzieren, wird zu den aufgestellten Forderungen ergänzt, dass

- jeder endliche Zustandsautomat keine Untermengen anderer Zustandsautomaten enthält oder in einem anderen Automaten als Teilmenge auftritt.

Aus dieser Forderung folgt, dass bevorzugt Zustandsautomaten mit geringer Anzahl verschiedener Zustandsübergänge zu behandeln sind, um daraus die einzelnen Zustandsautomaten zu erzeugen. Aus einer kanonischen Basis linear unabhängiger Zustandsautomaten lassen sich zu einem späteren Zeitpunkt auch komplexere Zustandsautomaten über Korrelationsanalysen erstellen.

Bild 5.3 zeigt das Zustandsübergangdiagramm eines Verbrauchers V_j mit drei verschiedenen Zustandsübergängen $A_{j,1} > 0$, $A_{j,2} > 0$ und $A_{j,3} < 0$, $A_{j,3} = -(A_{j,1} + A_{j,2})$.

Vom Anfangszustand $Z_{j,1} = 0$ kann alternativ über $A_{j,1}$ oder über $A_{j,2}$ geschaltet werden, so dass die Zustände $Z_{j,2}$ oder $Z_{j,4}$ erreicht werden. Beide Variationen von Schaltsequenzen enden

schliesslich im selben Folgezustand $Z_{j,3}$. Über $A_{j,3}$ erreicht der Automat wieder den Anfangszustand $Z_{j,1}$.

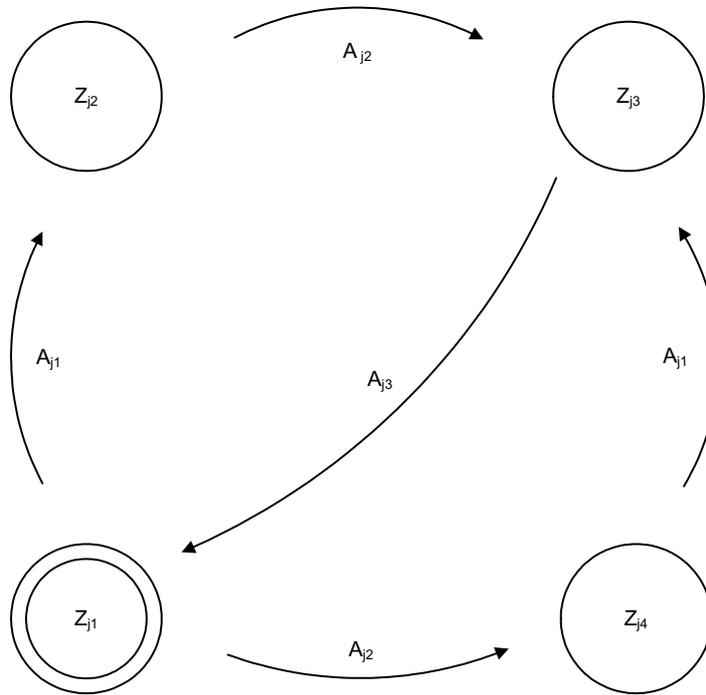


Bild 5.3: Zustandsdiagramm eines endlichen Zustandsautomaten V_j mit drei verschiedenen Zustandsübergangsleistungen $A_{j,1}$, $A_{j,2}$ und $A_{j,3}$

Über (5.11) erhält man eine Rekursionsform zur Bestimmung aller Schaltzustände eines endlichen Zustandsautomaten in Abhängigkeit der Reihenfolge der Schaltzustandsübergänge. Ändert man die Reihenfolge der $A_{j,k}$, erhält man eine neue Variation der Folge von Schaltleistungen und damit meistens auch andere Schaltzustände. Besitzt ein Verbraucher N_{A_j} verschiedene Zustandsübergänge, lassen sich theoretisch $N_{A_j}!$ verschiedene Variationen der Reihenfolge unterschiedlicher Schaltzustandsübergänge $A_{j,i}$ und damit maximal $N_{A_j}! \cdot (N_{A_j} - 1)$ verschiedene Schaltzustände bilden. Die Forderung aus (5.12) kann unter Berücksichtigung von (5.11) umgeformt werden zu

$$\sum_{v=1}^k A_{j,v} \geq 0 \quad \forall k = 1, \dots, N_{A_j}. \quad (5.19)$$

Des Weiteren summieren sich alle Zustandsänderungen jedes einzelnen Automaten zu

$$\sum_{v=1}^{N_{A_j}} A_{j,v} = 0 \quad W. \quad (5.20)$$

Für jeden einzelnen Automaten existiert ein maximaler Wirkleistungswert

$$P_{j,max} = \max_k(Z_{j,k}). \quad (5.21)$$

Das Minimum jedes als Zustandsautomat modellierten Verbrauchers liegt notwendig bei

$$P_{j,min} = \min_k(Z_{j,k}) \stackrel{!}{=} 0 W, \quad (5.22)$$

da die Stand-By-Leistung bei der Modellierung nicht berücksichtigt wird.

Das konkrete zeitliche Verhalten einer Schaltzustandsfolge lässt sich mit Hilfe abgeschlossener Schaltsequenzen beschreiben.

Definition einer Schaltsequenz

Sei V_j ein elektrischer Verbraucher, der als endlicher Zustandsautomat modelliert, eine begrenzte Menge \mathcal{A}_j von Schaltzustandsübergängen besitzt, dann bildet eine Folge aller Elemente von \mathcal{A}_j in beliebiger Reihenfolge, wobei jedes Element nur genau einmal auftritt, eine Schaltsequenz $\Gamma_{j,v}$ dieses Verbrauchers.

Für das Beispiel in Bild 5.3 bedeutet dies, dass nach einer Schaltsequenz, ausgehend von einem Startzustand $Z_{j,1} = 0 W$, alle $N_{\mathcal{A}_j}$ verschiedenen Schaltzustände durchlaufen wurden und der nächste Folgezustand bereits den Startzustand der nächsten Sequenz bildet.

Mit Hilfe der Sequenzen lässt sich die Zeitreihe der Wirkleistungsaufnahme eines endlichen Zustandsautomaten in eine endliche Folge abgeschlossener Schaltsequenzen

$$P_{j,t} = \sum_{v=1}^{N_{\Gamma_j}} \Gamma_{j,v} \quad (5.23)$$

zerlegen. Jede Schaltsequenz bildet eine eigene Zeitreihe und muss jeweils die Restriktionen aus (5.7), (5.8) und (5.12) erfüllen. Die Prüfung der Randbedingungen der gesamten Zeitreihe eines Verbrauchers lässt sich somit in unabhängige Unterprobleme zerlegen. Kann im Umkehrschluss eine Zeitreihe aus einer sequentiellen Verkettung von Schaltsequenzen gebildet werden, erfüllt diese automatisch die geforderten Randbedingungen, da jede einzelne Sequenz diese bereits erfüllt und die Wirkleistung am Ende jeder Sequenz $0W$ beträgt. Dabei wird unterstellt, dass zeitliche Überschneidungen einzelner Schaltsequenzen eines Verbrauchers nicht zulässig sind.

Unter der Voraussetzung, dass sich die zugehörigen Schaltereignisse eines EZA aus der Menge aller erkannten Schaltereignisse diesem zuordnen lassen, stellt sich dann primär die Aufgabe, aus diesen Schaltzustandsänderungen gültige Schaltsequenzen zu erzeugen. Diese lassen sich dann zu Zeitreihen kombinieren. Es entsteht ein Baum von Schaltsequenzen. Die optimale Folge bzw. Kombination von Schaltsequenzen zu finden ist das Ziel der angestrebten Geräteerkennung. Für diese Aufgabe sind Eigenschaften und Kennwerte zur Bewertung der Qualität einzelner Sequenzen erforderlich.

Als Parameter einer Schaltsequenz $\Gamma_{j,v}$ lassen sich die Schaltzustände $Z_{j,k}$, die Übergangsleistungen $A_{j,k}$, die mittleren Schaltzustandszeitintervalle $\bar{T}_{j,k}$ sowie die Energiebeträge $\bar{E}_{j,k}$ zur Bewertung heranziehen. $\bar{T}_{j,k}$ bemisst die Zeitspanne zwischen einem Zustandswechsel von $Z_{j,k}$ zu $Z_{j,k+1}$.

Sind diese Zeitintervalle konstant und bekannt, bewertet

$$Q_{T_j} = \sum_{k=1}^{N_{Z_j}} \left(\frac{|\bar{T}_{j,k} - T_{j,k}|}{\bar{T}_{j,k}} \right)^{\kappa} \quad (5.24)$$

die Abweichungen der tatsächlichen Einschaltintervalle bzgl. der mittleren Zeitintervalle dieser Art von Sequenz von V_j sowie

$$Q_{P_j} = \sum_{k=1}^{N_{Z_j}} \left(\left| \frac{\bar{A}_{j,k} - A_{j,k}}{\bar{A}_{j,k}} \right| \right)^\kappa \quad (5.25)$$

die Abweichungen der Schaltzustandsübergänge und

$$Q_{E_j} = \sum_{k=1}^{N_{Z_j}} \left(\frac{|Z_{j,k} T_{j,k} - \bar{E}_{j,k}|}{\bar{E}_{j,k}} \right)^\kappa \quad (5.26)$$

die Abweichungen der Energiebeträge einzelner Teilzustände. Für viele elektrische Geräte macht es keinen Sinn, jeweils gleichbleibende Zeitintervalle der Schaltzustände anzunehmen, so dass sich keine brauchbaren Werte für die mittleren Energiebeträge der Teilzustände ermitteln lassen.

Für diesen allgemeinen Fall bewertet

$$Q_{E_j} = \left(\frac{\left| \sum_{k=1}^{N_{Z_j}} Z_{j,k} T_{j,k} - \bar{E}_j \right|}{\bar{E}_j} \right)^\kappa \quad (5.27)$$

die Energie des gesamten Schaltzyklus einer Sequenz. Für $\kappa = 2$ erhält man in (5.26) bis (5.28) jeweils die Summe der normierten Abstandsquadrate. Die verschiedenen Qualitätskenngrößen einer Schaltsequenz aus (5.24), (5.25) und (5.27) lassen sich mit Hilfe weiterer Gewichtungsfaktoren zu einem Summenkriterium

$$Q_{T_v} = \gamma_T \cdot Q_T + \gamma_P \cdot Q_P + \gamma_E \cdot Q_E \quad (5.28)$$

zusammenfassen. Die Gewichtungsfaktoren γ_T, γ_E und γ_P vergrößern den Parameterraum zur Bewertung der Eigenschaften einer Schaltsequenz. Wird zum Beispiel nur nach übereinstimmenden Leistungswerten optimiert, setzt man $\gamma_P = 1$, $\gamma_T = 0$ sowie $\gamma_E = 0$.

Fazit zur Modellierung

Die aus dem Gesamtlastverlauf detektierbaren Schaltereignisse sind die einzigen Informationen zur Modellierung der Zustandsautomaten. Als charakteristische Eigenschaften eines Schaltereignisses wurden die stationäre Wirkleistungsaufnahme, der Betrag der Energie einer Einschaltspitze (bei speziellen elektrischen Verbrauchern) sowie die Zeitdauer eines Einschaltereignisses identifiziert. Auf diesen drei grundlegenden Eigenschaften basiert der in diesem Kapitel erzeugte Modellansatz. Aus den Messungen der Wirkleistung am Hausanschlusspunkt lassen sich aufgrund der getroffenen Annahmen und Einschränkungen nur elektrische Geräte erkennen, die sich als endliche Zustandsautomaten (Ein-Aus-Verbraucher eingeschlossen) modellieren lassen. Für diese Zustandsautomaten wurden notwendige Randbedingungen aufgezeigt, mit deren Hilfe sich die Menge der generierbaren Verbrauchermodelle deutlich eingrenzen lässt. Zudem wurden geeignete Bewertungskriterien aufgezeigt, die in Kapitel 6 zur Selektion und Validierung konkreter Verbrauchermodelle eingesetzt werden können. Die erstellten Randbedingungen sind bewusst sehr allgemein gehalten, so dass den Verbrauchermodellen genügend Spielraum für unterschiedliche Variationen bzgl. der Schaltzustandsübergänge bleibt.

Der beschriebene Modellansatz für endliche Zustandsautomaten bildet mit den getroffenen Randbedingungen ein Grundgerüst für die Verfahren zur Detektion von Schalthandlungen elektrischer Verbraucher, die im folgenden Kapitel behandelt werden.

6 Neuer selbsterkennender NIALM Algorithmus

Die Lastüberwachungsverfahren von Hart und Zmeureanu aus Kapitel 2 basieren, bedingt durch die verwendete Art der Messdatenerfassung, jeweils auf unterschiedlichen elektrischen Größen. Bei der Analyse greifen beide auf bereits implementiertes Systemwissen bzgl. der detektierbaren Geräte zurück. Harts Ansatz findet spezielle Zustandsautomaten mit mehr als zwei Zuständen über einen speziellen regelbasierten Algorithmus, der seine Entscheidungskriterien aus einem Expertensystem bezieht [Hart1992]. Zmeureanu benutzt für die Erkennung elektrischer Geräte aus dem Gesamtlastgang Mustereerkennungsverfahren, die während der Initialisierungsphase des Systems manuell eingegeben werden müssen [Zmeureanu1999]. Beide Ansätze benötigen somit manuelle Zuwendung oder die Integration einer Geräte und Regeln umfassenden Datenbank. Entsprechend den Anforderungen aus Abschnitt 3.3 ist jedoch aus der Sicht des Endanwenders ein Plug&Play-fähiges Analysesystem ohne notwendige manuelle Initialisierung oder zusätzliche Referenzdatenbanken anzustreben.

In dieser Arbeit wird deshalb ein neuer Algorithmus vorgestellt, der häufig auftretende Muster des Lastverlaufs selbstständig erkennt und somit keine manuellen Eingriffe zur Initialisierung der Detektionsverfahren erfordert. Die Ergebnisse können natürlich in einem temporären Systemgedächtnis nachgeführt werden (adaptive Parameteroptimierung), so dass das "Systemwissen" sukzessive wächst und sich der Algorithmus stets an veränderbare Randbedingungen anpassen kann. Für eine automatische Zuweisung des konkreten Geräte- und Herstellertyps eines detektierten Geräts ist jedoch stets eine externe Referenzdatenquelle oder eine manuelle Zuweisung erforderlich. Ziel dieses Ansatzes ist es, gleichartige Schaltsequenzen mit ähnlichen Schaltzustandsübergängen und Schaltleistungen zu finden und diese als Schaltmuster elektrischer Geräte des Haushalts automatisch zu identifizieren.

In den folgenden Abschnitten wird ein Algorithmus aus verschiedenen Datenanalyseverfahren entwickelt, mit dem sich beliebige Schaltmuster elektrischer Geräte aus Messdaten des Gesamtlastverlaufs identifizieren lassen.

Die wesentlichen Anforderungen an den Algorithmus sind dabei:

- i. Erkennung von Schaltmustern elektrischer Geräte ohne vorgegebene Referenzmuster.
- ii. Detektion von Ein-Aus-Verbrauchern, die mehrfach täglich schalten
- iii. Erkennung von Verbrauchern, die sich als endliche Zustandsautomaten gemäß der Definition der Randbedingungen aus Abschnitt 5.4, modellieren lassen.
- iv. Detektion besonders energieintensiver Verbraucher.
- v. Analyse des Lastverlaufs eines Tages in weniger als 15 Minuten.
- vi. Reaktion auf Änderungen der Geräteparameter über mehrere Wochen (Adaption der Modellparameter)

Der Begriff Mustererkennungsverfahren wird in dieser Arbeit sowohl für die Erkennung bekannter Muster (pattern matching) als auch die Detektion unbekannter Muster (pattern detection) verwendet. Unter dem Begriff "pattern recognition" lassen sich in der Literatur sowohl Methoden zur Erkennung unbekannter, als auch zur Wiedererkennung bekannter Muster finden. Erstere sind präziser unter dem Begriff des "pattern detection" einzuordnen sind. Nach Hand et al. [Hand2002], lässt sich grundsätzlich in "**supervised**" und "**unsupervised**" Verfahren zur Mu-

stererkennung unterscheiden (Tabelle 6.1). Des Weiteren identifiziert Hand unter **“pattern matching”**, Methoden, die ein bereits bekanntes Muster wiedererkennen und somit in die Klasse der “supervised” Verfahren einzuordnen sind. Diese werden jedoch im engeren Sinn nur als Werkzeug benutzt, wobei sich die Unterschiede einzelner Verfahren auf die Art und Bewertung einer Abstandsberechnung reduzieren lassen. Nach Hand ist ein Muster, im Sinne eines **“unsupervised pattern detection”**-Algorithmus, ein Datenvektor, der eine annormale hohe lokale Dichte von Datenpunkten bezeichnet. Das Wort *annormal* impliziert dabei, dass dort eine Vergleichsmenge an Datenvektoren vorhanden ist, mit denen das Muster verglichen werden kann. Ist nur wenig über die zu untersuchenden Daten bekannt, nimmt man vorerst ein “einfaches” Hintergrundmodell für die Restdaten an vgl. [Hand2002]. Dies ist z.B. die Normierung durch die Anzahl der Datenvektoren.

Um Daten bzw. spezielle Muster zu bewerten, ist es daher notwendig, ein Hintergrundmodell in Bezug auf die detektierten Muster zu betrachten. Dieses Modell muss dabei eher implizit (bei der Bewertung einzelner Muster) als explizit angesetzt werden. Ähnliche Ansätze sind in [Jobman1995], Chau[1999] und Adams[2001] zu erkennen.

Gemäß dieser Unterscheidung ist entsprechend der Anforderungen i. ein “unsupervised“ Algorithmus zur Erkennung elektrischer Geräte erforderlich. Qualitätsberechnungen der Modellparameter sind stets in Bezug auf die Gesamtheit (Hintergrundmodell) der Daten des Untersuchungszeitraumes zu beziehen.

Ohne speziell definiertes Vorwissen lassen sich nur diejenigen elektrischen Geräte aus dem Gesamtlastgang identifizieren, die den geforderten Randbedingungen aus Abschnitt 5.4 genügen. Die Implementierung dieser Randbedingungen erzeugt streng genommen bereits einen “supervised” Algorithmus. Diese beruhen auf Plausibilitätsbetrachtungen und gelten für alle elektrischen Haushaltsgeräte.

Tabelle 6.1: Übersicht Mustererkennungsverfahren

Mustererkennungsverfahren		
Detektion bekannter Strukturen (Wiedererkennung - „pattern recognition“)	Detektion unbekannter Strukturen (pattern detection)	
„supervised“	„supervised“	„unsupervised“
Alle Systeme und Verfahren, bei denen a priori die Struktur, die Anzahl der Muster, Informationen bzgl. des Zeitverlaufs einzelner Strukturen bekannt sind, alle Typen von Neuronalen Netzen welche a priori trainiert sind (Multilayer feed forward mit Backpropagation Lernstrategie) die Ausgabe sowie die Zuordnung von ein und Ausgabe ist dabei bekannt	Vorgabe von Restriktionen oder von Teilen des Modells zur Reduktion der Komplexität, Verfahren zur Spracherkennung, Hidden Markov Models vom Typ 1 oder 2	Jegliche Strukturen und Muster sind dabei völlig frei durch das System wählbar entsprechend den Parametern der Qualitätsbewertung Hidden Markov Models vom Typ 3, Clustern von beliebigen Datenvektoren mit SOM oder Learning Vector Quantisation LVQ

Der in dieser Arbeit entwickelte NIALM Ansatz besitzt ausschließlich unsupervised Algorithmen und besteht im Kern aus einem Clusterverfahren, einem Genetischen Algorithmus und der Dynamische Programmierung. Unter Berücksichtigung der Schwächen und Stärken werden die verschiedenen Analysemethoden zu einem Algorithmus verschmolzen. Gerade die Clusterverfahren sind ein besonders universell einsetzbares Werkzeug. Diese lassen sich nicht nur zur Filterung von Schaltereignissen, sondern auch zur Suche von Datenkonzentrationen aus beliebigen Datenvektoren einsetzen. Den eigentlichen Kern des Algorithmus bildet ein Genetischer Algorithmus, der aus den gefundenen Zustandsübergängen geeignete Verbraucherkombinationen in hinreichend kurzer Zeit generiert.

6.1 Neuer Ansatz Gesamtansatz zur Analyse von Laständerungen

Die gestellte Aufgabe, Sequenzen von Schaltereignissen als Muster unterschiedlicher elektrischer Geräte zu erkennen, ähnelt grundsätzlich dem Problem der Detektion einzelner Worte aus Texten oder Sprachsequenzen. Im Unterschied zu einem Wortsignal, bei dem die Muster sequentiell auftreten, überlagern sich die Schaltmuster elektrischer Geräte jedoch gegenseitig, so dass die zur Worterkennung entwickelten Verfahren nicht ohne gravierende Modifikationen zur Detektion von Schaltmustern eingesetzt werden können.

Es sind also Verfahren notwendig, die sowohl die Schaltzustände als auch die Schaltzustandsübergänge der gesuchten elektrischen Verbraucher identifizieren können, ohne dabei typische Parameter des Modells zu kennen. Lediglich einige Randbedingungen, die für fast alle elektrischen Haushaltsgeräte gelten, sind dem Algorithmus a priori bekannt.

Das grundlegende Problem liegt in der fehlenden Kenntnis der Schaltzustandsübergänge $A_{j,k}$ sowie der Anzahl der Zustände $Z_{j,k}$ eines Verbrauchers V_j . Zur Detektion der unbekannt Systemgrößen eignen sich z.B. Hidden-Markov-Models (HMM), da diese mit stochastischen Bewertungen arbeiten und keine Vorgabeparameter erwarten. Hidden-Markov-Models können nach Rabiner [Rabiner1989] grundsätzlich für drei verschiedene Problemstellungen verwendet werden.

- Problemtyp 1: Das zugrunde liegende Modell $\lambda(A, B, \pi)$ (A := Zustandsübergangswahrscheinlichkeiten, B := Ausgabewahrscheinlichkeiten sowie π := Wahrscheinlichkeiten der jeweiligen Anfangszustände) ist bekannt, bestimme die Wahrscheinlichkeit eines bestimmten Ausgangsmusters.
- Problemtyp 2: Das Modell $\lambda(A, B, \pi)$ ist bekannt, finde aus der Menge von Ausgangsfolgen geeignete Zustandsübergänge bzw. Zustände des Modells.
- Problemtyp 3: Die Ausgangsfolge ist bekannt, bestimme und dimensioniere das Modell, so dass sich optimale Reproduktionen des Ausgangs mit Hilfe der jeweiligen erzeugten Modelparameter von $\lambda(A, B, \pi)$ ergeben.

Die Suche unbekannter Muster aus einer Datenmenge ist ein Problem des Typs 3, da weder die Zustände noch die Zustandsübergänge oder deren Übergangswahrscheinlichkeiten bekannt sind. Ein solches HMM, lässt sich als komplexes Optimierungsproblem formulieren und lösen. Bedingt durch die Überlagerungen verschiedener Schalthandlungen elektrischer Geräte, liegen die Schaltereignisse der Schaltzustandsübergänge häufig nicht in direkter chronologischer Folge vor, so dass sich die Übergangswahrscheinlichkeiten der Zustände aus den Schaltereignissen nicht bestimmen lassen. Analog zum Verfahren von Hart muss deshalb zunächst nach Gruppen

ähnlicher Schaltzustände gesucht werden, da diese mit hoher Wahrscheinlichkeit von den gleichen Verbrauchern erzeugt werden. Für diese Aufgabe eignen sich Clusterverfahren, die aus einer beliebigen Menge von Datenvektoren Referenzvektoren (Häufungspunkte) finden. Aus den Clustern der Schaltereignisse lässt sich dann eine begrenzte Mengen von Zustandsautomaten erzeugen. Aus den mittleren Schaltleistungen (Clusterzentren) der gefundenen Gruppen kann dann mit hoher Wahrscheinlichkeit auf die Schaltzustandsübergänge der gesuchten endlichen Zustandsautomaten geschlossen werden.

Die Anzahl der Zustände eines Verbrauchers ist bei dieser Methodik bereits durch die Anzahl der gefundenen Cluster begrenzt. Diese Einschränkung ist nicht gravierend, da ohnehin bevorzugt nach einfachen Strukturen mit wenigen Schaltzuständen gesucht wird, entsprechend dem Prinzip von “Ockhams Razor” [Hart1987], nach dem bei gleicher Qualität von Lösungen, jeweils die einfacher strukturierte bevorzugt behandelt wird.

Bevor jetzt im Detail die Analyse der Zeitreihe eines Verbrauchermodells diskutiert wird, werden zunächst zwei grundsätzlich unterschiedliche Analysestrategien betrachtet, mit Hilfe derer sich unbekannte Verbrauchermodelle finden lassen.

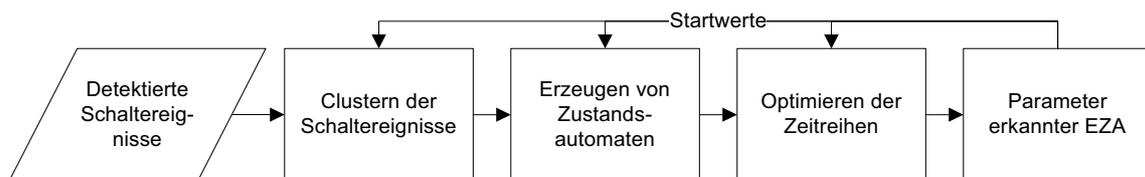


Bild 6.1: Analysestrategie A, “Clustern der Schaltereignisse”

Analysestrategie A:

Der in Bild 6.1 aufgeführte Algorithmus’ ähnelt in der Reihenfolge der Analysemodule dem System von Hart [Hart1992]. Die detektierten Schaltereignisse werden geclustert, um Schaltereignisse mit hohem Ähnlichkeitsgrad zu finden. Aus den Clusterzentren lassen sich endliche Zustandsautomaten für die Modellierung der Verbraucher generieren. Dieser Arbeitsschritt bildet den Kern des Detektionsverfahrens. Jeder auf diese Weise erzeugte hypothetische Verbraucher referenziert alle korrespondierenden Schaltereignisse der jeweils selektierten Cluster. Aus den Schaltereignissen lassen sich dann Sequenzen mit vollständigen Zustandsfolgen generieren. Mit Hilfe der Zeitreihe und geeigneten Bewertungskriterien werden einzelne Sequenzen sowie gültige Folgen verschiedener Sequenzen in der Summe bewerten. Die Bewertungsparameter werden “unsupervised” aus den Daten selbst generiert. An dieser Stelle ist der Einbezug bereits bekannter Parameter als Startwerte der Clusterung hilfreich, jedoch nicht zwingend erforderlich. Diese Strategie glänzt durch eine flexible Länge der Analysezeitintervalle, da beliebig zusammenhängende Zeitabschnitte unabhängig voneinander untersucht werden können. Des Weiteren können gewonnene Ergebnisse für die spätere Durchläufe des Verfahrens einbezogen werden. Es lassen sich z.B. die gefundenen Schaltzustandsübergänge als Referenzvektoren zur Clustern der nächsten Datenmenge übernehmen.

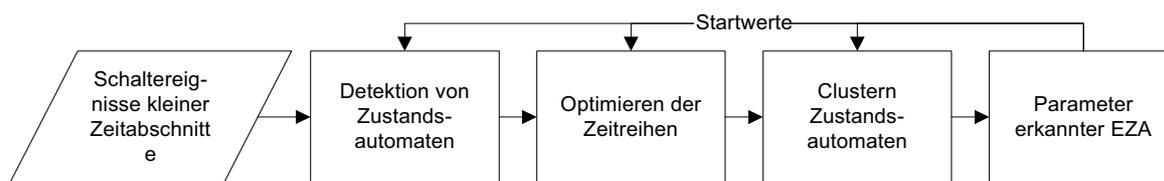


Bild 6.2: Clustern der Zustandsautomaten (Analysestrategie B)

Analysestrategie B:

Bei dieser Analysestrategie werden die Schaltereignisse zeitlich begrenzter Teilintervalle ausgewertet. Mit Hilfe kombinatorischer Verfahren wird die Menge gültiger Zustandsautomaten für jedes zeitliche Teilintervall gesucht. Die Kombinationen werden nicht aus Clusterzentren erzeugt, sondern direkt aus einer Untermenge von Schaltereignissen des betreffenden Teilintervalls. Die gebildeten Sequenzen müssen auch hier die Randbedingungen nach (5.7), (5.8) und (5.15) erfüllen. Im Gegensatz zu Strategie A werden bei B nicht Schaltereignisse, sondern Schaltmuster (Sequenzen von Schaltereignissen) geclustert, um hypothetische Verbraucher zu finden.

Tabelle 6.2: Gegenüberstellung der Analysestrategien

	Analysemodell A	Analysemodell B
Vorteile	<p>Statistische Auswertung durch Clustering reduziert den Rechenaufwand bereits vor der Optimierung der Zeitreihen</p> <p>Verfahren kann auch ohne Clustering durchgeführt werden</p>	<p>Gründlicheres Absuchen aller existierenden Kombinationen bzw. möglicher Zustandsautomaten</p>
Nachteil	<p>Schaltereignisse der Sequenzen eines Clusters können unter Umständen sehr stark variieren</p>	<p>Ergebnisse der Muster müssen mit Clusterverfahren zusammengefasst werden</p> <p>Sehr hoher Rechenaufwand</p>

Die einzelnen Module der beiden Verfahren sind nahezu identisch. Durch Vertauschen der Reihenfolge einzelner Module können die beiden Strategien jeweils ineinander überführt werden. Es lassen sich ebenfalls Schaltereignisse eines bestimmten Zeitabschnittes direkt zu Schaltsequenzen kombinieren, ohne diese vorab zu clustern. Die gefundenen gültigen Schaltsequenzen können anschließend zu Verbraucherstrukturen geclustert werden. Somit impliziert die Analysestrategie A aus Bild 6.1 die Variante B bereits und glänzt zusätzlich durch kürzere Ausführungszeiten, da die Komplexität des Optimierungsproblems aufgrund der Clustering der Schaltereignisse zu Beginn der Auswertung bereits deutlich reduziert wird.

Ziel des in dieser Arbeit konzipierten Energie-Monitoring-System ist es (siehe Kapitel 3), Tages- und Wochendaten der elektrischen Energieaufnahme zu analysieren. Deshalb darf die Auswertung auf dem Personalcomputer des Haushalts aufgrund der gewünschten Energieeinsparung nicht kontinuierlich erfolgen. Aufgrund des wesentlich geringeren Rechenaufwandes wird für die weiteren Betrachtungen Strategie A gewählt.

6.1.1 Ansatz zur Bewertung der Verbrauchermodelle

Ausgangspunkt des Algorithmus ist die Formulierung des Problems, das durch den Modellansatz aus Kapitel 5 bereits teilweise festgelegt ist. Die detektierbaren elektrischen Geräte werden als endliche Zustandsautomaten modelliert. Nun gilt es, einen geeigneten Ansatz zur Bewertung der Qualität der Verbrauchermodelle zu finden. Über ein Gütefunktional

$$J_{gesamt} = \sum_{j=1}^{N_V} f(Q_j) \rightarrow Optimum \quad (6.1)$$

lassen sich die Ergebnisse der Mustererkennung bewerten und optimieren. Q_j bewertet die Eigenschaften von V_j . Die Crux eines “unsupervised” Algorithmus liegt darin, dass zu Beginn der Optimierung keine Referenzparameter für eine Bewertung vorliegen. Diese sind in den Daten impliziert und müssen aus diesen generiert werden.

Infolge der Randbedingungen aus Abschnitt 5.4, lassen sich die Zeitreihen des Wirkleistungsverlaufs der modellierten Zustandsautomaten in Teilzeitreihen (Schaltsequenzen oder Episoden) unterteilen. Damit kann die Optimierung jeder dieser Zeitreihen in Teilprobleme zerlegt werden. Jede Schaltsequenz besteht aus einer fest definierten Anzahl von Schaltzuständen und Schaltzustandsübergängen. Die Qualität jeder Sequenz lässt sich z.B. aus den Abweichungen der einzelnen Schaltzustandsübergänge sowie den dadurch erzeugten Schaltzuständen bestimmen.

Über eine geeignet gewählte Funktion f in

$$J_{j,l} = \sum_{v=1}^{N_{A_j}} f(A_{j,v}^{(i)} - P(S_i)), \quad (6.2)$$

lassen sich die Abweichungen der Schalteleistungen einer Sequenz des Verbrauchers V_j so bewerten, dass sich die Schaltereignisse S_i , die zur Erzeugung dieser Sequenz referenziert werden, im Optimalfall nur minimal von den Zustandsübergängen von V_j unterscheiden. In (6.2) beziffert $A_{j,v}^{(i)}$ den v -ten Zustandsübergang von V_j , der durch das Schaltereignis S_i repräsentiert wird. Jede gültige Zeitreihe von V_j wird über

$$Q_j = \sum_{l=1}^{N_{T_j}} J_{j,l} \quad (6.3)$$

bewertet. Ist die Optimierungsaufgabe als Maximalwertproblem formuliert, muss die Funktion f in (6.2) folgende Eigenschaften besitzen:

- i. Geringe Abweichungen modellierter Schaltzustandsübergänge der jeweils referenzierten Schaltereignisse erzeugen einen hohen Qualitätswert.
- ii. Lösungen mit einer hohen Anzahl referenzierter Schaltereignisse müssen über qualitativ gleichwertige mit geringerer Anzahl dominieren.

Diese Forderungen lassen sich z.B. über spezielle quadratische Funktionen erzielen. Auch die in der Informationstheorie häufig benutzte Entropie genügt diesen Forderungen. Näheres dazu weiter unten in Abschnitt 6.5.

Wie bereits zu Beginn dieses Abschnitts erwähnt, lässt sich das Problem, Kombinationen zeitlich benachbarter Schaltereignisse als Zustandsänderungen des gleichen Zustandsautomaten zu identifizieren, auch über die Analyse der Schaltereignisse kurzer Zeitintervalle umsetzen (siehe Strategie B in Bild 6.2). Dabei muss ein Fenster mit variabler zeitlicher Länge über die Zeitreihe geschoben werden. Für jedes Zeitfenster müssen alle Kombinationen von Schaltereignissen

gefunden werden, die jeweils die Randbedingungen nach (5.7) und (5.8) einhalten. Hierzu jedoch eine kurze Abschätzung des notwendigen Rechenaufwandes:

Bei einer Anzahl von z.B. $N_S = 1000$ detektierten Schalterereignissen für den Zeitraum eines Tages berechnet sich die Anzahl möglicher Kombinationen, bei denen mindestens zwei Schalterereignisse zu einem Verbraucher kombiniert werden, über

$$N_{Int} = \sum_{i=1}^{N_S-1} i = \frac{N_S(N_S - 1)}{2} \approx \frac{N_S^2}{2} \quad (6.4)$$

bereits zu ca. $5 \cdot 10^5$.

Die Anzahl der Intervalle lässt sich oftmals mit Hilfe heuristischer Annahmen bzgl. der maximalen Einschaltdauer oder durch Unterteilen des gesamten Zeitintervalls reduzieren. Effizienter ist es jedoch, aus der Menge der Schalterereignisse jeweils ähnliche Schaltzustandwerte zusammenzufassen und diese als Schaltzustandsänderungen $A_{j,v}$ des gleichen Zustandsautomaten V_j zu betrachten.

Neben der reinen Wirkleistungsänderung besitzt jedes Schalterereignis weitere charakteristische Eigenschaften (siehe Kapitel 5), die ebenfalls im Datenvektor mitgeführt werden, so dass die Dimension der Datenvektoren erweitert wird. Mit wachsender Dimension der Datenvektoren lassen sich Häufungspunkte besser diskriminieren. Clusterverfahren finden Konzentrationen (Clusterzentren) von Datenvektoren mit ähnlichen Eigenschaften (z.B. stationäre Schaltzustandsänderungen, Einschaltspitze, usw.) und besitzen zudem sehr geringe Ausführungszeiten.

Mit Hilfe binärer Verknüpfungsvariablen $c_{j,k}$ lassen sich über

$$\mathcal{A}_j = \{c_{j,1} P(C_1), c_{j,2} P(C_2), \dots, c_{j,N_c} P(C_{N_c})\} \quad (6.5)$$

gezielte Mengen von Schaltzustandsübergängen zur Nachbildung von Verbrauchermodellen selektieren. Die Reihenfolge der Schaltzustandsübergänge nach (5.9) ist zunächst nicht relevant. Eine erste Bewertung der gebildeten Kombinationen erfolgt über

$$\left| \sum_{k=1}^{N_{A_j}} A_{j,k} \right| \leq \epsilon, \quad \epsilon \geq 0, \quad (6.6)$$

wobei die positive Schranke ϵ über die Gültigkeit einer Kombination entscheidet. Weitere Eigenschaften zur Bewertung folgen in Abschnitt 6.3.

Die Anzahl der gefundenen Cluster ist begrenzt, so dass sich der Lösungsraum der Kombinationen, die jeweils (6.6) für jedes $\epsilon > 0$ erfüllen, in endlicher Zeit vollständig absuchen lässt. Der zeitliche Aufwand für die Bewertung aller Kombinationen lässt sich über die Anzahl der gefundenen Cluster zu

$$T_{Kombi} = 2^{N_c} \cdot \Delta t_{Kombi} \quad (6.7)$$

bestimmen. Die Zeit Δt_{Kombi} zur Bewertung einer Kombination nach (6.5) steigt mit der Anzahl der Cluster, die Gesamtzeit wächst exponentiell mit derselben.

Bei $N_c = 32$ Clustern müssen bereits ca. 4,3 Milliarden Kombinationen bewertet werden. Benötigt der eingesetzte Digitalrechner für die Bewertung einer Kombination z.B. $1\mu s$, sind für diese Aufgabe bereits ca. 72 Minuten erforderlich. Diese Berechnungen beinhaltet dabei noch keine Opti-

mierung oder Validierung der daraus generierbaren Variationen von Zeitreihen. Wesentlich effizienter lässt sich der Lösungsraum mit Hilfe heuristischer Suchalgorithmen wie z.B. Genetischen Algorithmen absuchen. Diese Optimierungsverfahren aus der Familie der Evolutionären Algorithmen [Heistermann1994] erlauben es, mit einer wesentlich geringeren Anzahl von Berechnungen ein komplexes Lösungsgebiet hinreichend genau abzusuchen. In Abschnitt 6.3 wird genauer auf diese Verfahren eingegangen.

6.2 Clustern der Schaltereignisse

Clusterverfahren sind Algorithmen, die aus einer Menge von Datenvektoren Gruppierungen von Untermengen erzeugen. Sie verfolgen grundsätzlich das Ziel, eine möglichst hohe Ähnlichkeitsrelation aller Datenvektoren eines Clusters und gleichzeitig hohe Unähnlichkeitsrelationen der Cluster untereinander zu generieren [Bandemer1997]. Die ersten rechnergestützten Clusterverfahren wurden zwischen 1960 und 1965 entwickelt. Ein sehr bekanntes und häufig referenziertes Verfahren ist das ISODATA Clusterverfahren von Ball und Hall [Ball1965]. Viele weitere Verfahren Clustermethoden sind in [Bezdek1995] zu finden.

Neben den harten Clusterverfahren, bei denen jeder Datenvektor exakt einem Cluster zugeteilt wird, wurden in den 70er Jahren, nach der Einführung und Etablierung der Fuzzy Set Theorie [Pedryc, Mamdani], Clusterverfahren mit "weichen" Zuordnungsmechanismen entwickelt vgl. [Bezdek1995] sowie [Bandemer1997]. Clusterverfahren besitzen allgemein ein hohes Anwendungspotenzial, da diese ohne spezielle Initialisierungen aus beliebigen Mengen von Datenvektoren Datenkonzentrationen finden. Es ist lediglich sinnvoll, die Anzahl der Startvektoren der Komplexität des Problems anzupassen. Während des Clustervorgangs variiert diese in Abhängigkeit der gewählten Cluster-Methode. Beim ISODATA-Clusterverfahren wird z.B. die Qualität der Clusterung durch Teilungen oder Vereinigungen benachbarter Cluster verbessert. Verfahren, die auf dem sehr häufig referenzierten k-Means-Algorithmus basieren, arbeiten mit einer festen, anfangs gewählten Anzahl von k Clusterzentren.

Neben den klassischen Clusterverfahren eignen sich auch spezielle künstliche neuronale Netze zur Klassifizierung von Datenvektoren. So entwickelte Kohonen et al. die gleichnamigen Kohonen-Netze, die in der angelsächsischen Literatur als Self-Organized-Maps (SOM) bezeichnet werden (vgl. [Kohonen1994]). Hierbei handelt es sich um neuronale Netze mit nur einer Schicht von Netzknoten. Die verschiedenen SOM-Varianten unterscheiden sich lediglich in der Art der Selektion der Referenzvektoren und dem Algorithmus zur Aktualisierung dieser. Das Grundkonzept der SOM beruht auf der Annahme, dass sich Datenvektoren mit ähnlichen Eigenschaften auf Referenzvektoren mit geringer Distanz zueinander abbilden und verschiedenartige Eingangsvektoren Referenzvektoren mit großem Abstand selektieren. Gemäß dieser Philosophie formieren sich die Datenvektoren bei einer SOM selbstständig zu Datenkonzentrationen, die dann auf eine zweidimensionale Merkmalskarte abgebildet werden.

6.2.1 ISODATA- Clusterverfahren nach Ball u. Hall

Da das ISODATA-Clusterverfahren als Grundlage vieler Verfahren betrachtet werden kann, wird dieser Algorithmus kurz vorgestellt. Bild 6.3 enthält das Blockschaltbild des Algorithmus. Das Verfahren erfordert die Eingabe einer beschränkten Menge von Parametern für die Schritte 1, 4, 6 und 7 in Bild 6.3. Die Zuweisung bzw. die Anzahl der Clusterzentren ist primär nicht rele-

vant. In Abhängigkeit der Schranke für die “innere Variation” einzelner Cluster sowie der Schwelle für den maximal zulässigen Abstand benachbarter Clusterzentren, variiert die Anzahl der Clusterzentren in jedem Iterationsschritt. Aufgrund der iterativen Änderungen terminiert das Verfahren genau dann, wenn keine Änderung der Anzahl mehr erfolgt. Die Berechnung der Clusterzentren erfolgt ohne Gedächtnis. Die innere Variation eines Clusters C_k in Schritt 4 aus Bild 6.3 lässt sich nach Bandemer [Bandemer1997] über

$$J_k^{(i)} = \frac{1}{N_{C_k}} \sum_{i=1}^{N_{C_k}} \|x_{k,m} - x_{k,i}\|^2 \leq O_k^{(i)}. \quad (6.8)$$

aus den mittleren quadratischen Abständen der Datenvektoren $x_{k,i}$ zum jeweiligen Zentrum $x_{k,m}$ des Clusters C_k bestimmen. N_{C_k} bezieht die Anzahl der Datenvektoren von C_k . Die Schranke $O_k^{(i)}$ in (6.8) muss geeignet in Bezug zum Datenvektor des jeweiligen Clusters gewählt werden. Bei einigen Anwendungen ist es sinnvoll, die Abstände der Datenvektoren auf das jeweilige Clusterzentrum oder absolute Extremwerte nach

$$J_k^{(i)} = \frac{1}{N_{C_k}} \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{N_{C_k}} \|x_{k,m} - x_{k,i}\|^2}}{\|x_{k,m}\|} \leq \bar{O}_k^{(i)} \quad (6.9)$$

zu beziehen, so dass auch hier wiederum ein Bezug zu einem Hintergrundmodell existiert. Die “äußere Variation”

$$J_C^{(a)} = \frac{\sum_{k=1}^{N_k} (x_{k,m} - x_{k,c})^2}{N_k} \leq O_{out} \quad (6.10)$$

repräsentiert die Qualität der Abgrenzung, bzw. Verschiedenartigkeit der Cluster untereinander, wobei $x_{k,c}$ den Mittelpunktvektor des jeweils zu C_k nächsten Clusters bezeichnet. Summiert man die innere Qualität aller Cluster zu einem Gesamtwert, ist das Minimum erst erreicht, wenn jeder Datenvektor als Clusterzentrum interpretiert wird. Mit Hilfe von anwendungsspezifischen Gewichtungsfaktoren $\gamma_k^{(i)}$ und $\gamma_k^{(a)}$, lassen sich die beiden Gütekriterien aus (6.8) und (6.9) nach Bandemer [Bandemer1994] zum Summenkriterium

$$J_C = \sum_{k=1}^{N_C} \left[\sum_{i=1}^{N_{k,i}} \gamma_k^{(i)} \|x_{k,i} - x_{k,m}\|^2 \right] - \gamma_k^{(a)} \|x_{k,m} - x_{k,c}\|^2 \rightarrow \text{Minimum} \quad (6.11)$$

zusammenfassen. Ein Schwäche der harten Zuordnungsvorschrift des ISODATA Clusterverfahrens liegt in der binären Zuordnung der Datenvektoren aus Grenzzonen zwischen zwei benachbarten Clustern. Dort wird durch die harte Entscheidung eine eindeutige Zuweisung mit spürbaren Konsequenzen für beide Cluster durchgeführt. Bei konstanter Gewichtung der Berechnung nach (6.11) beeinflussen Datenvektoren mit großem Abstand zum Zentrum die Berechnung des neuen Referenzvektors deutlich stärker als Datenvektoren in der Nähe des Zentrums. Fuzzy Clusterverfahren arbeiten mit weichen Zuordnungsfaktoren und entschärfen die Problematik der Datenvektoren in Grenzzonen verschiedener Cluster.

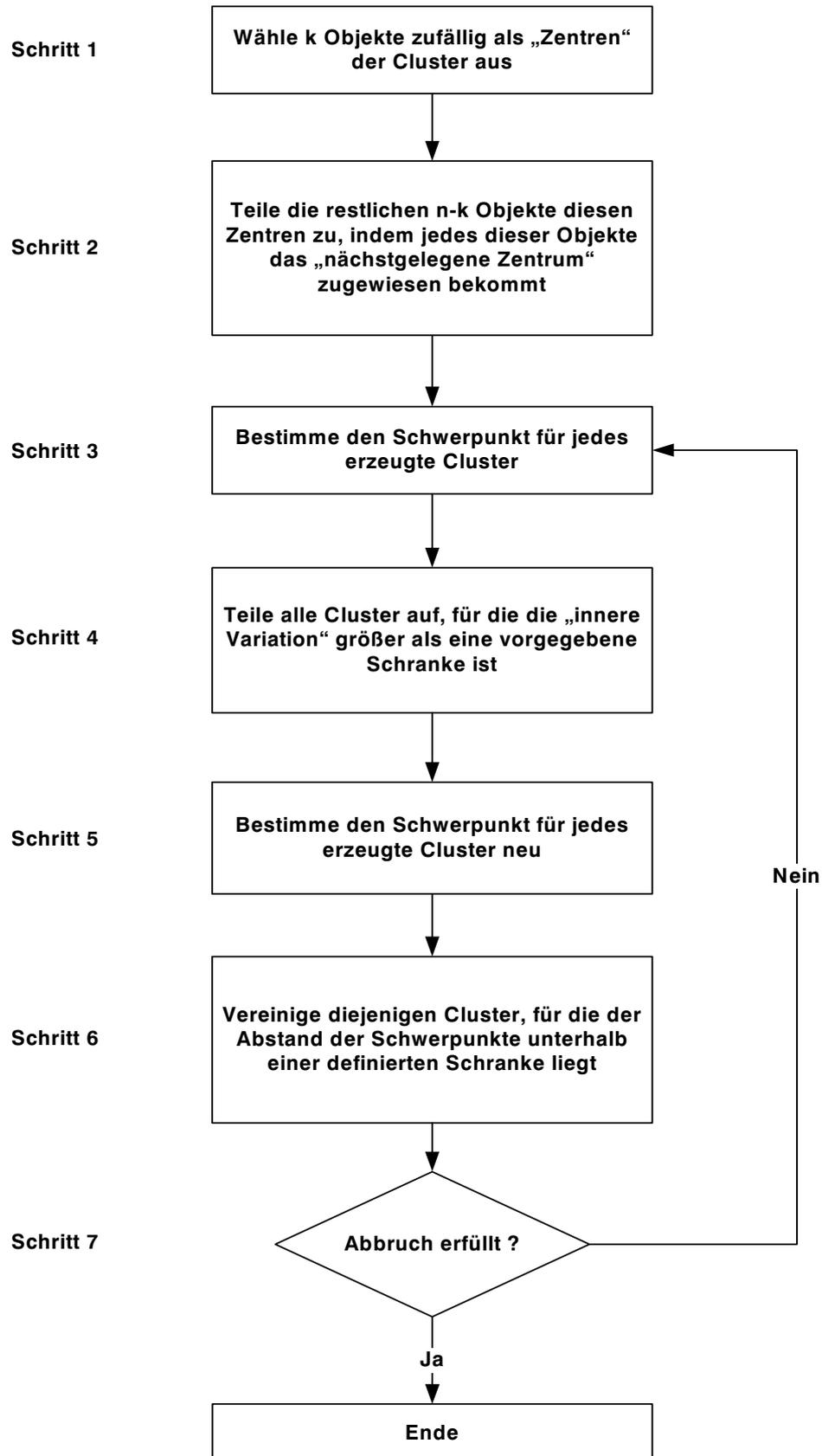


Bild 6.3: ISODATA-Clusterverfahren nach Ball&Hall

6.2.2 Fuzzy-Clusterverfahren

Im Gegensatz zu harten Clusterverfahren, die jeden Datenvektor über eine harte 0-1 Entscheidung genau einem Cluster zuteilen, wird bei den Fuzzy Clusteralgorithmen die Zugehörigkeit einzelner Datenobjekte über eine abstandsabhängige Gewichtsfunktion auf alle existierenden Cluster verteilt. Bei einer harten Clustering spricht man in diesem Zusammenhang von einer harten n -Zerlegung, bei einer weichen Zuordnung wirkt jeder Datenvektor x_i über einen Zuordnungsvektor $\underline{\mu}_i \in \mathbb{R}^{N_C}$ auf die Berechnung jedes der N_C Clusterzentren

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^{N_i} (\mu_{i,k})^q x_i}{\sum_{i=1}^{N_i} (\mu_{i,k})^q} . \quad (6.12)$$

In (6.12) ist der Exponent $q \in [1, \infty[$ zu wählen.

Bei einer unscharfen n -Zerlegung [Bandemer1997] summieren sich alle Gewichtungsfaktoren eines Datenvektors zu

$$\sum_{k=1}^{N_C} \mu_{i,k} \stackrel{!}{=} 1 \quad \forall i . \quad (6.13)$$

Ist das Gewicht aus (6.13) ungleich eins, liegt eine degenerierte unscharfe Zerlegung vor. Die erste Variante wird deshalb "nicht degenerierte" unscharfe Zerlegung genannt [Bezdek1973].

Nach Bezdek et al. [Bezdek1973] kann dann für jedes Cluster ein Gütewert

$$J_k^{(i)} = \sum_{i=1}^{N_i} \mu_{i,k}^{(q)} \|x_i - v_k\|^2 \quad \text{mit} \quad \mu_{i,k} \in [0, \dots, 1] \quad (6.14)$$

erzeugt werden, so dass die Minimierung des Funktionals

$$J_C = \sum_{k=1}^{N_C} \sum_{i=1}^{N_i} \mu_{i,k}^q \|x_i - v_k\|^2 \quad (6.15)$$

eine optimale Lösung einer unscharfen n -Zerlegung darstellt. Die Anzahl der Cluster ist mindestens auf zwei und höchstens auf $N_i - 1$ festzulegen. Die Gewichtungsfaktoren (bzw. Zugehörigkeitsfaktoren) aller Datenobjekte bilden eine $(N_i \times N_i)$ -Zugehörigkeitsmatrix

$$M = \begin{bmatrix} \mu_{1,1} & \dots & \mu_{1,N_i} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \mu_{N_C} & \dots & \mu_{N_C,N_i} \end{bmatrix} = [\underline{\mu}_1, \dots, \underline{\mu}_{N_i}] . \quad (6.16)$$

Über eine beliebige Matrixnorm auf M lässt sich ein Terminierungskriterium für den Clusteralgorithmus berechnen. Bezeichnet

$$d_{i,k} = \|x_i - v_k\| \quad (6.17)$$

die Distanz zwischen dem Datenvektor x_i und dem Clusterzentrum v_k des Clusters C_k , dann berechnet sich die Gewichtung zu diesem Cluster aus

$$\mu_{i,k} = \frac{(1/d_{i,k})^{2/(q-1)}}{\sum_{k=1}^{N_C} (1/d_{i,k})^{2/(q-1)}} . \quad (6.18)$$

Um die Auswirkungen von q in (6.18) zu verdeutlichen, ist im Folgenden ein einfaches Beispiel einer Clustering mit 10 Clusterzentren aufgeführt. Gegeben sei ein Datenvektor, für den sich die Abstände zu den einzelnen Clusterzentren nach Tabelle 6.3 verhalten.

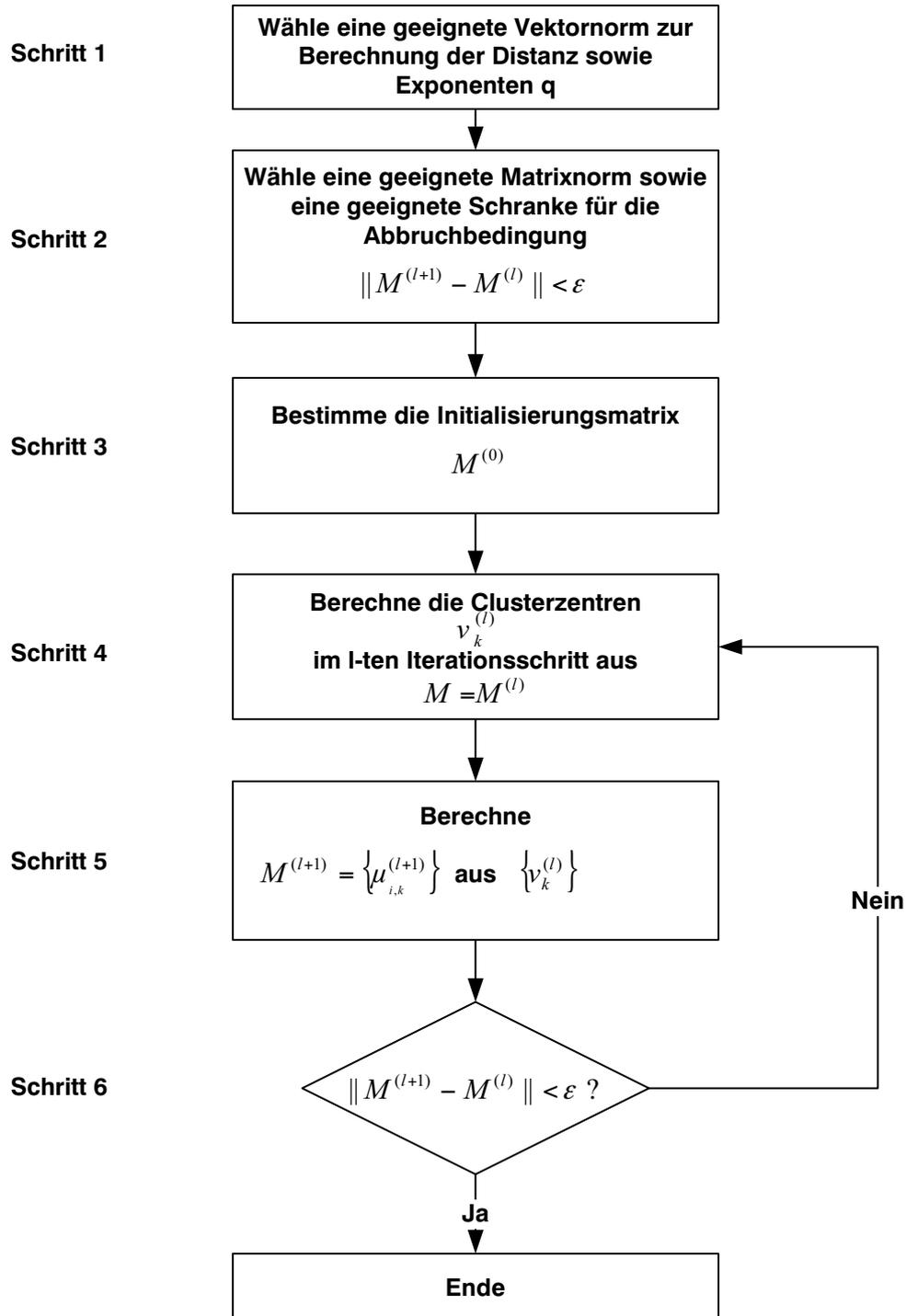
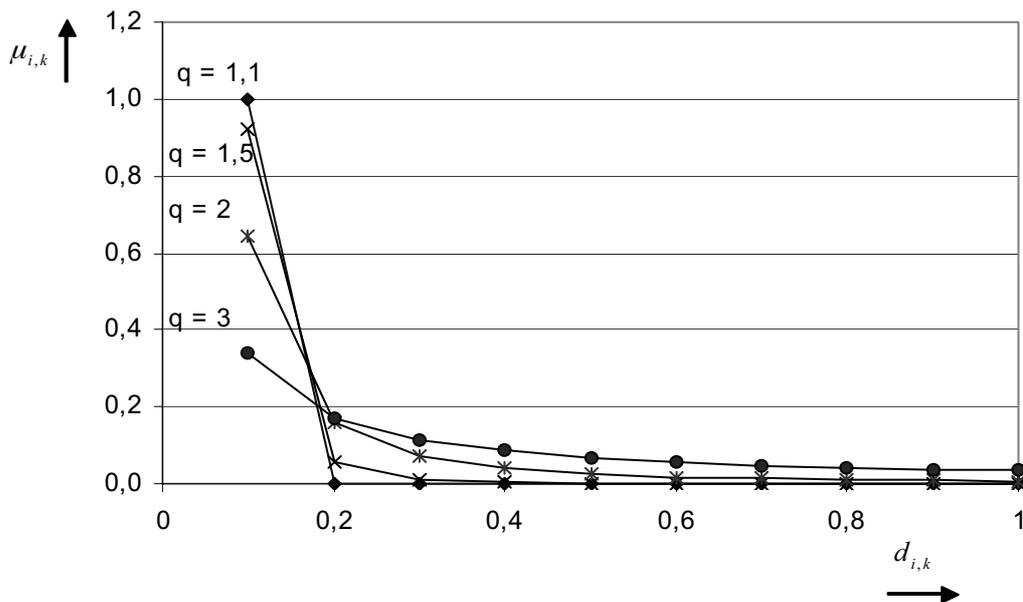


Bild 6.4: Fuzzy-kMeans-Algorithmus [Bandemer1997]

Tabelle 6.3: Beispiel der Abstände eines Datenvektors einer unscharfen Clusterung

Clusterindex	d	q = 1,2	q = 1,5	q = 2	q = 3
1	0,1	0,999	0,924	0,645	0,341
2	0,2	0,001	0,058	0,161	0,171
3	0,3	0,000	0,011	0,072	0,114
4	0,4	0,000	0,004	0,040	0,085
5	0,5	0,000	0,001	0,026	0,068
6	0,6	0,000	0,001	0,018	0,057
7	0,7	0,000	0,000	0,013	0,049
8	0,8	0,000	0,000	0,010	0,043
9	0,9	0,000	0,000	0,008	0,038
10	1	0,000	0,000	0,006	0,034

Nach (6.16) berechnen sich die Gewichtungsfaktoren in Abhängigkeit des Exponenten q . In Bild 6.4 ist zu erkennen, dass eine unscharfe Zerlegung für q nahe eins gegen eine harte Zerlegung strebt. Für $q = 2$ erhält man den klassischen k-Means-Clusteralgorithmus, bei dem über quadratische Abstände optimiert wird. Mit wachsendem q wird die Zerlegung kontinuierlich "weicher".

Bild 6.5: Abhängigkeit von $\mu_{i,k}$ und q aus Gl. (6.18)

Weicht man die Bedingung aus (6.13) zu einer graduellen Mitgliedschaft auf, so dass die Länge der Gewichtsvektoren $\underline{\mu}_i$ ungleich eins ist, erhält man eine degenerierte unscharfe n -Zerlegung. Für die Konvergenz des Verfahrens ist eine nicht degenerierte Zerlegung nicht zwingend erforderlich, so dass die Gewichtung der Datenvektoren auch einfacher aus dem direkten Abstand zum jeweils referenzierten Cluster zu

$$\mu_{i,k} = \begin{cases} 1 - \frac{d_{i,k}}{\|v_k\|} & \text{für } d_{i,k} < \|v_k\| \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (6.19)$$

berechnet werden kann. Während beim kMeans-Algorithmus nach Bild 6.3 jedes Datenobjekt auf jedes Cluster wirkt, wenn auch mit zum Teil vernachlässigbarer Wirkung, lassen sich über die Gewichtungsfaktoren in (6.19) wenig wirksame Mitgliedschaften von Datenobjekten, die z.B. weiter als die eigene euklidische Norm entfernt sind, ausblenden. Auch die Funktion aus (6.19) lässt sich über einen Exponenten q in ihrer Wirkung an das zugrunde liegende Problem anpassen.

Wird z.B. $N_c = k$ und $q = 2$ gesetzt, beschreibt (6.15) das Gütefunktional des Fuzzy-kMeans-Clusteralgorithmus [Bezdek1973].

Fazit Clusterverfahren:

Der Freiheitsgrad der jeweiligen Clusterung wird durch viele Parameter beeinflusst. Hierin liegt die Schwierigkeit verborgen, einen optimalen, Problem angepassten Algorithmus zu finden.

Die signifikanten Freiheitsgrade der verschiedenen Clusterverfahren sind:

- a) Die Berechnung der Qualität eines Clusters,
- b) die Bewertung des Abstands benachbarter Cluster,
- c) die Vorschrift zum Zusammenfassen benachbarter Cluster,
- d) die Vorschrift für das Aufteilen eines Clusters in zwei Neue sowie
- e) die Abbruchbedingung für das Terminieren des Algorithmus.

Einige Verfahren, wie der bereits erwähnte Fuzzy-kMeans-Algorithmus, arbeiten mit einer festen Anzahl von Clustern, so dass die Kriterien c) und d) entfallen. Das Clusterergebnis ist jedoch dann abhängig von der Anfangslage der Clusterzentren. Da keine benachbarten Cluster zusammengefasst oder ein großes zu zwei neuen Clustern aufgespalten werden kann, repräsentieren die Zentren zwar Schwerpunkte der Datenvektoren, benachbarte Clusterzentren können jedoch sehr dicht beieinander liegen. Sind nur wenige Cluster mit großen Abweichungen erzeugt, muss das Ergebnis nachbearbeitet werden, um hinreichend abgegrenzte Clusterzentren zu erhalten. Bei Clustermethoden mit fester Anzahl Clusterzentren ist es deshalb notwendig, eine geeignete Anzahl von Startvektoren vorzugeben

6.2.3 Clustern mit Self Organizing Maps

Bei den Self-Organized-Maps handelt es sich um spezielle neuronale Netze mit nur einer Schicht von Neuronen. Diese eignen sich besonders für "unsupervised learning" Problemstellungen und verfolgen das Prinzip des "competitive learning", bei dem dicht benachbarte Eingangsvektoren dicht benachbarte Ausgangsvektoren erzeugen sowie entfernte Eingangsvektoren sich auf weit auseinander liegenden Ausgangsvektoren abbilden. Die Neuronen sind in einer Ebene angeordnet, der so genannten Merkmalskarte. Eine sehr umfassende Einführung in die Thematik der SOM ist in [Kohonen1994] zu finden. Die SOM ist ein sehr flexibles Werkzeug zur Clusterung unbekannter Datenvektoren. Sie wird in vielen verschiedenen wissenschaftlichen Bereichen angewendet, weshalb die Grundzüge und Arbeitsweise der SOM sowie die wichtigsten Begriffe im Folgenden kurz erläutert werden.

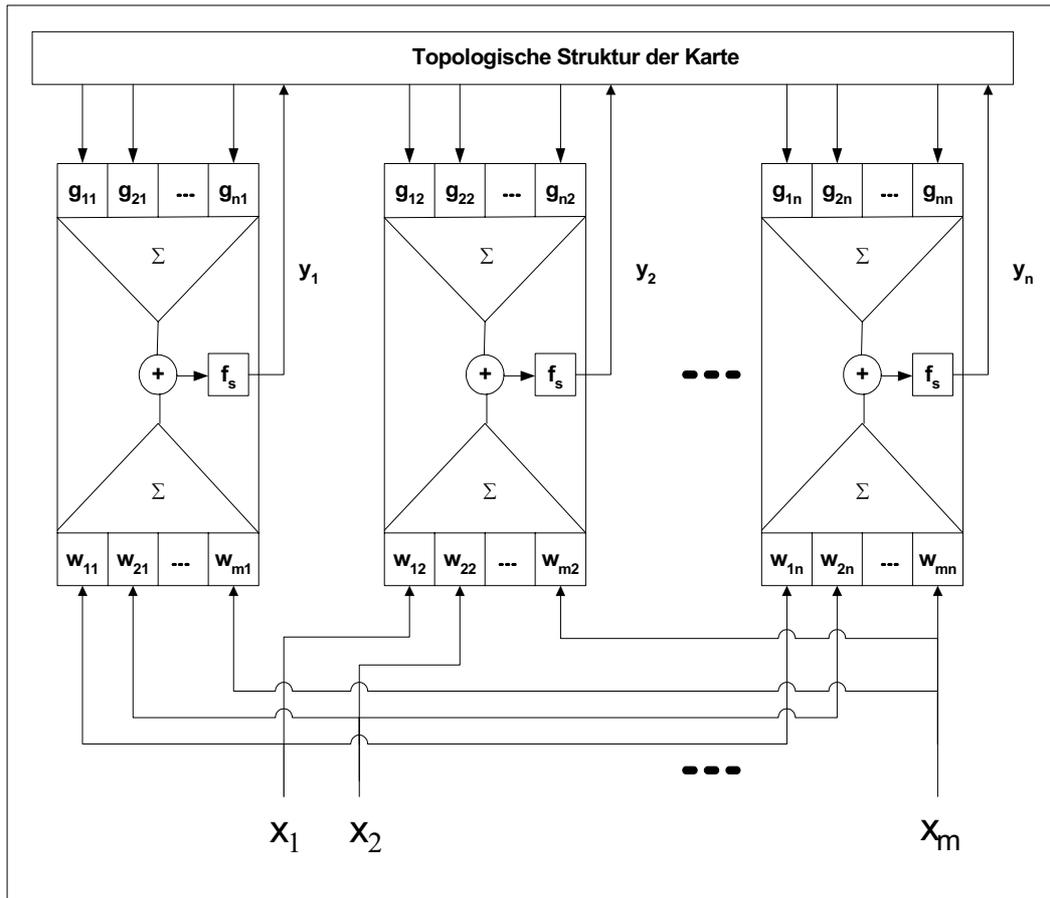


Bild 6.6: Kohonen Prozess [Dormanns1993]

Bild 6.6 zeigt den Prozess in einem Kohonen-Netzwerk. Der Eingangsvektor \underline{x} wird über einen Gewichtsvektor \underline{w}_m auf alle Neuronen der Karte trainiert. Das Skalarprodukt $\langle \underline{w}, \underline{x} \rangle$ in

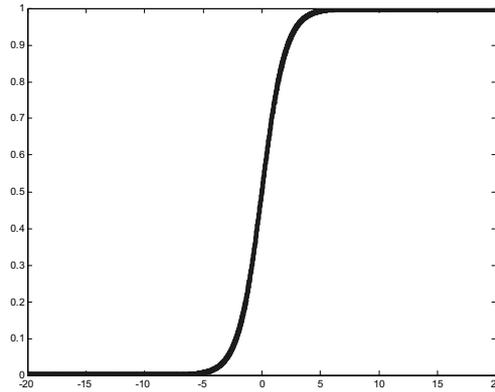
$$y_p = f_s \left(\sum_{i=1}^m w_{ip} \cdot x_i + \sum_{k=1}^n g_{kp} \cdot y_k \right) \quad (6.20)$$

bewertet das Potenzial zur Aktivierung des jeweiligen Neurons [Dormanns1993]. Über einen weiteren Gewichtsvektor \underline{g} wirkt die topologische Lage des Neurons in der Merkmalkarte auch auf das Aktivierungspotenzial benachbarten Neuronen. Dicht benachbarte Neuronen beeinflussen sich stärker als weit entfernte Neuronen.

Die Summe der Skalarprodukte in (6.20) wird durch die Aktivierungsfunktion f_s bewertet und an das Neuron mit dem Index p zurückgegeben. Für f_s wird häufig die Sigmoidfunktion

$$f_s(x) = \frac{1}{1 + e^{\left(-\frac{x}{T}\right)}} \quad (6.21)$$

verwendet.

Bild 6.7: Verlauf der Funktion $f_S(x)$ mit $T=1$

Die so gewonnene Bewertung des Eingangsvektors auf einzelne Neuronen führt zu einer Veränderung der Merkmalskarte, in der sich der Einfluss der verarbeiteten Eingangsdaten wieder findet. Besonders anschaulich ist die zweidimensionale farbliche Darstellung der Merkmalskarte.

Eine Gruppierung der Neuronenwerte, die so genannte Clusterung, lässt sich anhand der Abstände der Neuronen erstellen. Diese Art der Darstellung ist jedoch nur bei Eingangsgrößen mit mehr als einer Komponente möglich und sinnvoll. Die Ergebnisse eines Trainingszyklus der SOM sind in der sogenannten U-Matrix enthalten. Diese enthält die relativen Abstandsänderungen direkt benachbarter Neuronen. Mit Hilfe der SOM lassen sich vor allem Datenvektoren mit besonders vielen Eigenschaften (Komponenten) analysieren und darstellen.

Mathematisch betrachtet wird beim Trainieren einer SOM jeder Eingangsvektor \underline{x} auf eine Struktur aus Referenzvektoren (Netzknoten) \underline{m}_i der Merkmalskarte trainiert. Jeder Knoten ist mit jedem Eingangssignal verbunden. Es ist nicht zwingend notwendig, dass die Dimensionen von \underline{m} und \underline{x} gleich sind. Die Dimension von \underline{m} muss jedoch mindestens gleich groß oder größer sein als die von \underline{x} . Die Gitterstruktur der Referenzvektoren kann irregulär, rechteckig oder hexagonal sein. Sie bestimmt, welche Nachbarneuronen im Trainingszyklus berücksichtigt werden. Das Eingangssignal wird mit allen Referenzvektoren verglichen. Der Referenzvektor mit dem geringsten Euklidischen Abstand

$$\|\underline{x} - \underline{m}_c\| = \min_i \{\|\underline{x} - \underline{m}_i\|\} \quad (6.22)$$

zum Eingangssignal wird als Best-Matching-Unit \underline{m}_c bezeichnet. Die Vektoren der Merkmalskarte aktualisieren sich in Abhängigkeit der Nachbarschaftsfunktion $h_{c,i}(t)$ zu

$$\underline{m}_i(t+1) = \underline{m}_i(t) + h_{c,i}(t)[\underline{x}(t) - \underline{m}_i(t)]. \quad (6.23)$$

Die Nachbarschaftsfunktion bestimmt den Einfluss auf die Nachbarn von \underline{m}_c . Für die Konvergenz des Verfahrens ist es wichtig, dass $h_{c,i}(t) \rightarrow 0$ für $t \rightarrow \infty$ geht. Der Wert für $h_{c,i}(t)$ wird häufig aus den Positionsvektoren der betroffenen Referenzvektoren der Merkmalskarte über

$$h_{c,i} = h(\|\underline{r}_c - \underline{r}_i\|, t); \quad \underline{r}_c, \underline{r}_i \in \mathfrak{R}^2 \quad (6.24)$$

berechnet. Der zeitliche Verlauf der Funktion $h_{c,i}(t)$ ist ein Maß für die Veränderung in der Merkmalskarte. Es gibt zwei grundlegende Möglichkeiten, die Nachbarschaftsfunktion anzuwenden.

Die Erste referenziert die Nachbarn um m_c , wie z.B. die direkten Nachbarn (Index 1), die übernächsten Nachbarn (Index 2), usw., so dass die Menge der Nachbarn $N_c(t)$ die Funktion

$$h_{c,i}(t) = \begin{cases} \alpha(t), & \text{für } i \in N_c(t) \\ 0, & \text{für } i \notin N_c(t) \end{cases} \quad (6.25)$$

beeinflusst.

Da $N_c(t)$ von t abhängt, verändert sich die Menge mit jedem Trainingsschritt. In (6.25) bezieht $\alpha(t)$ den Lernfaktor, welcher nur Werte zwischen 0 und 1 annimmt.

Die zweite, häufig verwendete Variante, ist die funktionsbezogene Nachbarschaft. Für ihre Berechnung wird eine statistische Funktion wie z.B. die Gauß'sche Verteilung nach

$$h_{c,i}(t) = \alpha(t) e\left(-\frac{\|x_c - x_i\|^2}{2 \cdot \sigma^2(t)}\right) \quad (6.26)$$

herangezogen. Auch hier ist $\alpha(t)$ wiederum der Lernfaktor, der für den Radius um m_c verantwortlich ist und die Nachbarschaft $N_c(t)$ beeinflusst.

Für die Stabilität des Algorithmus der SOM ist es wichtig, dass sowohl $\alpha(t)$ als auch $\sigma(t)$ monoton fallende Funktionen in t sind. Der Ablauf einer Trainingsphase wird häufig in eine Orientierungs- und eine Abstimmungsphase unterteilt. Zu Beginn der Orientierungsphase werden der Lernfaktor und die Nachbarschaft groß gewählt, während in der Abstimmungsphase nur noch die direkten Nachbarn mit einem geringen Lernfaktor beeinflusst werden.

In der Orientierungsphase beträgt die Nachbarschaft ungefähr die Hälfte des Durchmessers einer Merkmalskarte und nimmt mit wachsenden Trainingsschritten monoton ab, um die Konvergenz des Verfahrens zu sichern. Der Lernfaktor kann linear abnehmen und z.B. bei 1000 Trainingsschritten über

$$\alpha(t) = 0,9 \cdot (1 - t/1000) \quad (6.27)$$

definiert sein vgl. [Kohonen1994].

Um den Algorithmus allgemein zu halten, werden die Eingangsvektoren a priori normiert, so dass der Wertebereich innerhalb der Komponenten der Referenzvektoren gleich ist. Diese Maßnahme unterstützt den Wertevergleich zwischen gleich gewichteten Eigenschaften. Der Lernalgorithmus ändert sich wie folgt:

$$\underline{x}^T(t) \cdot \underline{m}_c(t) = \max_i \{\underline{x}^T(t) \cdot \underline{m}_i(t)\} \quad (6.28)$$

$$\underline{m}_i(t+1) = \begin{cases} \frac{\underline{m}_i(t) + \alpha'(t) \underline{x}(t)}{\|\underline{m}_i(t) + \alpha'(t) \underline{x}(t)\|} ; & \text{für } i \in N_c(t) \\ \underline{m}_i(t) & ; \text{für } i \notin N_c(t) \end{cases} \quad (6.29)$$

Der Lernfaktor darf im Bereich $0 < \alpha'(t) < \infty$ liegen und kann z.B. über $\alpha'(t) = 100/t$ definiert sein. Bei jedem Iterationsschritt für t werden die Referenzvektoren normiert. Dieser Prozess ist rechenaufwendig und verlangsamt den Algorithmus. Die Suche nach der Best-Match-Unit über das Skalarprodukt gem. (6.28) lässt sich demgegenüber sehr schnell bestimmen.

Während bei den bereits aufgeführten Trainingsverfahren der SOM die Lage der Merkmalskarte jeweils auch von der chronologischen Reihenfolge der trainierten Eingangsvektoren abhängt, wird bei dem Batch-Algorithmus eine völlig andere Lernstrategie eingesetzt.

“Batch Map”- Algorithmus

Der Batch-Learning-Algorithmus arbeitet in zwei Schritten. Im ersten Schritt wird jedem Neuron die Menge aller Eingangsvektoren, die dieses Neuron aufgrund der Nachbarschaftsfunktion als Best-Match-Unit selektieren, zugeordnet. Jedes Neuron legt eine Liste der jeweils referenzierten Eingangsvektoren an. Nach dieser Zuordnung berechnet sich im zweiten Schritt die Lage des Referenzvektors aus dem Mittelwert aller zugeordneten Eingangsvektoren. Die neue Lage wird damit nur einmal bestimmt und ist unabhängig von der Reihenfolge der Eingangsvektoren. Die Nachbarschaftsfunktion wird auch hier schrittweise verringert, bis zuletzt nur noch das jeweilige i -te Neuron selbst in der Nachbarschaft enthalten ist und der Algorithmus dem kMeans-Cluster-Algorithmus gleicht [Kohonen1994]. Aus diesem Grunde konvergiert dieser Algorithmus auch ohne den Einsatz eines Lernfaktors sehr schnell. Zudem ist der Batch-Algorithmus einfach zu implementieren und eignet sich für eine Vielzahl von Anwendungen.

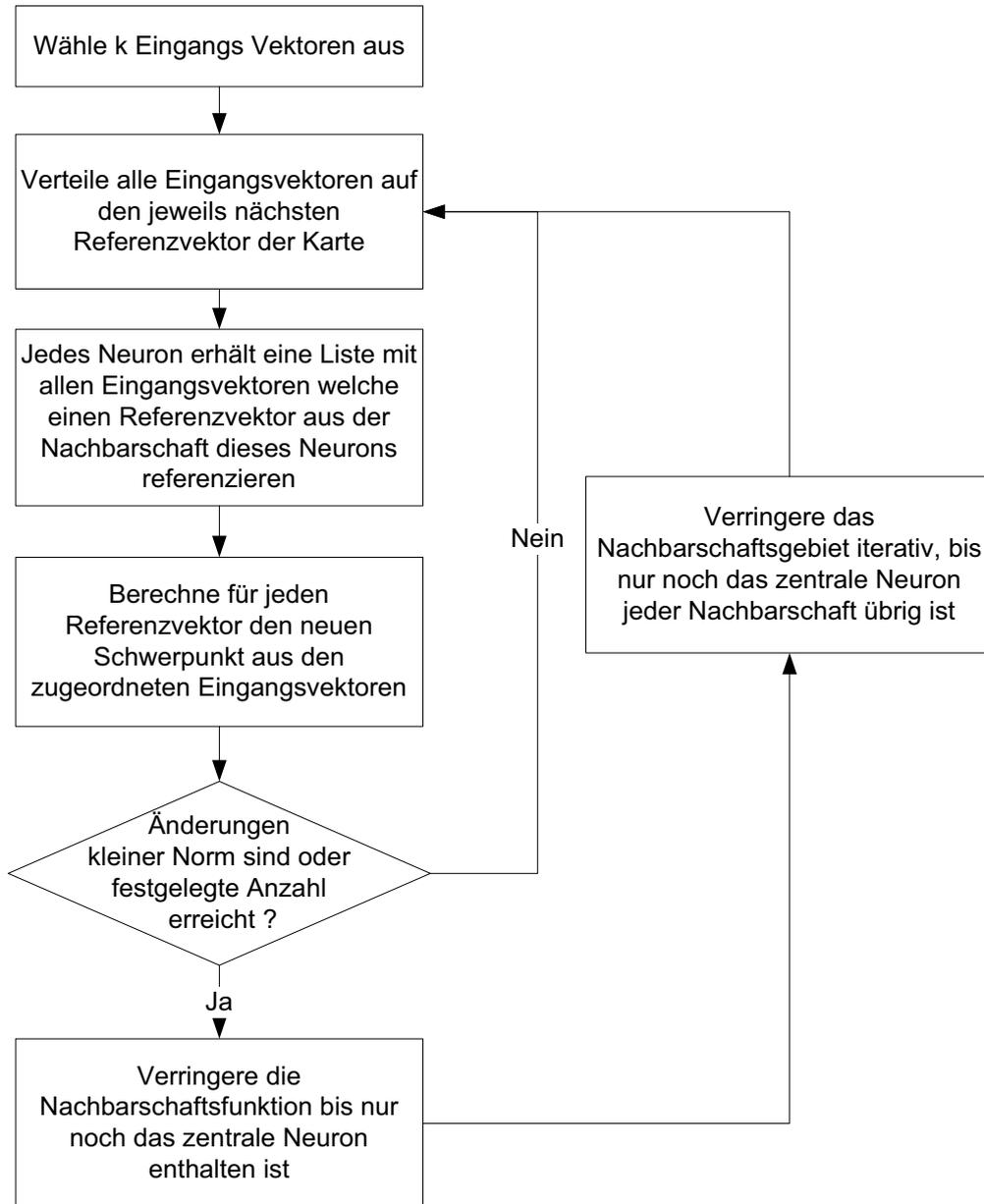


Bild 6.8: SOM-Batch-Map Algorithmus

Die Eingangsvektoren werden in Gruppen eingeteilt, die sich aus der Nachbarschaftsfunktion des betreffenden Referenzvektors ergeben. Erst nach der Verteilung der Eingangsvektoren werden die Referenzvektoren durch

$$m_i(t+1) = \frac{\sum_{j=1}^n h_{c_i}(t) \cdot x_j}{\sum_{j=1}^n h_{c_i}(t)} \quad (6.30)$$

aktualisiert. In (6.30) entspricht n der Anzahl der zu m_i gehörenden Eingangsvektoren. Der Funktionswert der Nachbarschaftsfunktion wird über die Best-Match-Unit, bzw. die Lage des Referenzwertes zum anliegenden Eingangsvektor in seinem Einflussbereich bestimmt.

In der praktischen Umsetzung des Algorithmus wird jedoch zuerst die Summe aller Eingangssignale eines Einflussgebietes über

$$s_i(t) = \sum_{j=1}^{n_{v_i}} x_j \quad (6.31)$$

berechnet, wobei n_{v_i} die Anzahl aller Signale im Voronoigebiet des Elements i ist. Die neuen Referenzvektoren berechnen sich dann zu

$$m_i(t+1) = \frac{\sum_{j=1}^{N_m} h_{ij} \cdot s_j(t)}{\sum_{j=1}^{N_m} n_{v_i} \cdot h_{ij}(t)} \quad (6.32)$$

N_m beschreibt die Anzahl der Referenzvektoren der gesamten Merkmalskarte. Damit sich die Referenzvektoren ausbilden können, muss der Aktualisierungsalgorithmus mehrfach durchlaufen werden. Da der Lernfaktor entfällt, bestimmt die Nachbarschaftsfunktion die Konvergenz des Algorithmus.

Fritzke erweiterte das Verfahren der SOM zu wachsenden Zellstrukturen (vgl. [Fritzke1992]). Im Gegensatz zur SOM, bei der die Anzahl der Neuronen konstant ist, arbeitet die wachsende Zellstruktur von Fritzke mit variablen Netzknoten, in denen sich die Neuronen befinden. Dieses Verfahren eignet sich besonders, wenn bei der Untersuchung von Datenmengen auch Randvektoren mit geringen Häufigkeiten detektiert werden sollen.

6.2.4 Zusammenfassung Clusterverfahren

Alle aufgeführten Clusterverfahren eignen sich grundsätzlich zur Bestimmung von Datenkonzentrationspunkten aus großen Mengen von Datenvektoren und sind ein wichtiges Werkzeug zur Detektion häufig auftretender Schaltereignissen sowie zur Zuordnung bzw. Zusammenfassung verschiedener detektierter Schaltmuster zu einem Verbrauchermodell. Während Fuzzy-Clusterverfahren und die SOM unter Berücksichtigung der Nachbarschaften einzelner Datenvektoren clustern, teilen harte Clustermethoden die Datenvektoren in fest definierte Bereiche ohne Bezug zur unmittelbaren Nachbarschaft ein. Um die gegenseitigen Einflüsse benachbarter Cluster nicht zu unterdrücken, sowie am Ende der Clusterung möglichst eindeutige Zuordnungen zu erzeugen, empfiehlt sich eine zweistufige Clusterung. Im ersten Schritt können über Fuzzy-Clusterverfahren Referenzvektoren unter Berücksichtigung der Nachbarschaften gebildet werden, so dass sich im zweiten Schritt alle Datenvektoren eindeutig auf die Referenzvektoren verteilen lassen.

6.2.5 Funktionen zur Bewertung der Verbrauchermodelle

Nach der Clusterung der Schaltereignisse liegen über die Clusterzentren häufig auftretende Schaltzustandsübergänge der Verbrauchermodelle vor. Nun stellt sich die Aufgabe, aus diesen Clusterzentren Kombinationen zu finden, die sich gemäß (6.5) zu Verbrauchermodellen kombinieren lassen. Kern des Problems ist auch hier wiederum eine geeignete Funktion zur Bewertung einer Kombination zu finden. Für einen hypothetischen Verbraucher V_j , lässt sich mit

$$Q_j^{(P)} = \left| \sum_{k=1}^{N_C} c_{jk} P(C_k) \right| \text{ mit } c_{jk} \in \{0,1\} \quad (6.33)$$

ein Qualitätswert für das Gerätemodell V_j aus der direkten Kombination der stationären Schaltleistungswerte der über $c_{j,k}$ selektierten Cluster berechnen. Gleichung (6.33) selektiert nur einige Schaltleistungen aus der Menge aller Schaltleistungswerte und summiert diese im optimalen Fall zu null Watt. Die erzeugte Kombination genügt dann bereits der geforderten Summenbedingung nach (5.20).

Die Komponente der Schaltleistung der Clusterzentren lässt sich als Vektor

$$\underline{P}_C = \begin{bmatrix} P(C_1) \\ P(C_2) \\ \vdots \\ P(C_{N_C}) \end{bmatrix} \quad (6.34)$$

notieren, so dass sich (6.34) zu

$$Q_j^{(P)} = \frac{|\underline{c}_j^T \underline{P}(C)|}{\max_k [P(C_k)]} \quad (6.35)$$

umformen lässt. Jeder Vektor \underline{c}_j^T repräsentiert eine mögliche Kombination verschiedener Schaltleistungswerte und bildet die Schaltleistungsübergänge eines endlichen Zustandsautomaten V_j . In der Kombinationsmatrix \underline{C} sind alle Vektoren \underline{c}_j^T zusammengefasst. Jede Spalte von \underline{C} referenziert genau ein Clusterzentrum und damit einen bestimmten Schaltleistungswert. Da einige Verbraucher ähnliche oder gleiche Schaltleistungen besitzen, darf jeder Spaltenvektor \underline{c}_k von \underline{C} auch mehr als eine Eins enthalten.

Neben der Summe nach (6.33), gibt die Anzahl der Datenvektoren eines Clusters Informationen über die Wahrscheinlichkeit einer Kombination dieser Schaltleistungen. Genügt eine Kombination von Schaltleistungen der (6.33) und ist des Weiteren die Anzahl der Datenpunkte der jeweils kombinierten Cluster etwa gleich, steigt damit die Wahrscheinlichkeit, einem echten Verbrauchermodell auf der Spur zu sein.

Diesen Zusammenhang modelliert

$$Q_j^{(h)} = \left| \sum_{k=1}^{N_C} c_{j,k} h(C_k) \operatorname{sgn}(P(C_k)) \right|. \quad (6.36)$$

Über die normierte Häufigkeit

$$h(C_k) = \frac{H(C_k)}{\sum_{s=1}^{N_C} H(C_s)} \quad (6.37)$$

der Datenobjekte des Clusters C_k ist ein Bezug zur gesamten Datenbasis (Hintergrundmodell) in (6.36) gewährleistet, wobei $H(C_k)$ die absolute Anzahl der Datenvektoren von C_k repräsentiert.

Kombinationen von Leistungswerten, die über (6.36) einen numerisch geringen Wert erzeugen, können durch das Summenkriterium aus (6.34) auch völlig gegensätzlich bewertet werden. Über

$$Q_j^{(hP)} = \frac{\sum_{k=1}^{N_C} c_{j,k} h(C_k) P(C_k)}{\max_k \{ |c_{j,k} P(C_k)| \}} \quad (6.38)$$

erhält man eine Kombination der Bewertungsfunktionen aus (6.34) und (6.37).

Des Weiteren lässt sich durch

$$Q_j^{(N)} = \frac{c_j^T c_j}{N_c} \quad (6.39)$$

ein Term zur Bewertung der Anzahl selektierter Cluster erzeugen. Gleichung (6.39) lässt Kombinationen mit geringer Anzahl von Schaltleistungen über solche mit zahlreicheren dominieren.

Die gewichtete Kombination aller aufgelisteten Qualitätsfunktionen zu

$$Q_j = \gamma_P Q_j^{(P)} + \gamma_h Q_j^{(h)} + \gamma_{hP} Q_j^{(hP)} + \gamma_N Q_j^{(N)} \quad (6.40)$$

stellt ein adaptierbares Kriterium zur Erzeugung von Verbrauchermodellen anhand. Über die Gewichtungsfaktoren lassen sich einzelne Eigenschaften gezielt bewerten oder gar vollständig ausblenden. Konkrete Werte für die Bewertungsfaktoren lassen sich nur empirisch aus Tests an realen Daten finden.

In (6.34) begrenzt bereits die Anzahl der Cluster den Lösungsraum möglicher Verbrauchermodelle auf $N_V^{\max} = 2^{N_c}$. Bei einer kleinen Anzahl verschiedener Schaltzustandsübergänge können die optimalen Kombinationen noch analytisch bestimmt werden. Ab einer Anzahl von ca. 32 Clustern würde die Ausführungszeit zur Bestimmung der besten Kombinationen aus der Gesamtheit der Lösungen selbst bei Prozessoren mit 2 GHz Taktfrequenz auf über 75 Minuten anwachsen, wenn eine Berechnungsdauer von 1µs für jede Kombination unterstellt wird.

Für den betrachteten Informationsdienst (siehe Kapitel 3) ist dieser Zeitwert bereits zu groß, so dass andere Strategien zum Absuchen des Lösungsraumes eingesetzt werden müssen. Heuristische Optimierungsstrategien durchsuchen nur einen Teil des Lösungsraumes und finden mit hoher Wahrscheinlichkeit die globale Lösung eines Optimierungsproblems. Für die vorliegende Aufgabe eignen sich besonders Genetische Algorithmen, da über die Komponenten $c_{j,k}$ der kombinatorischen Vektoren bereits binäre Strukturen vorliegen.

6.3 Genetischer Algorithmus zur Selektion der Verbrauchermodelle

Genetische Algorithmen sind heuristische Algorithmen, die mit lokalen Verbesserungsstrategien arbeiten [Schöning2001], um mit hoher Wahrscheinlichkeit eine globale Lösung eines Optimierungsproblems zu finden. Sie arbeiten dabei ähnlich dem Verfahren des Simulated-Annealing [Schöning2001], jedoch wenden sie konsequenter das Prinzip der Evolution an. Im Unterschied zum Simulated-Annealing, verbessert und verändert ein GA nicht nur eine einzelne Lösung, sondern eine Lösungsschar, die Population genannt wird. Bei der Erzeugung einer neuen Generation wird aus der Generation der Eltern jeweils durch Selektion und Rekombination eine definierte Menge neuer Individuen erzeugt, die durch zusätzliche Mutationen den Lösungsraum sicher abdecken.

Aufgrund der Kodierung des zu Grunde liegenden Optimierungsproblems mit binäre Kombinationsvariablen nach (6.33), erscheint der Einsatz von Genetischen Algorithmen geeigneter als die Verwendung Evolutionärer Strategien. Es ist deshalb zu prüfen, ob diese Verfahren geeignet sind, eine geschlossene Menge von Kombinationen nach (6.33) zu bewerten, das Funktional

$$J = \text{Min} \left[\sum_{j=1}^{N_V} Q_j \right] \quad (6.41)$$

zu optimieren und somit geeignete Kandidaten für die Erzeugung endlicher Zustandautomaten zu finden.

In Bild 6.9 ist das Grundprinzip eines Genetischen Algorithmus' dargestellt vgl. [Schöneburg1994]. Die verschiedenen Typen Genetischer Algorithmen unterscheiden sich im Wesentlichen durch problemspezifisch angepasste Unterroutinen (siehe rechter Rand von Bild 6.5). Die Grundzüge des Algorithmus bleiben unverändert (siehe [Schöneburg1994] sowie [Heistermann1994]). In Anhang E.2 sind weitere Informationen sowie Erklärungen verwendeter Begriffe im Zusammenhang mit den Genetischen Algorithmen zu finden.

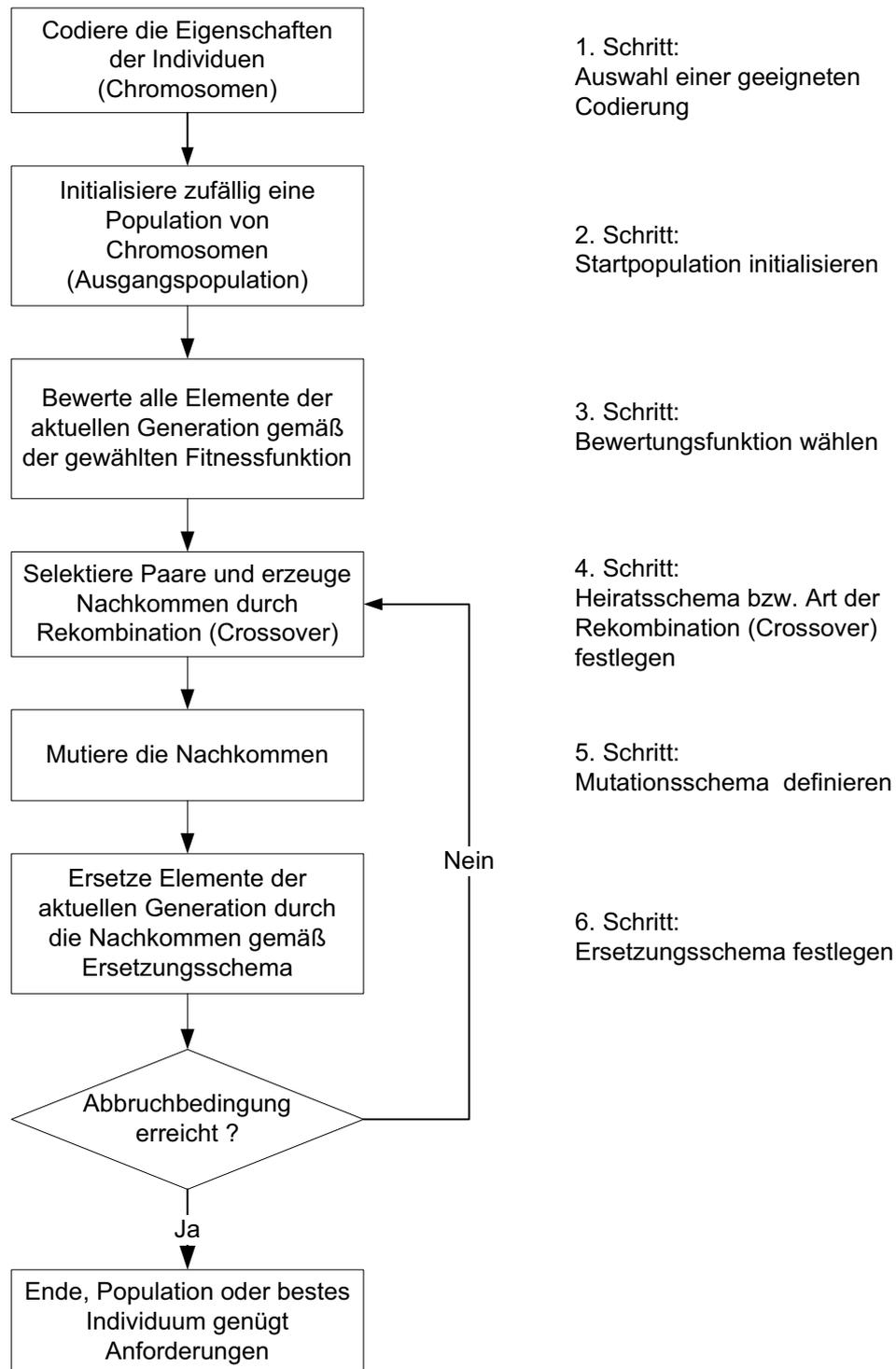


Bild 6.9: Pseudocode eines Genetischen Algorithmus' [Schöneburg1994]

6.3.1 Festlegung der Parameter des Genetischen Algorithmus

Es stellt sich nun die Aufgabe, eine geeignete Kodierung der Individuen sowie Problem angepasste Prozeduren für die Ausführungsschritte des Algorithmus zu finden. Die Kodierung der Individuen aus Schritt 1 (Bild 6.9) ist bereits festgelegt. Fasst man sämtliche Zeilenvektoren c_j^T aus

(6.5) zu einer Matrix \underline{C} zusammen, erhält man bereits mit \underline{C} eine Population. Jeder Zeilenvektor c_j^T repräsentiert ein Individuum, die Komponenten c_{jk} sind die Gene desselben. Jedes Gen besitzt die Allele 0 und 1.

Die Anzahl der Zeilen von \underline{C} bestimmt die Größe der Population und wird aus der Anzahl der erzeugten oder vorgegebenen Cluster bestimmt. Da jeder endliche Zustandsautomat mindestens zwei verschiedene Schaltleistungswerte benötigt, lässt sich die Mindestanzahl generierbarer Verbrauchermodelle im Vorfeld auf $N_c/2$ abschätzen.

Um den Lösungsraum hinreichend abzusuchen, wird dieser erste Schätzwert mit einem Überhangfaktor \ddot{u} multipliziert, so dass sich die Anzahl der Individuen jeder Population zu

$$N_{Pop} = \left\lceil \frac{N_c}{2} \ddot{u} \right\rceil \quad (6.42)$$

erweitert. Die Kodierung der Chromosomen sowie die Größe einer Population sind damit festgelegt. Nun muss eine Startpopulation erzeugt werden. Die Lage sowie die Eigenschaften der Startindividuen beeinflussen das Ergebnis bei Genetischen Algorithmen nur geringfügig, im Gegensatz zu Gradientenverfahren, bei denen dies häufig der Fall ist. Über die Mutation und das Crossover bei der Rekombination springt ein GA willkürlich im Lösungsgebiet hin und her, so dass mit hoher Wahrscheinlichkeit der gesamte Lösungsraum abgesucht und eine globale Lösung des Optimierungsproblems gefunden wird.

6.3.2 Bewertung und Zielfunktion, Ersetzungsschema

Als Bewertungsfunktion wird (6.39) zur Beurteilung eines einzelnen Individuums sowie (6.41) zur Bewertung der Qualität einer Population verwendet. In Schritt 4 aus Bild 6.9 selektiert der Algorithmus nur eine Teilmenge der Individuen zur Erzeugung einer neuen Population. Auch hier existieren verschiedene Strategien. Neue Populationen lassen sich sowohl ausschließlich aus Nachkommen bilden oder aus einer Mischung von Eltern- und Kindindividuen. Für das zugrunde liegende Problem wurden brauchbare Ergebnisse durch das Ersetzen der minderwertigen 50% einer Population erzielt. Wird bei der Bewertung der Qualität nur die jeweils beste Hälfte der Individuen betrachtet, steigt die Qualität der Lösungen stetig an. Individuen mit sehr guten Eigenschaften bleiben bis zum Abbruch des Verfahrens erhalten. Dieser Effekt wird jedoch über die Einschränkung des Suchgebietes erkauft.

6.3.3 Rekombination, Crossover

Bei den Genetischen Algorithmen gewährleistet die Auswahl einer problemangepassten Rekombination das Absuchen weiter Bereiche des Lösungsgebietes, während bei den Evolutionären Strategien für diese Aufgabe eine problemspezifische Mutation eingesetzt wird [Schöneburg1994]. Grundsätzlich wird beim Crossover ein Kindchromosom aus zwei Elternchromosomen gebildet.

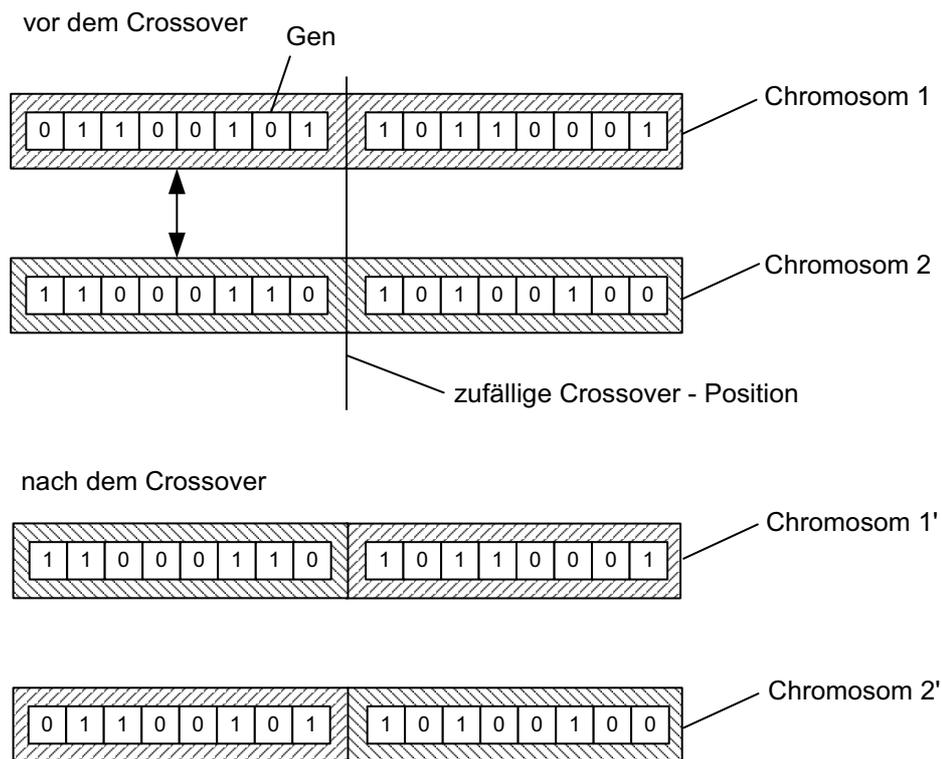


Bild 6.10: Rekombinationsschema (Crossover)

Bild 6.10 zeigt ein “one point crossing over” bei dem nur eine Bitstelle zur Vertauschung zufällig selektiert wird. Für die betrachtete Aufgabenstellung ist die Position des Wechsels von der Referenz positiver Schalteistungswerte zu negativen des Vektors $P(\underline{C})$ eine geeignete Stelle für das Crossover. Dies ist jedoch nicht zwingend vorgeschrieben, da auch bei der Auswahl eines anderen Punktes Chromosomen mit schlechten Qualitäten aufgrund des gewählten Ersetzungsschemas keine lange Lebensdauer besitzen.

6.3.4 Mutation

Die Mutationsvorschrift (Schritt 5 in Bild 6.9) muss auf die Struktur möglicher Lösungen abgestimmt werden. In Bezug auf die Qualitätsberechnung nach (6.41) sind Individuen mit einer hohen Anzahl von Einsen zu vermeiden. Die Mutationsvorschrift wird deshalb so angepasst, dass die Anzahl der mutierten Gene mit dem Allel 1 sowie derjenigen mit dem Allel 0 gleichmäßig verteilt sind. Bei der Startinitialisierung erhält jedes Chromosom deshalb nur zwei Gene mit dem Allel 1.

Die Wahrscheinlichkeit, ein Gen mit einer 1 zu einer 0 zu mutieren, kann für die Chromosomen in jeder Generation unabhängig von den Vorgängergenerationen, jeweils in Abhängigkeit der aktuellen Anzahl der Einsen eines Individuums zu

$$p_1(c_{j,k} | 1 \rightarrow 0) = \frac{c_{j,k}^T \underline{c}}{N_C} \quad (6.43)$$

berechnet werden, wenn z.B. eine beliebige Stelle des Chromosoms invertiert wird. Für den anderen möglichen Fall von 0 zu 1 gilt

$$p_1(c_{jk}|0 \rightarrow 1) = \frac{N_C - \underline{c}^T \underline{c}}{N_C} = 1 - p_1(c_{jk}|1 \rightarrow 0). \quad (6.44)$$

Würde man jeweils nur eine Stelle jedes Chromosoms invertieren, konvergiert die Anzahl der Einsen allmählich gegen die Anzahl der Nullen. Da jedoch Individuen mit wenigen Einsen bevorzugt gesucht werden, ist eine komplexere Mutationsstrategie notwendig. Nach zufälliger Mutation eines Bits im ersten Schritt, kann in einem weiteren Schritt N_x -mal zufällig eine Stelle des Chromosoms auf null gesetzt werden. Die Anzahl der zufälligen Auswahl kann über eine vorgegebene bzw. selbst gewählte Wahrscheinlichkeit p_x berechnet werden.

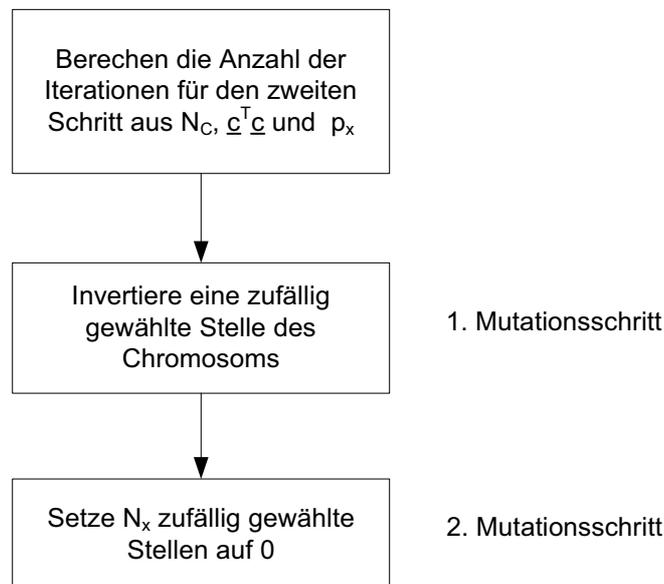


Bild 6.11: Angewendetes Schema zur Mutation der Chromosomen

Im ersten Schritt mutiert der Algorithmus aus Bild 6.11 willkürlich eine Stelle des Chromosoms und invertiert das selektierte Allel. Die Gesamtwahrscheinlichkeit, an einem beliebigen Gen eine Eins zu einer Null zu mutieren, berechnet sich dann aus der Summe der beiden Wahrscheinlichkeiten zu

$$p_{1+2}(c_{jk}|1 \rightarrow 0) = \frac{\underline{c}^T \underline{c}}{N_C} + \frac{N_x}{N_C} \stackrel{!}{=} p_x \quad (6.45)$$

wobei mit p_x ein Sollwert für die jeweilige Wahrscheinlichkeit vorgegeben werden kann, so dass sich aus (6.45) N_x zu

$$N_x = \begin{cases} [p_x N_C - \underline{c}^T \underline{c}] & \text{für } \underline{c}^T \underline{c} < p_x N_C \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (6.46)$$

bestimmen lässt.

Die Population wird so lange durch Rekombination und Mutation verändert, bis eine gewählte Schranke für die Differenz bzgl. der Qualität von zwei aufeinander folgender Populationen nicht mehr überschritten wird oder eine maximale Anzahl von Generationen erreicht ist.

Um einen Geschwindigkeitsvorteil bzgl. einer analytischen Suche zu erreichen, muss die Anzahl der Generationen sowie die Anzahl der Individuen einer Population begrenzt werden. Als Ausgangspunkt kann eine maximale Rechenzeit T_{GA} vorgegeben werden. Über

$$T_{GA} = 2^{N_C} T_{Ind} \quad (6.47)$$

kann die Rechenzeit zur Berechnung der besten Individuen des Lösungsraumes bestimmt werden, wenn die Kenntnis der Ausführungszeit T_{Ind} für die Berechnung der Qualität eines einzelnen Individuums unterstellt werden darf. Die Zeit

$$T_{Ind}(N_C) = \Delta t' N_C \quad (6.48)$$

steigt linear zur Anzahl der Spalten von \underline{C} , die bereits durch N_C festgelegt sind. Mit einer Intel® Pentium™ 4 CPU mit 2,4 GHz erreicht $\Delta t' \approx 0.6 \mu s$. Legt man die Grenze für die Ausführungszeit des Genetischen Algorithmus fest, lässt sich aus (6.47) die Grenze für die maximale Anzahl von Clusterzentren zu

$$\hat{N}_C = \frac{\ln(T_{GA}) - \ln(T_{Ind})}{\ln(2)} \quad (6.49)$$

bestimmen, für die eine analytische Suche noch zulässig ist. Auch die Suche des GA darf insgesamt nicht mehr als \hat{N}_C Individuen auswerten, um den Geschwindigkeitsvorteil nicht zu unterlaufen. Die maximale Anzahl aller Individuen der ausgewerteten Generationen des GA berechnet sich mit Hilfe von (6.42) zu

$$\ddot{u} N_{Gen} \frac{N_C^2}{2} \frac{\Delta t'}{T_{GA}} \leq 2^{\hat{N}_C}. \quad (6.50)$$

In (6.50) beziffert N_{Gen} die maximale Anzahl von Generationen.

Der GA bricht die Suche i.A. eher ab, da häufig bereits ab dieser Grenze keine Verbesserung der Lösungen mehr erzielt wird.

Nach Abbruch des Genetischen Algorithmus liegen hinreichend viele Kombinationen verschiedener Schaltleistungen vor. Diese beschreiben jeweils die Menge der Schaltzustandsübergänge eines endlichen Zustandsautomaten nach (5.9). Den erzeugten Zustandsautomaten werden alle Schaltereignisse der jeweils über $c_{i,k} = 1$ referenzierten Cluster zugewiesen. Es liegen somit Zustandsautomaten der Verbrauchermodelle vor, denen bereits konkrete Schalereignisse zugeordnet sind. Im nächsten Schritt werden aus den Schaltzustandsübergängen mögliche Schaltsequenzen erstellt, die jeweils die Lastbedingung nach (5.8) einhalten.

Tabelle 6.4: Werte für $\hat{N}_c (=N_{Cmax})$, für $T_{GA} = 60s$

N_c	T_{Ind} /s	N_{Cmax}
15	9.00E-06	23
20	1.20E-05	23
25	1.50E-05	22
30	1.80E-05	22
35	2.10E-05	22
40	2.40E-05	22
50	3.00E-05	21
60	3.60E-05	21
70	4.20E-05	21
100	6.00E-05	20
200	1.20E-04	19
300	1.80E-04	19

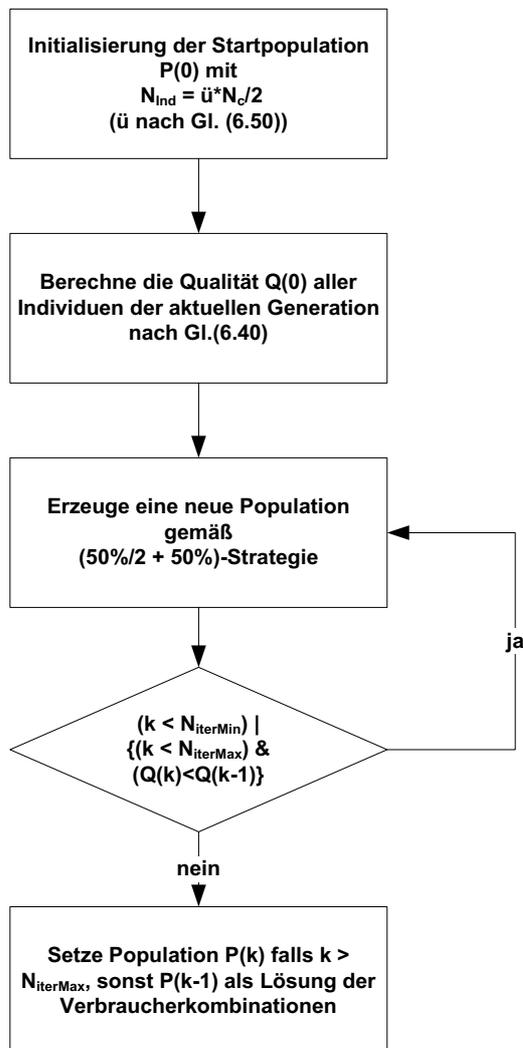


Bild 6.12: Implementierter Genetischer Algorithmus zur Erzeugung von Verbrauchermodellen

In Tabelle 6.4 sind Grenzwerte für die Berechnung der günstigsten Verbraucherkombinationen nach (6.49) in Abhängigkeit der Anzahl gefundener Schaltzustandsübergänge (NC) aufgezeigt. Bei einer vorgegebenen Ausführungszeit des Genetischen Algorithmus von 60s muss demnach ab 20 gefundenen Clustern mit dem Genetischen Algorithmus gearbeitet werden.

In Bild 6.12 ist der verwendete Genetische Algorithmus zur Generierung der Verbraucherkombinationen abgebildet. Das verwendete Schema (50%/2+50%) zur Erzeugung neuer Individuen bedeutet, dass aus jeweils zwei Individuen der besseren Hälfte einer Population 50% neue Individuen erzeugt werden, welche die minderwertigen 50% der alten Population ersetzen. Über dieses Schema ist es möglich, dass sehr gute Individuen über eine sehr hohe Lebensdauer verfügen. Die Art der Rekombination und der verwendeten Crossovers (vgl. Abschnitt 6.4.3 u. 6.4.4) gewährleisten dabei ein ausreichendes Absuchen des Lösungsraumes, da über die Rekombination zufällig gewählter Individuen genügend Variationspotenzial besteht.

6.4 Zeitreihenoptimierung der generierten Zustandsautomaten

Den generierten Verbrauchermodellen sind Zustandsübergänge $\mathcal{A}_j = \{A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{in}\}$ zugeordnet, aus denen sich Schaltleistungszustände $\mathcal{Z}_j = \{Z_{i1}, Z_{i2}, \dots, Z_{in}\}$ nach (5.11) bestimmen lassen. Bei N_{A_j} verschiedenen Zustandsübergängen können durch Vertauschen der Elemente A_{ji} , $N_{A_j}!$ verschiedene Variationen von Übergangsfolgen erzeugt werden.

$$\begin{aligned} \mathcal{A}_j^{(1)} &= \left\{ A_{j,1}, A_{j,2}, \dots, A_{j,N_{A_j}} \right\} \\ \mathcal{A}_j^{(2)} &= \left\{ A_{j,2}, A_{j,1}, \dots, A_{j,N_{A_j}} \right\} \\ &\vdots \\ \mathcal{A}_j^{(N_{A_j})} &= \left\{ A_{j,N_{A_j}}, A_{j,N_{A_j}-1}, \dots, A_{j,1} \right\} \end{aligned} \quad (6.51)$$

Aus diesen Variationen lassen sich die möglichen verschiedenen Zustände des Automaten nach (5.11) berechnen. Unter Berücksichtigung von (5.20) und (5.11) besitzt jeder Zustandsautomat höchstens

$$N_{Z_j} = 1 + N_{A_j}! \cdot (N_{A_j} - 1) \quad (6.52)$$

verschiedene Zustände Z_{jk} .

Aus den Variationen müssen zudem diejenigen entfernt werden, welche die Nichtnegativitätsbedingung nach (5.19) verletzen.

6.4.1 Erzeugung von Schaltsequenzen

Entsprechend der Reihenfolge der Zustandsübergänge aller gültigen Variationen eines Zustandsautomaten nach (6.47), werden nun Schaltsequenzen aus den referenzierten Schaltereignissen erzeugt. Die maximale Anzahl der Schaltsequenzen berechnet sich theoretisch zu

$$N_{j,F}^{\max} = N_{A_j}! \cdot \prod_{k=1}^{N_C} c_{jk} \cdot N_{C_k}. \quad (6.53)$$

Da ca. die Hälfte der möglichen Variationen die Nichtnegativitätsbedingung verletzt, lässt sich die zu erwartende Anzahl der gültigen Schaltsequenzen zu

$$N_{j,r} \approx \frac{N_{A_j}!}{2} \cdot \prod_{k=1}^{N_C} c_{jk} \cdot N_{C_k} \quad (6.54)$$

abschätzen. Dabei bezeichnet N_{C_k} die Anzahl der Schaltereignisse, die in Cluster C_k zusammengefasst sind.

Der Algorithmus prüft jede Schaltsequenz explizit auf Einhaltung der Nichtnegativitäts- und Lastbedingung, so dass nur gültige Schaltsequenzen verbleiben, welche sich in chronologischer Folge zu Zeitreihen kombinieren lassen, die somit automatisch die Last- und Nichtnegativitätsbedingung einhalten.

Besitzt ein Verbrauchermodell z.B. drei verschiedene Schaltzustandsübergänge mit jeweils 30 referenzierten Schaltereignissen, berechnet sich die Anzahl der daraus generierbaren Schaltsequenzen bereits zu $N_{j,r} = 0,5 \cdot 3! \cdot 30^3 = 162000$.

Bei gleichmäßig verteilten Schaltereignissen pro Zustandsübergang steigt der Rechen- und Speicheraufwand exponentiell mit der Anzahl der verschiedenen Zustandsübergänge. Für die meisten elektrischen Haushaltsgeräte ist es deshalb sinnvoll die Zykluszeit einer Schaltsequenz zu begrenzen, so dass sich der Lösungsraum drastisch reduziert und die Ausführungszeit des Algorithmus verringert wird. Für die numerischen Tests wurde der maximale zeitliche Abstand zwischen zwei Schaltzustandsübergängen auf 60 Minuten begrenzt.

Die Sequenzen eines Verbrauchermodells lassen sich chronologisch sortiert zu einem Baum von Wegstrecken verbinden. Jede Schaltsequenz wird zunächst mit allen chronologisch folgenden Sequenzen verbunden. Es entsteht ein vollständig verknüpfter Baum von Sequenzen, bei dem jeder mögliche Weg automatisch der Lastbedingung genügt, da bereits jedes Teilstück des Weges diese für sich erfüllt und zwischen den Teilstücken die Wirkleistungsaufnahme stets null Watt ist.

Ziel der Zeitreihenoptimierung ist es, eine Folge von Sequenzen mit optimaler Gesamtqualität zu finden. Da jede Sequenz für sich bewertet werden kann, lässt sich die Suche des besten "Pfad" durch den Baum von Sequenzen in äquivalente Unterprobleme zerlegen. Damit genügt das Optimierungsproblem Bellmanns Optimalitätsprinzip [Larson1978], so dass sich zur Suche des besten oder kürzesten Weges die Dynamische Programmierung anbietet. Entscheidend für das Ergebnis der Optimierung ist auch hier wiederum die Wahl einer geeigneten Qualitätsfunktion zur Bewertung der Teilwegstrecken (Sequenzen) sowie die Art der Berechnung der Gesamtqualität eines Weges.

Praktische Umsetzung:

Sortiert man alle erzeugten Sequenzen eines Verbrauchermodells von links nach rechts chronologisch folgend, lässt sich für jede Sequenz eine Liste linkseitiger Nachbarn, mit denen diese verbunden werden kann, erzeugen. Die Qualität eines Wegstückes bestimmt sich dann aus der Qualität der aktuellen Sequenz, addiert zur Qualität des besten linkseitigen Nachbarn dieser Sequenz. Existiert kein linksseitiger Nachbar oder ist die Qualität des Einzelwegstückes besser als die erzeugte Summe, handelt es sich um eine Startsequenz. Ist z.B. die Qualität aller linksseitigen Nachbarn negativ und die Qualität der aktuellen Sequenz positiv, vermindert jede Verbindung zu einem linksseitigen Nachbarn das Gesamtergebnis des Weges. Jede der Sequenzen kann Start- oder Endsequenz sein, letztlich muss der Algorithmus zur vollständigen Suche jede Sequenz als Startsequenz betrachten, die in Abhängigkeit ihres Qualitätswertes sogar Start- und Endsequenz zugleich sein kann.

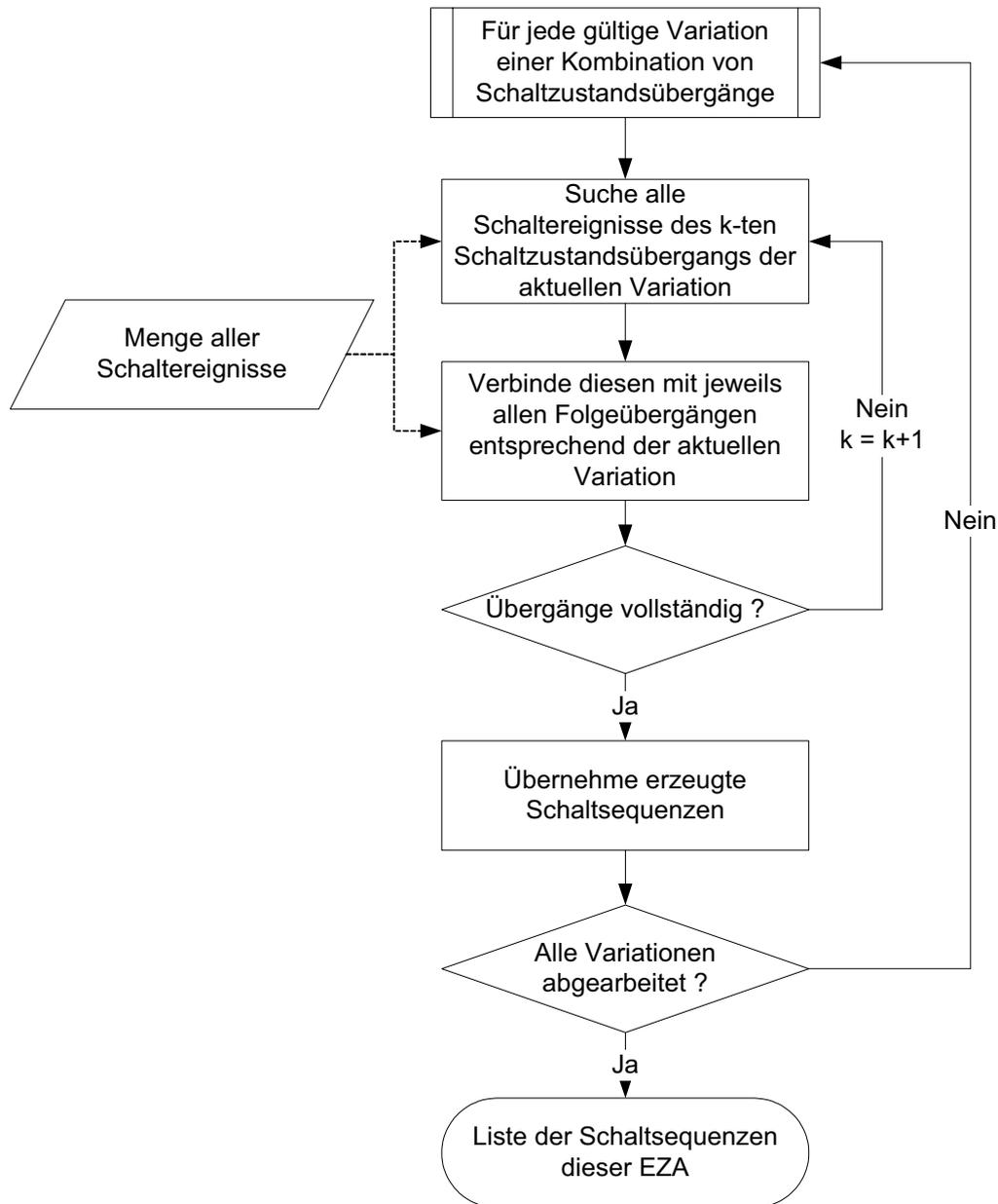


Bild 6.13: Algorithmus zur Erzeugung der Schaltsequenzen eines Verbrauchers modelliert als endlicher Zustandsautomat

Beispiel für den Algorithmus nach Bild 6.12

Für einen Verbrauchers V_j seien die Leistungswerte der Zustandsübergänge zu $A_{j,1} = +120W$, $A_{j,2} = +80W$ und $A_{j,3} = -200W$ bestimmt.

Aus dieser Kombination von Schaltleistungen lassen sich sechs unterschiedliche Folgen von Schaltzustandsübergängen generieren. Die verschiedenen Folgen repräsentieren jeweils Variationen der Reihenfolge der Elemente von \mathcal{A}_j .

Tabelle 6.5: Variationen des Beispiels

	Folge der Schaltleistungen	Folge der Schaltzustände
1. Variation	+120W -> +80W -> -200W	120W -> 200W -> 0W
2. Variation	+120W -> -200W -> +80W	120W -> -80W -> 0W
3. Variation	-200W -> +120W -> +80W	-200W -> -80W -> 0W
4. Variation	-200W -> +80W -> +120W	-200W -> -120W -> 0W
5. Variation	+80W -> -200W -> +120W	80W -> -120W -> 0W
6. Variation	+80W -> +120W -> -200W	80W -> 200W -> 0W

Nur zwei der sechs Variationen aus Tabelle 6.4 erfüllen die Nichtnegativitätsbedingung für elektrische Haushaltsgeräte nach (5.12). Dies sind die 1. und die 6. Variation. Aus diesen Variationen lässt sich ein Zustandsautomat mit vier verschiedenen Zuständen nach Bild 6.13 erzeugen.

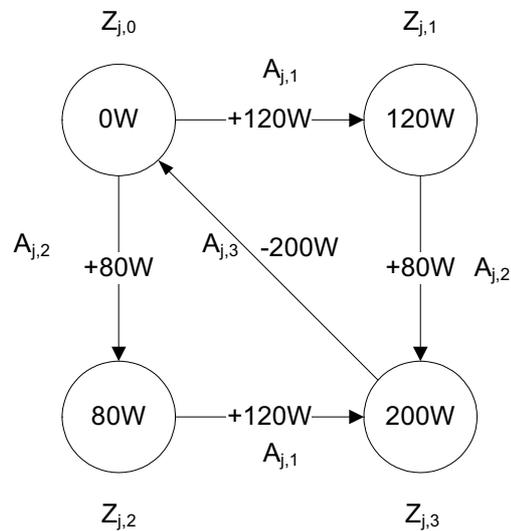


Bild 6.14: Zustandsübergangsmodell des Beispiels

Für die 1. Variation in Tabelle 6.4 lassen sich Schaltsequenzen mit den Schaltzuständen

$$\Gamma_{j,v}^{(2)} = [Z_{j,1}, Z_{j,3}, Z_{j,0}] \quad (6.55)$$

erzeugen. Es gilt nach (5.11)

$$Z_{j,1} = Z_{j,0} + A_{j,1} \quad (6.56)$$

$$Z_{j,3} = Z_{j,1} + A_{j,2}$$

$$Z_{j,0} = Z_{j,2} + A_{j,3} \stackrel{!}{=} 0W$$

Für die zweite gültige Variation aus Tabelle 6.4 werden Sequenzen gemäß

$$\Gamma_{j,v}^{(6)} = [Z_{j,2}, Z_{j,3}, Z_{j,0}] \quad (6.57)$$

gebildet und ebenfalls zu der Liste von Sequenzen addiert. Für diese Sequenzen gilt:

$$Z_{j,2} = Z_{j,0} + A_{j,2} \quad (6.58)$$

$$Z_{j,3} = Z_{j,2} + A_{j,1}.$$

Aus allen von V_j referenzierten Schaltereignissen werden nach (6.5) und (5.14) Schaltsequenzen gemäß der Zustandsfolgen von Variation 1 und Variation 6 erzeugt und anschließend chronologisch sortiert. Die Schaltsequenzen werden untereinander verbunden. In Bild 6.15 ist eine chronologische Folge verschiedener Schaltereignisse entsprechend der 1. Variation aus Tabelle 6.4 exemplarisch aufgeführt.

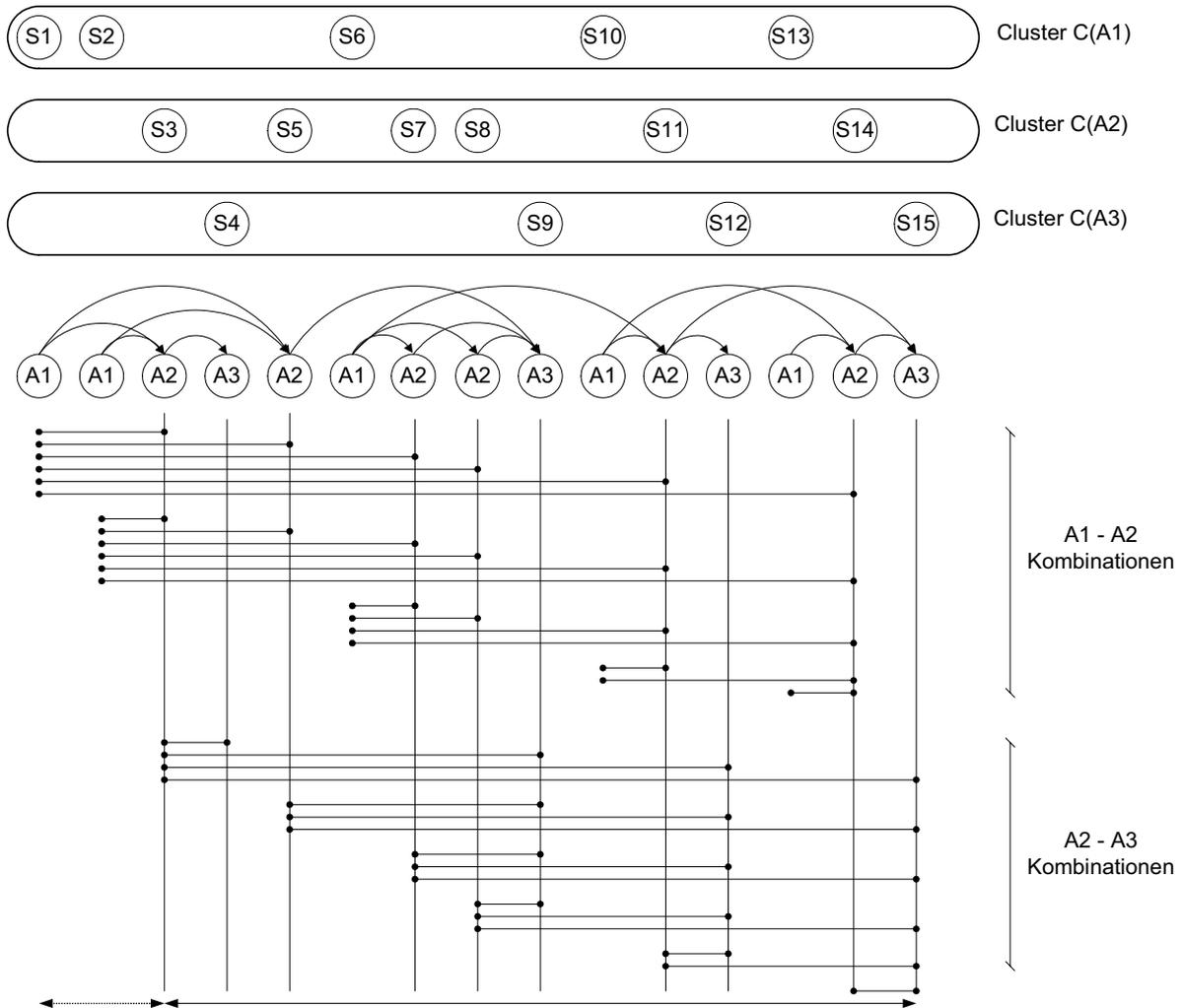


Bild 6.15: Sequenzen aus Zustandsübergängen für die 1. Variation des Beispiels aus Tab. 6.4

6.4.2 Bewertung der Schaltsequenzen

Das Ziel der Geräteerkennung ist es, für jedes erkennbare elektrische Gerät die maximale Anzahl zugehöriger Schaltsequenzen zu finden. Jede Schaltsequenz wird anhand ihrer spezifischen Eigenschaften bewertet. Zur Bewertung stehen

- die Abweichung zwischen der Schaltleistung des tatsächlich referenzierten Schaltereignisses und dem nachgebildeten Schaltzustand $A_{j,k}$,
- der Energiebetrag einer Schaltsequenz sowie
- die gesamte Einschaltzeit aller Schaltzustände einer Schaltsequenz

zur Verfügung.

Wird die Schaltzustandsfolge auf eine der gültigen Variation begrenzt, können zusätzlich die

- Einschaltzeiten der Teilzustände

als Eigenschaften zur Bewertung herangezogen werden, sofern unterstellt werden darf, dass diese für den jeweiligen Verbraucher annähernd konstant sind.

Zur Bewertung der aufgeführten Eigenschaften sind Richtgrößen erforderlich. Diese sind unmittelbar nach der Installation des Systems nicht bekannt und müssen erst aus den zu analysierenden Daten selbst generiert werden. Bei periodisch schaltenden Geräten (z.B. Kühlgeräte) kann z.B. die mittlere Energieaufnahme der mehrfach auftretenden Schaltsequenzen als Vorgabewert angesetzt werden. Häufig ist es jedoch vorteilhafter hierfür den Medianwert anzusetzen, da dieser weniger von den Randwerten beeinflusst wird [Hart1984]. Darüber hinaus lassen sich für die einzelnen Schaltzustandsfolgen einer Sequenz Wahrscheinlichkeiten berechnen und mit Hilfe der Entropie bewerten.

Die Anzahl der gültigen Sequenzen eines Verbrauchermodells kann sich im Laufe der Optimierung verändern, da viele Schaltereignisse von mehreren Verbrauchermodellen gleichzeitig referenziert werden und diese nach der Auflösung der Mehrfachreferenzen u.U. entfernt werden. Die Auflösung von Mehrfachreferenzen kann als Ranglistenproblem behandelt werden. In einer äußeren Optimierungsschleife werden sukzessive alle Referenzen der restlichen Verbraucher auf die Schaltereignisse des aktuell besten Verbrauchers gelöst. Der Beste wird anschließend aus der Liste der noch zu Optimierenden entfernt, so dass der Algorithmus spätestens nach N_j Durchläufen terminiert (siehe Abschnitt 6.6).

Es lässt sich zeigen, dass sich die Qualität eines Verbrauchers durch weitere Einschränkung seiner Menge von Schaltereignissen nicht mehr verbessert. Somit ist durch die Reihenfolge der gefundenen Verbrauchermodelle, sortiert nach maximaler Qualität, bereits die globale Lösung der Optimierung gefunden. Dies ist genau dann der Fall, wenn die vorgegebenen Qualitätsmerkmale, die u.U. von der Menge der gültigen Schaltsequenzen abhängen, nicht mehr variieren. Bei der Auswahl der Bewertungsfunktion für die Schaltsequenzen muss genau dieser Zusammenhang berücksichtigt werden, damit die Position der Verbraucher in der Rangliste nicht variiert. Kann diese Bedingung nicht eingehalten werden, läuft der Algorithmus bei ungünstiger Konstellation Gefahr, in einer Endlosschleife zu verharren.

Die Optimierung einer Folge von Sequenzen eines Verbrauchermodells wird als Maximalwertproblem

$$J_{V_j} = \sum_v Q(\Gamma_v) \rightarrow \text{Maximum} \quad (6.59)$$

formuliert. Das Vorzeichen von Q in (6.59) entscheidet über das Hinzufügen oder Entfernen der jeweiligen Sequenz zur aktuellen Wegkombination. Einerseits sollen viele gültige Kombinationen gefunden und möglichst viele Schaltereignisse dem aktuellen Verbrauchermodell zugeordnet werden, andererseits soll jedoch die Qualität der einzelnen Teilwegstücke möglichst hoch sein. Shannon entwickelte zur Lösung der Dualität von Häufigkeit und Informationsgehalt (Qualität) eines Ereignisses die Entropie [Shannon1948]. Die in der Entropie enthaltene Funktion

$$H(x) = -x \cdot \log(|x|), \quad (6.60)$$

zeigt folgenden Verlauf in Abhängigkeit von $|x|$:

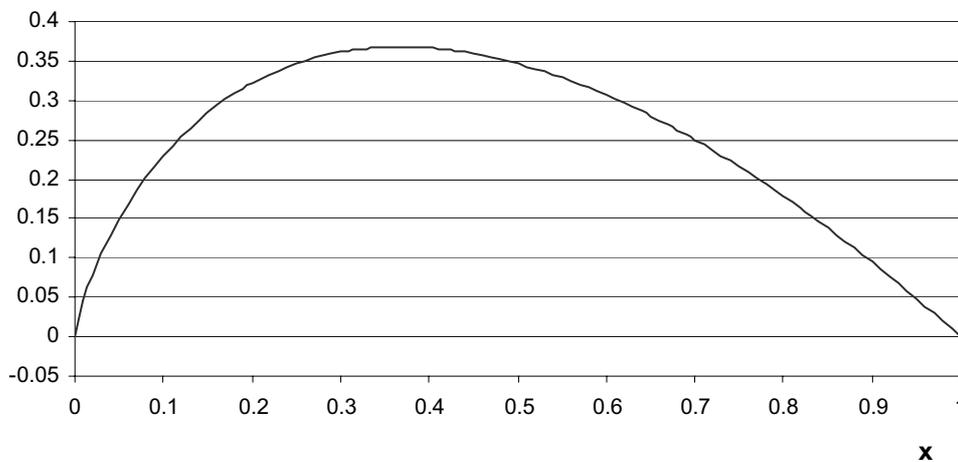


Bild 6.16: $H(x) = -x \log(|x|)$

Als Parameter zur Bewertung einer Schaltsequenz eignet sich besonders die aufgenommene elektrische Energie, da sich der analysierte Wirkleistungsverlauf aus Energiebeträgen berechnet und charakteristische Eigenschaften des zeitlichen Verlaufs nicht reproduzierbar sind.

Für jede gültige Sequenz $\Gamma_{j,v}$ von V_j berechnet sich die aufgenommene elektrische Energie zu

$$E(\Gamma_{j,v}) = \sum_{k=1}^{N_{A_j}} Z_{jk} \cdot \Delta t_{jk}. \quad (6.61)$$

Über die Häufigkeitsverteilung der Energiebeträge kann jeder Sequenz nach Kolmogorow eine Auftrittswahrscheinlichkeit zugeordnet werden, so dass sich die Qualität eines möglichen Weges A_p aus N_p Sequenzen aus der Entropie der Energiebeträge zu

$$H_p^{(E)} = - \sum_{v=1}^{N_p} h(E(\Gamma_v)) \cdot \log(h(E(\Gamma_v))), \quad (6.62)$$

bestimmen lässt. Die Qualität jeder Sequenz steht damit in Relation zu allen anderen Sequenzen des Baumes. Die Qualitätsberechnung nach (6.62) beinhaltet jedoch keine direkte Bewertung der Abweichung des tatsächlich auftretenden Schaltereignisses S_{ij} zur approximierten Zustandsänderung A_{jk} . Dabei können gerade die Informationen aus der Streuung der Objekte eines Clusters

von Schaltzuständen gleicher Leistung einbezogen werden. Die Distanz eines Schaltereignisses zum modellierten Schaltzustandsübergang bietet deshalb eine Alternative zur Bewertung einzelner Schaltsequenzen über die Wahrscheinlichkeit der Energiebeträge. Damit die Schaltzustandsübergänge einer Schaltsequenz zu null Watt addieren können, müssen diese z.B. mit Hilfe eines Gradientenverfahrens [Hadley1969] angepasst werden.

Über die normierten Abweichungen

$$\delta(A_{jk}, S_{ij}) = \frac{\|P(S_{ij}) - A(S_{ij})\|}{\|A_{jk}\|}, \quad (6.63)$$

lässt sich die Qualität einer Sequenz entsprechend der Abweichung aller nachgebildeten Schaltereignisse zu

$$Q_{\Gamma_{j,v}}^{(\delta P)} = - \sum_{k=1}^{N_{A_j}} \delta(A_{jk}, S_{ij}) \cdot \log(\delta(A_{jk}, S_{ij})) \quad (6.64)$$

bewerten. In Bild 6.16 erreicht Q bei einer relativen Abweichung von $\delta_0 = 0,3678$ seinen Maximalwert. Setzt man für x in (6.50) die relative Abweichung aus (6.63) ein, wird die maximale Qualität nicht bei minimaler Abweichung zum erwarteten Mittelwert erreicht. Deshalb wird das Argument um genau diesen Betrag verschoben. Mit dieser Verschiebung erzeugt ein Schaltereignis S_{ij} bei Übereinstimmung zum approximierten Schaltleistungswert A_{jk} den maximalen Qualitätswert.

$$Q_{\Gamma_{j,v}}^{(\delta P)} = - \sum_{k=1}^{N_{A_j}} [\delta(A_{jk}, S_{ij}) + \delta_0] \cdot \log[\delta(A_{jk}, S_{ij}) + \delta_0] \quad (6.65)$$

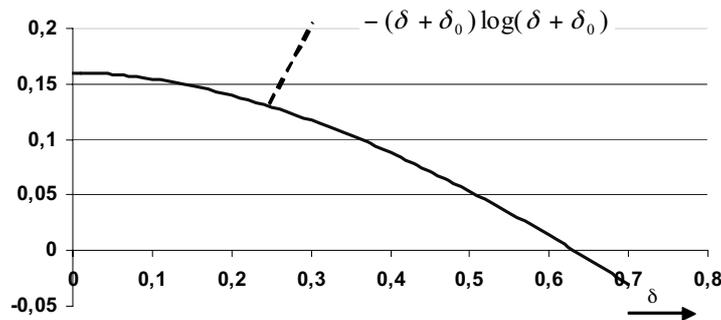


Bild 6.17: Entropie mit verschobenem Wertebereich

Direkte Abweichungen der Parameter lassen sich besser mit Hilfe einer konvexen Bewertungsfunktion

$$f(\delta) = 1 - \beta \delta(A_{jk}, S_{ij})^2 \quad (6.66)$$

darstellen. Dabei kann der Parameter β in Bezug auf die zulässige Abweichung zum Vorgabewert angepasst werden. Nur Sequenzen, deren Qualitätswert nach (6.58) größer als null ist, werden als mögliche Wegelemente berücksichtigt. Unter diesen wird jeweils die Beste ausgewählt, falls

sich mehrere Sequenzen zeitlich überlagern. Sequenzen mit negativer Qualität dekrementieren die Gesamtqualität des Weges und disqualifizieren sich damit automatisch. Ein einzelnes Wegelement mit positivem Qualitätswert erzeugt in diesem Fall ein besseres Ergebnis als in Kombination mit einem minderwertigen Wegelement mit negativem Qualitätswert. Der Parameter

$$\beta = \frac{1}{\delta_0^2} \quad (6.67)$$

bestimmt die maximal zulässige Abweichung δ . Der Grenzwert kann z.B. über die Streuung der betreffenden Cluster von Schaltereignissen

$$\delta_0 = \frac{\sigma_{j,k}}{A_{j,k}} \quad (6.68)$$

oder willkürlich als prozentuale Abweichung

$$\delta_0 \stackrel{!}{=} 0,1 \quad (6.69)$$

vorgegeben werden.

Die konvexe Zielfunktion aus (6.58) ist einfach zu berechnen und ermöglicht eine einfache Änderung der Qualität aufgrund einer relativen Abweichung.

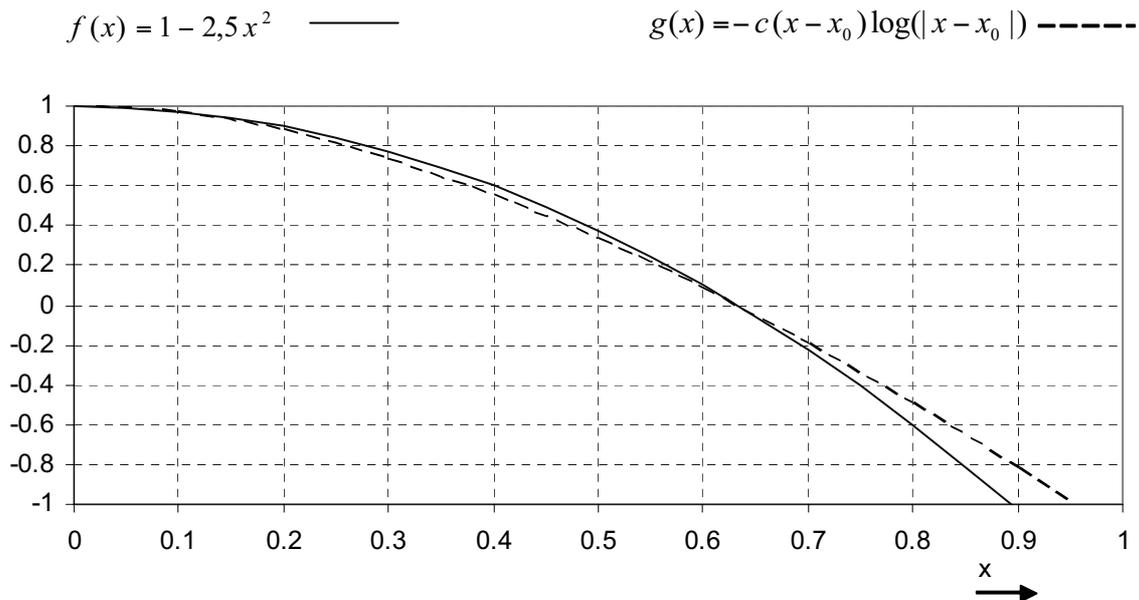


Bild 6.18: Verlauf von $f(x)$ und $g(x)$

Für jede Sequenz berechnet sich der Qualitätswert bei Verwendung der Funktion nach (6.66) dann zu

$$Q_j(\Gamma_{j,v}) = \sum_{k=1}^{N_{A_j}} 1 - \beta_k \left(\frac{\|A_{j,k}^{(i)} - S_i\|}{\|A_{j,k}^{(i)}\|} \right)^2 \quad (6.70)$$

Eine Folge von Sequenzen von V_j summiert sich über

$$Q_j(A_{j,p}) = \sum_{v=1}^{N_{V_j}} Q_j(\Gamma_{j,v}) \quad (6.71)$$

zur Qualität eines möglichen Weges, so dass sich der optimale Weg durch den Baum aller Sequenzen von V_j als Kombination mit dem höchsten Qualitätswert finden lässt.

6.5 Auflösung von Multireferenzen auf Schaltereignisse

Die erzeugten Verbrauchermodelle referenzieren völlig unabhängig voneinander Schaltereignisse aus den Clustern entsprechend der Variablen $c_{i,k}$ aus (6.5). Viele Schaltereignisse werden dabei simultan verschiedenen Verbrauchermodellen zugeordnet. In einem solchen Fall besitzt der zum Schaltereignis S_i korrespondierende Spaltenvektor \underline{u}_i der Matrix \underline{U} in (5.18) mehr als eine Eins. Letztlich darf das Schaltereignis aber nur genau einem Verbrauchermodell zugeordnet werden. Nach der Optimierung der Schaltsequenzen existiert für jedes Verbrauchermodell eine optimale Zeitreihe, die jeweils die Lastbedingung einhält, nur ihre zulässigen Schaltzustände einnimmt und zudem die Nichtnegativitätsbedingung erfüllt. Summiert man die simultan erzeugten Zeitreihen aller Verbraucher zu einem Summenlastgang, wird u.U. eine Verletzung der Lastbedingung generiert. Jedes Schaltereignis darf jedoch nur von genau einem Verbrauchermodell referenziert werden. Zur Lösung des Optimierungsproblems muss der Algorithmus deshalb alle Mehrfachreferenzen auf Schaltereignisse auflösen. Dazu werden die Verbraucher in Form einer Rangliste mit fallender Qualität sortiert. Das qualitativ beste Modell erhält alle Referenzen auf seine selektierten Schaltereignisse. Alle Referenzen qualitativ schlechterer Verbrauchern auf diejenigen Schaltereignisse des besten Verbrauchers, die dieser zur Bildung seiner Zeitreihe verwendet, müssen somit entfernt werden. Alle anderen Schaltereignisse, die der beste nicht zur nachbildung der Schaltsequenzen referenziert, müssen von diesem wieder freigegeben werden. Nach dieser Operation müssen die Zeitreihen aller modifizierten Verbrauchermodelle erneut optimiert werden, da ihnen einige ihrer Schaltereignisse entzogen wurden. Wird bei den folgenden Optimierungen der jeweils beste Verbraucher aus der Liste entfernt, konvergiert das Verfahren nach N_V Iterationen. Werden jedoch die Referenzparameter zur Berechnung der Qualität einzelner Sequenzen aufgrund der veränderten Referenzen neu bestimmt, müssen alle Verbraucher in der Liste verbleiben, da aus den modifizierten Verbrauchern auch zufällig qualitativ bessere entstehen könnten als bisher in der Liste enthalten waren. In diesem Fall ist die Konvergenz des Verfahrens nicht sichergestellt, da sich die Reihenfolge der Verbraucher stetig ändern kann und damit die Rangfolge bei der Referenzierung der Schaltereignisse.

6.5.1 Praktische Umsetzung der Auflösung von Mehrfachreferenzen

Aufgrund der berechneten Sequenzen aus dem durchgeführten Optimierungsschritt ist die Zuordnung der Schaltereignisse über \underline{U} aus (5.18) bestimmt. Zur Auflösung der Mehrfachreferenzen werden die binären Zuordnungsvariablen $u_{j,i}$ in zwei binäre Faktoren

$$u_{j,i} = u_{j,i}^* \cdot b_{j,i} \quad \text{mit} \quad u_{j,i}^*, b_{j,i} \in \{0; 1\} \quad (6.72)$$

zerlegt. Die Multiplikation in (6.64) gleicht einer UND-Verknüpfung binärer Variablen. Jedem Verbrauchermodell ist damit ein zusätzlicher Vektor zur Auflösung von Mehrfachreferenzierungen zugeordnet. Aus der lokalen Optimierung einer Sequenz berechnen sich nun temporäre Anforderungen an die über $u_{i,j}^*$ referenzierten Schaltereignisse. Die binären Faktoren $b_{j,i}$ werden entsprechend der Kombination von Clusterzentren zu Verbrauchermodellen gesetzt. Jedes Schaltereignis ist über genau einen Zuordnungsfaktor mit jedem Verbrauchermodell verbunden. Alle Schaltereignisse der zugeordneten Cluster werden bei der Initialisierung über $b_{j,i} = 1$ aktiviert, alle anderen Faktoren entsprechend zu Null gesetzt.

$$b_{ji} = \begin{cases} 1 & \text{für } S_i \in \mathcal{S}_j \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (6.73)$$

In (6.73) bezeichnet \mathcal{S}_j die Menge der V_j zugeordneten Schaltereignisse. Ist ein Optimierungsdurchlauf für alle Verbrauchermodelle vollzogen, werden die binären Zuordnungsvektoren \underline{b}_j der Schaltereignisse des besten Verbrauchermodells V_c über

$$b_{ji} = \begin{cases} 1 & \text{für } j = c \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (6.74)$$

modifiziert. Für V_c liegt nun die optimale Zeitreihe vor, der Lastverlauf wird um diese reduziert zu

$$P_t^{\#} = P_t - P_{c,t} \quad \forall t. \quad (6.75)$$

Alle übrigen Verbrauchermodelle werden neu berechnet, da sich die Lastbedingung sowie die Menge der zugeordneten Schaltereignisse verändert hat. Diese Prozedur wird sukzessive wiederholt, bis alle Mehrfachbelegungen aufgelöst sind und für alle Verbrauchermodelle eine gültige Zeitreihe berechnet ist.

Aus den Ergebnissen lassen sich spezifische Kennwerte und Parameter zur Klassifizierung des Haushalts generieren. In einem nächsten Schritt können z.B. normierte zeitabhängige Nutzungsvektoren berechnet werden, so dass die Verteilung des Energiebedarfs nach Tag und Uhrzeit sichtbar wird. Für jeden Tag lassen sich dann z.B. Nutzungsvektoren abspeichern, so dass das charakteristische Bedarfsverhalten des Haushalts, verteilt auf die einzelnen detektierten Geräte archiviert werden kann. Mit stetig wachsendem Datenbestand eines Haushalts können dann auch Schwankungen bzgl. der gefundenen Eigenschaften detektiert werden.

Die Aufgabe, den detektierten Verbrauchermodellen reale Gerätenamen zu geben erfordert zusätzliches vordefiniertes Systemwissen (Gerätedatenbank). Neben gerätespezifischen Kennwerten für die aufgenommene Energie einzelner elektrischer Geräte können z.B. normierte Nutzungsvektoren für den gerätespezifischen Einsatz erzeugt werden [Prior1997]. Jedem Gerät kann ein Nutzungsvektor, in dem der jeweilige Energiebedarf pro Stunde notiert ist, zugeordnet werden. Die Nutzungsvektoren werden entsprechend der Einteilung der Energieversorger in für 6 charakteristische Tage gemäß Tabelle 6.5 angegeben. Für jeden dieser Tage lassen sich nun gerätespezifische Nutzungsvektoren berechnen. Jeder Nutzungsvektor beschreibt die Energieaufnahme eines Gerätes für jede Tagesstunde, bezogen auf den normierten Tagesenergiebedarf.

Tabelle 6.6: Chronologische Einteilung in Nutzungsvektoren zur Identifikation elektrischer Haushaltsgeräte

	Sommerzeit	Winterzeit
Montag bis Freitag	NV11	NV21
Samstag	NV12	NV22
Sonn- und Feiertage	NV13	NV23

Nach Tabelle 6.6 entstehen 6 verschiedene Vektoren mit jeweils 24 Komponenten für jede Tagesstunde.

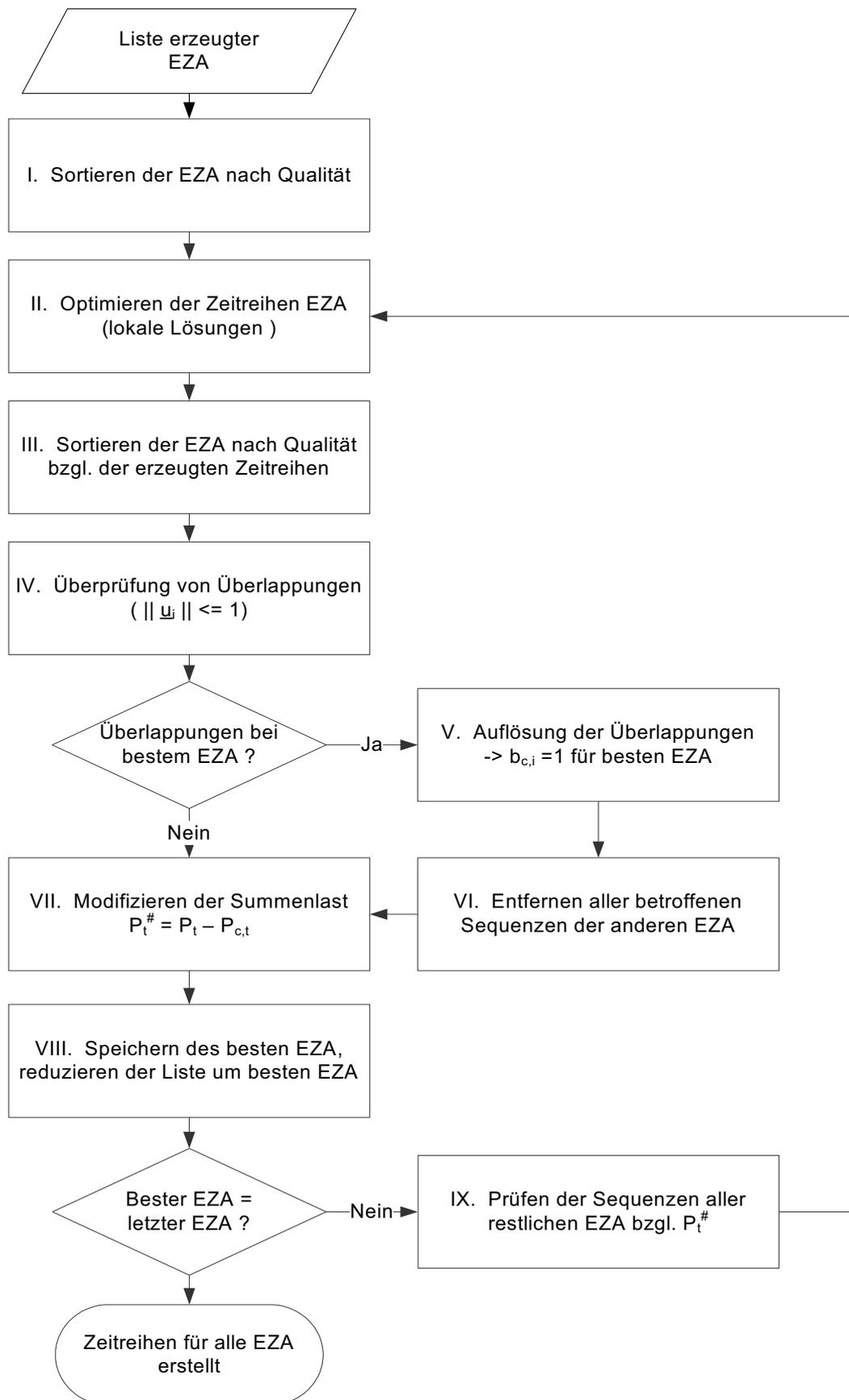


Bild 6.19: Algorithmus zur Auflösung von Mehrfachreferenzen auf Schaltereignisse

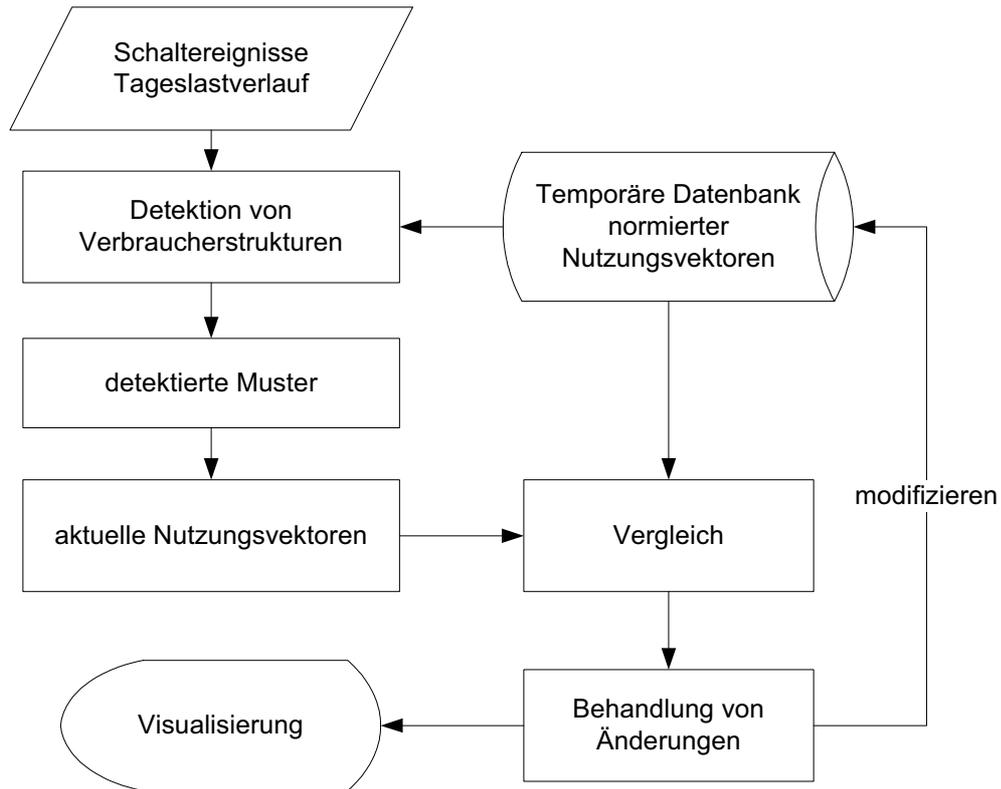


Bild 6.20: Einbezug normierter Nutzungsvektoren

Die normierten Nutzungsvektoren lassen sich z.B. auf ein neuronales Netz trainieren, so dass sich detektierte Haushaltsgeräte und charakteristische Bedarfsprofile bilden lassen. Dazu eignet sich z.B. ein Multilayer-Feedforward-Netz mit Backpropagation-Algorithmus oder die Methode des Learning-Vector-Quantisation [Jain1996].

Über adaptierbare Strukturen kann das generierte Systemwissen kontinuierlich wachsen. Aus den abgespeicherten Strukturen können zusätzlich Startwerte für die vorgestellte Analyse-methode extrahiert werden, so dass die Bewertung der Zeitreihe aus Abschnitt 6.5 davon profitiert. Zusätzlich lassen sich somit auch typische elektrische Geräte identifizieren und diesen reale Gerätenamen zuweisen.

Zusammenfassung

Der in diesem Kapitel vorgestellte Algorithmus zur Detektion unbekannter Schaltmuster elektrischer Verbraucher basiert grundlegend auf unsupervised Methoden, die ohne manuelle Initialisierung arbeiten. Die Clusterverfahren liefern über die Zusammenfassung ähnlicher Schaltereignisse Gruppen verschiedener Schaltzustandsübergänge, die anschließend von einem Genetischen Algorithmus zu endlichen Zustandsautomaten kombiniert werden. Die Problem angepassten Bewertungskriterien des GA filtern dabei Kombinationen entsprechend den vordefinierten gesuchten Eigenschaften heraus. Die Variation der Gewichtungparameter in der Summe der Bewertungskriterien in (6.40) beinhaltet ein hohes Variationspotenzial und lässt sich auch an viele andere Problemstellungen anpassen. Durch Testdaten und Messdaten realer Haushalte werden im nächsten Kapitel geeignete Optimierungsparameter evaluiert. Auch bei der Optimierung der erzeugten Zeitreihen kann zwischen dem Kriterium der Entropie des Energiebedarfs einzelner Sequenzen und der Abweichung der Leistungswerte vom gemittelten Vorgabewert variiert werden. Ziel der Anpassung ist es, einen robusten Parametersatz zu generieren, der möglichst eine breite Vielfalt von Verbraucherstrukturen finden kann. Dabei liegt der Fokus im Besonderen auf möglichst kurzen Ausführungszeiten, die das in Kapitel 3 gesetzte Zeitlimit von 15 Minuten nicht überschreiten.

7 Testläufe und Ergebnisse

Zum Testen der Algorithmen werden simulierte Lastverläufe sowie Daten aus Messungen an installierten Haushaltszählern verwendet. Der simulierte Verbraucherpark wird eingesetzt, um die Funktionsweise des Algorithmus zu verifizieren. Die Ergebnisse der Analyse des Testparks werden dann mit Ergebnissen aus Messdaten realer Haushalte verglichen, so dass eine Beurteilung der Leistungsfähigkeit der entwickelten Analysemethoden möglich ist.

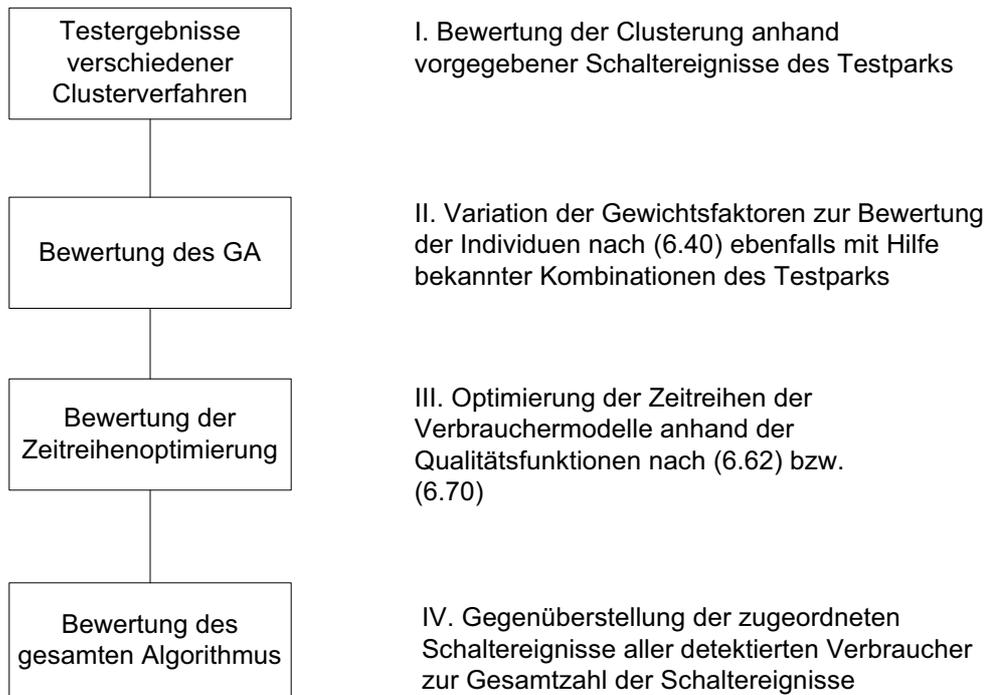


Bild 7.1: Übersicht der Auswertung der Algorithmen

7.1 Datenbasis

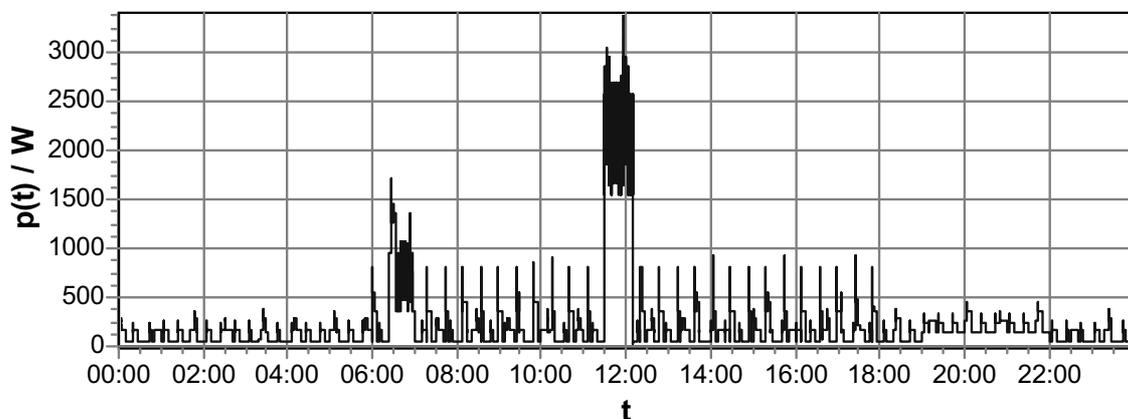
Die simulierten Lastverläufe wurden mit einem speziell für diese Anwendung entwickelten Software-Lastgangsimulator generiert. Dieser erzeugt einen Lastgang aus einer beliebigen Anzahl frei konfigurierbarer endlicher Zustandsautomaten. Für jeden Zustandsautomaten werden Zustände, Zustandswechsel und Zeitabschnitte direkt vorgegeben. Die Anzahl der verschiedenen Zustände eines Verbrauchermodells ist auf maximal 10 verschiedene Zustände begrenzt. Dies ist bereits ein relativ hoher Wert, für die meisten detektierbaren elektrischen Verbraucher sind fünf verschiedenen Schaltzuständen bereits ausreichend. Die Ergebnisse der Analyse realer Daten (Abschnitt 7.3) zeigen, dass die meisten detektierbaren Verbrauchermodelle weniger als fünf Zustände besitzen. Die Zeitauflösung ist sowohl bei den gemessenen Daten als auch bei den simulierten Lastverläufen auf eine Sekunde nach unten begrenzt. Die simulierten Zeitreihen lassen sich zusätzlich über eine einstellbare Streuung den realen Leistungsmessungen des optischen Sensors angleichen. Für Tests simulierter Haushaltsgeräte wurde der simulierte Verbraucherpark aus Tabelle 7.1 eingesetzt.

Tabelle 7.1: Eigenschaften des simulierten Verbraucherparcs

Bezeichnung des Verbrauchers	Geräteklasse und Besonderheit	Zustände (P in W)	Zustandsänderungen (dP in W)
V1, Pumpe, 300W	EZA, Ein-Aus Verbraucher mit Einschaltspitze	1200, 300, 0	+1200, -900, -300
V2, Herdplatte	EZA	2500, 1500, 0	+2500, +1000, -1000, -1500
V3, Pumpe	Ein-Aus mit Einschaltspitze	600, 100, 0	+600, -500, -100
V4, Kaffeemaschine	EZA	900, 300, 0	+900, -600, -300
Grundlast (Summe der Stand-by Verbraucher)	Permanent	55	keine
V5, Kühlgerät	Ein-Aus	120, 0	+120, -120
V6, TV Gerät	Konstant	90, 0	+90, -90

Der Verbraucherpark aus Tabelle 7.1 erzeugt maximal 16 verschiedene Schaltzustandsübergänge, die als Schaltereignisse aus dem Lastverlauf detektiert werden können. Der Schaltzustandsübergang $dP = -300$ W wird sowohl von der Kaffeemaschine (V4), als auch von der Pumpe (V1) aus Tabelle 7.1 erzeugt. Diese Konstellation ist bewusst gewählt, um die Auflösung von Mehrfachreferenzen verschiedener Verbraucher auf identische Schaltereignisse zu verifizieren.

Bei einer vorgegebenen Streuung von z.B. 5%, wird jeder Wirkleistungswert vom Simulator normalverteilt mit einer Standardabweichung von 5% um den Mittelwert (Vorgabewert der Leistung) gestreut. Die aufmodulierte Streuung simuliert die Ungenauigkeit der Wirkleistungsmessung des eingesetzten optischen Sensors aus Kapitel 4 sowie Leistungsschwankungen bedingt durch die Netzspannung.

Bild 7.2: Simulierter Tageslastverlauf nach Tabelle 7.1, $T=1s$, 0% Streuung, IIR gefiltert

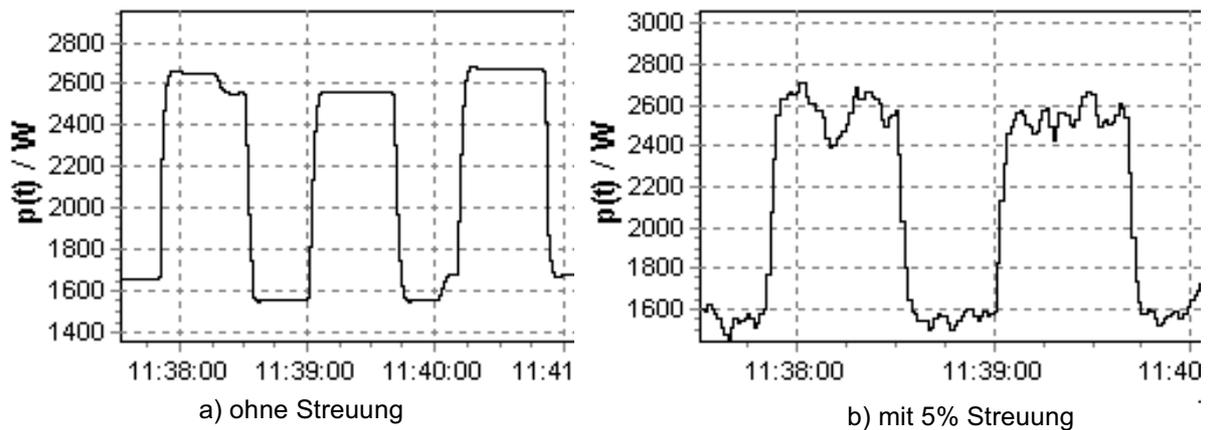


Bild 7.3: Simulierter Lastverlauf, Einfluss der Streuung

Der simulierte Tageslastverlauf aus Bild 7.2 spiegelt zwar nicht ganz die realen Einsatzbedingungen wider, eignet sich jedoch sehr gut zur Validierung der Algorithmen, da bekannte Verläufe mit detektierten verglichen werden können. In Bild 7.3b ist ein simulierter Lastverlauf mit fünf Prozent Streuung zu erkennen. Trotz Filterung der Daten schwankt der Verlauf des ersten Rechtecks, bedingt durch die implementierte Streuung, um ca. 300 W (Bild 7.3b). Dieses Verhalten erzeugt bereits zusätzliche Schaltereignisse.

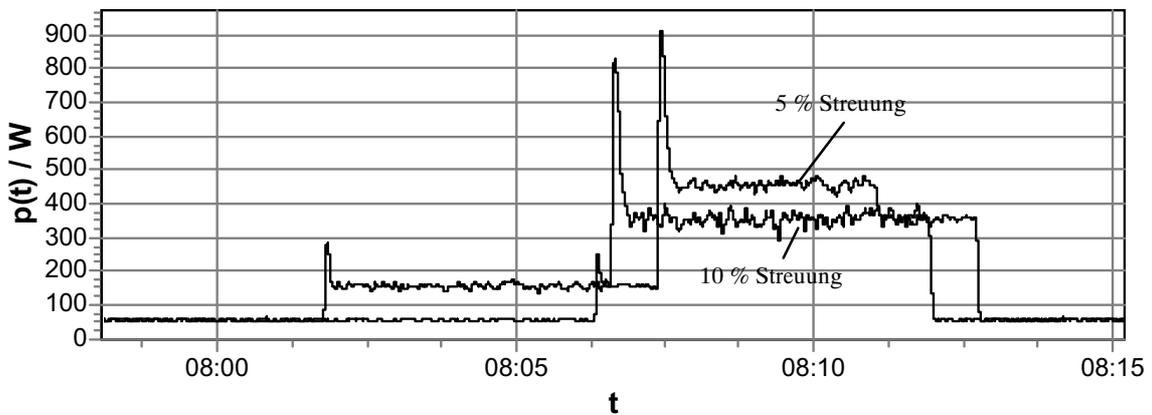


Bild 7.4: Auswirkungen der vorgegebenen Streuung

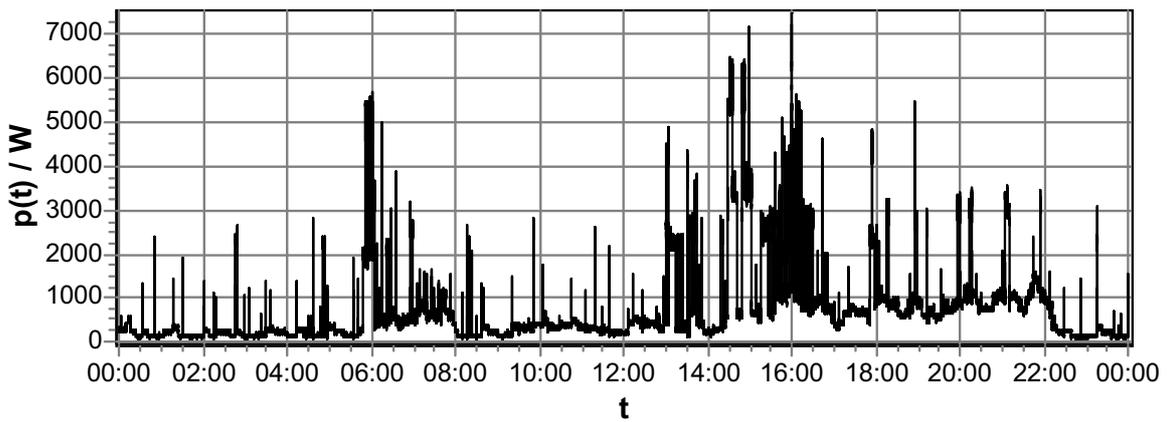


Bild 7.5: Tageslastgang HH1, Zeitauflösung 1s

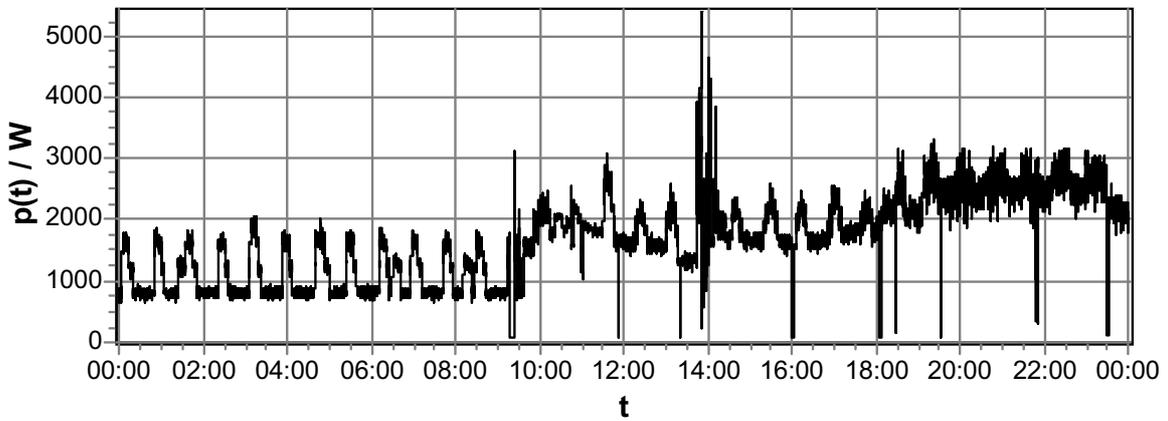


Bild 7.6: Tageslastgang HH2, Zeitauflösung 15s

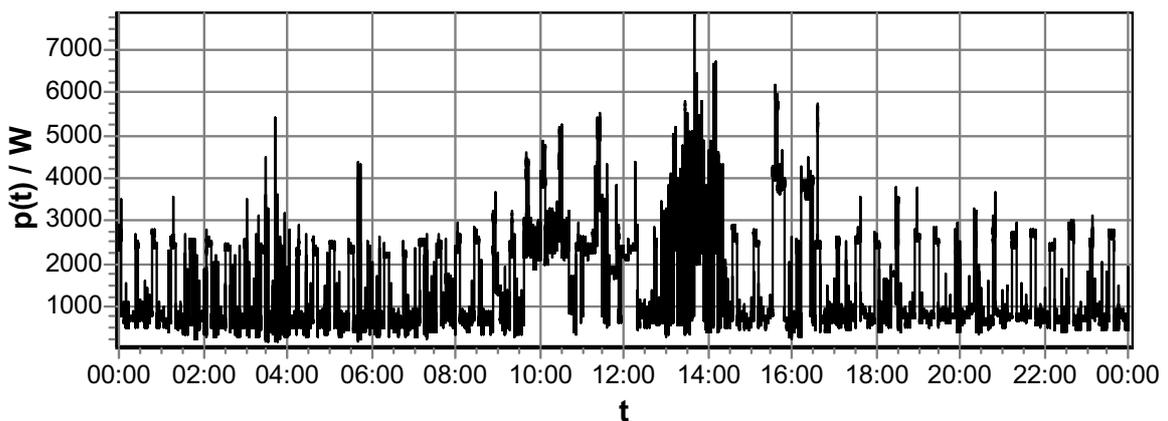


Bild 7.7: Tageslastgang HH3, Zeitauflösung 1s

Die Bilder 7.4 bis 7.6 zeigen Lastverläufe realer Haushalte (HH1 bis HH3), für die jeweils der Lastgang einer gesamten Woche erfasst wurde. Die Messdaten von HH1 und HH3 wurden mit dem optischen Sensor an einem elektromechanischen Drehstromzähler mit einer Zählerkonstante von 96 U/kWh erfasst, die Wirkleistungsaufnahme von HH2 wurde an einem Wechsel-

stromzähler mit einer Zählerkonstante von 600 U/kWh gemessen. Aufgrund der wesentlich höheren Drehzahl der Zählerscheibe des Wechselstromzählers schwanken die Messdaten sehr stark, so dass diese zunächst über 15s gemittelt wurden, um die zahlreichen groben Schwankungen zu reduzieren, die sonst viele zusätzliche Schaltereignisse erzeugen und zu verfälschten Ergebnissen führen. Diese können zwar auch nachträglich eliminiert werden können, diese Maßnahme steigert jedoch nur unnötig den erforderlichen Rechenaufwand.

Für die Auswertung der Daten wurde die Analysestrategie nach Bild 6.1 eingesetzt. Die prinzipiellen Eigenschaften der Algorithmen werden zunächst an simulierten Daten demonstriert. Anhand der Ergebnisse der Verbrauchererkennung des Testparks lassen sich die Stärken und Schwächen der Verfahren erkennen sowie geeignete Parameter für die Algorithmen (Genetischer Algorithmus sowie Dynamische Programmierung) ermitteln. Anschließend erfolgt die Analyse realer Daten mit Hilfe der bereits generierten Parameter. Die Reihenfolge der Auswertung folgt dabei dem Schema aus Bild 7.7.

7.2 Auswertung simulierter Lastverläufe

7.2.1 Clustern der Schaltereignisse des Testparks

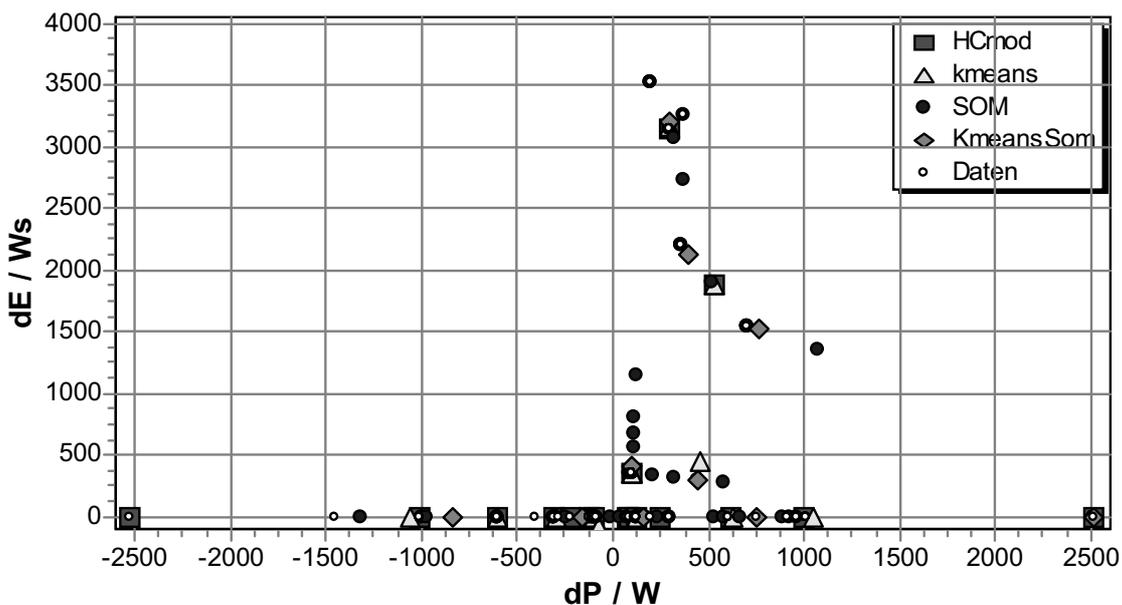


Bild 7.8: Geclusterte Schaltereignisse, simulierter Tageslastverlauf ohne Streuung

In Bild 7.8 sind die detektierten Schaltereignisse des Testparks, bei einer Schwelle von $P_{\min}=70\text{W}$ vgl. (4.21) für die Erkennung eines einzelnen Schaltereignisses, dargestellt. Die simulierten Daten in Bild 7.8 enthalten keine Streuung, so dass sich viele Schaltereignisse (als Daten gekennzeichnete Punkte) überdecken. Die wesentlich höhere Anzahl von Schaltereignissen im Verhältnis zu den Clusterzentren ist somit in Bild 7.8 nicht erkennbar. Tabelle 7.2 enthält eine Legende der verwendeten Abkürzungen für die eingesetzten Clustermethoden. Alle verwendeten Clustermethoden finden jeweils Datenkonzentrationen an ähnlichen Positionen, in der Nähe der tatsächlichen Schaltereignisse (in Bild 7.8 als "Daten" gekennzeichnet). Die SOM erzeugt nach Bild 7.8 deutlich mehr Referenzvektoren als die übrigen Verfahren. Eine hohe Anzahl von Netzknoten

deckt den gesamten Wertebereich der Daten besser ab. Es entstehen somit aber auch sehr viele potentielle Gruppen von Schaltzustandsübergängen, so dass zu viele Kombinationen von Verbrauchermodellen für die anschließende Zeitreihenoptimierung entstehen. Aus diesem Grund werden die Ergebnisse der SOM zusätzlich über eine k-Means-Clustering zusammengefasst. Diese Kombination wird häufig zur Auswertung der Ergebnisse einer SOM eingesetzt [Kohonen1995]. Ein solches Clusterverfahren ist z.B. auch in der verwendeten SOM-Toolbox enthalten [HUT2004].

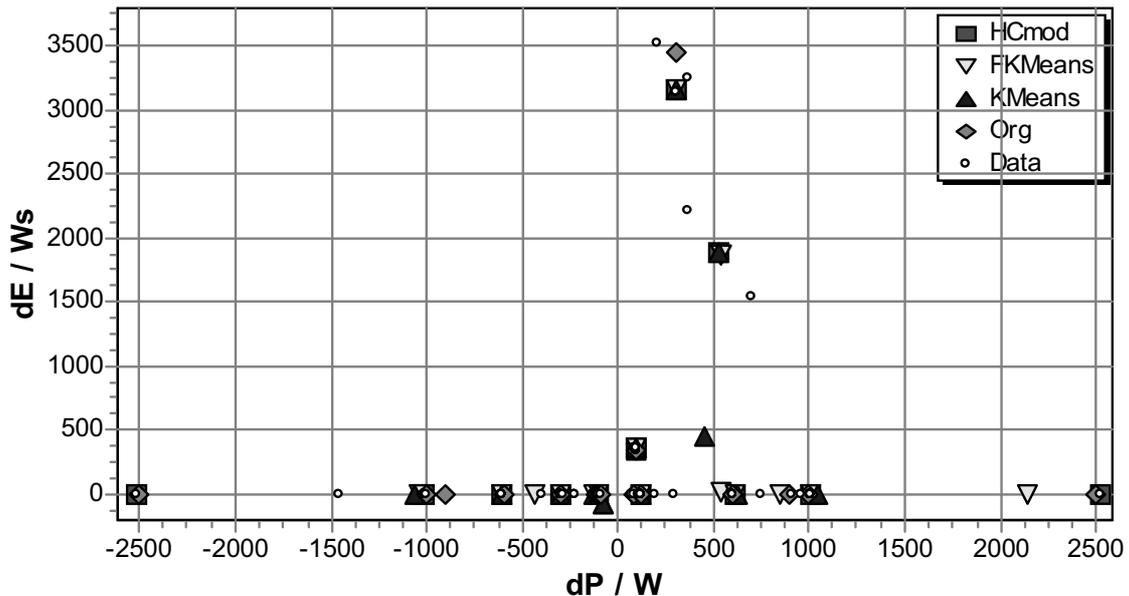


Bild 7.9: Clustering simulierter Schaltereignisse, Lastverlauf ohne Streuung

Tabelle 7.2: Abkürzungen der verwendeten Clusterverfahren

HCmod	Modifiziertes ISODATA-Clusterverfahren, bei dem die Randgebiete der Schaltereignisse besondere Berücksichtigung finden
KMeans	Klassisches k-Means-Clusterverfahren, bei dem jeweils mit einer festen Anzahl von Clustern gearbeitet wird. Das Verfahren wird jeweils mit unterschiedlicher Anzahl von Clusterzentren einmal durchlaufen, die beste Lösung bleibt jeweils bestehen
SOM	Datenkomprimierung mit Hilfe der Self-Organized-Map, mit abgeschnittener Gauß'sch-Verteilung (cutgauss) als Nachbarschaftsfunktion, generiert mit der SOM Toolbox für MATLAB [HUT2004])
kMeansSom	Clustering der Netzknoten der SOM mit Hilfe des k-Means Clusterverfahrens
FKMeans	Fuzzy-k-Means Clusterverfahren
Org	Lage der tatsächlichen Schaltereignisse der Verbrauchermodelle des simulierten Lastverlaufs
Daten	Detektierte Schaltereignisse des Lastverlaufs gemäß der Notation aus (4.21) u. (4.26) Clustering über $S = \{P, dE, dT\}$, Darstellung nach P und dE

Die Schaltereignisse der simulierten Lastverläufe ohne Streuung in Bild 7.3 und 7.4 erzeugen Datenkonzentrationen mit geringer Ausdehnung. Bei Simulationen mit künstlicher Streuung dehnen sich die Einzugsbereiche der Clusterzentren wesentlich weiter aus (Bild 7.11, 7.12 und 7.13).

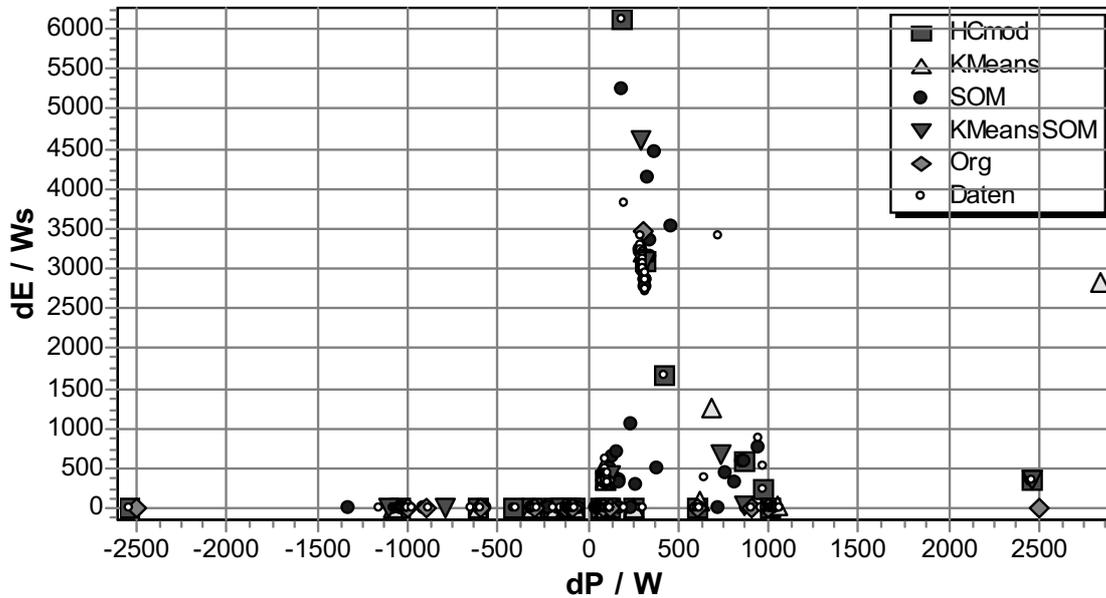


Bild 7.10: Clustering Schaltereignisse, simulierter Lastverlauf mit 2% Streuung

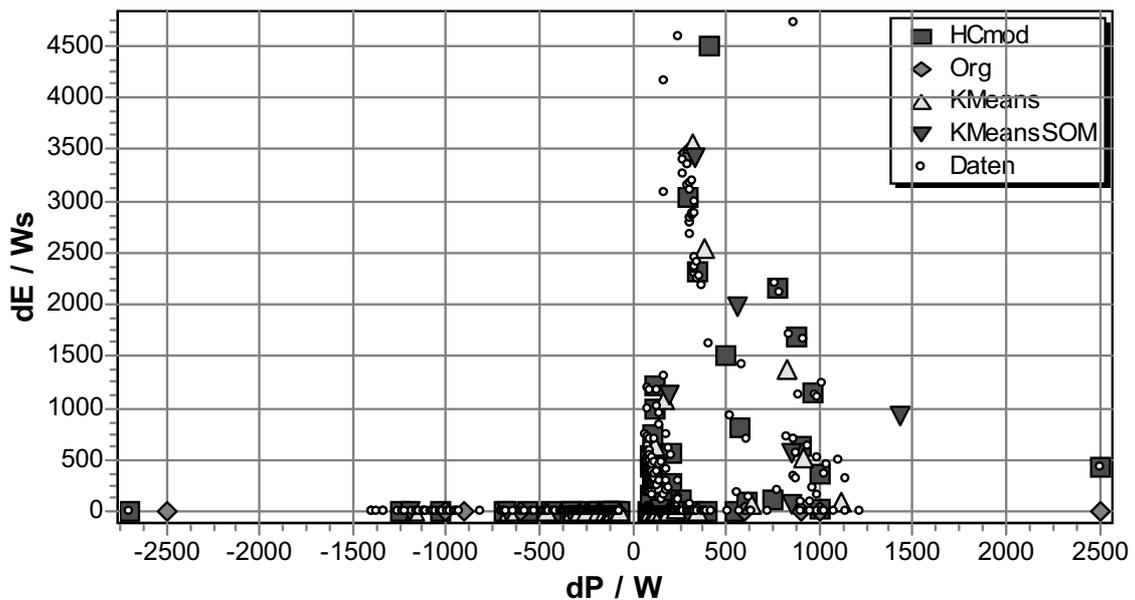


Bild 7.11: Clustering der Schaltereignisse, simulierter Lastverlauf mit 10% Streuung

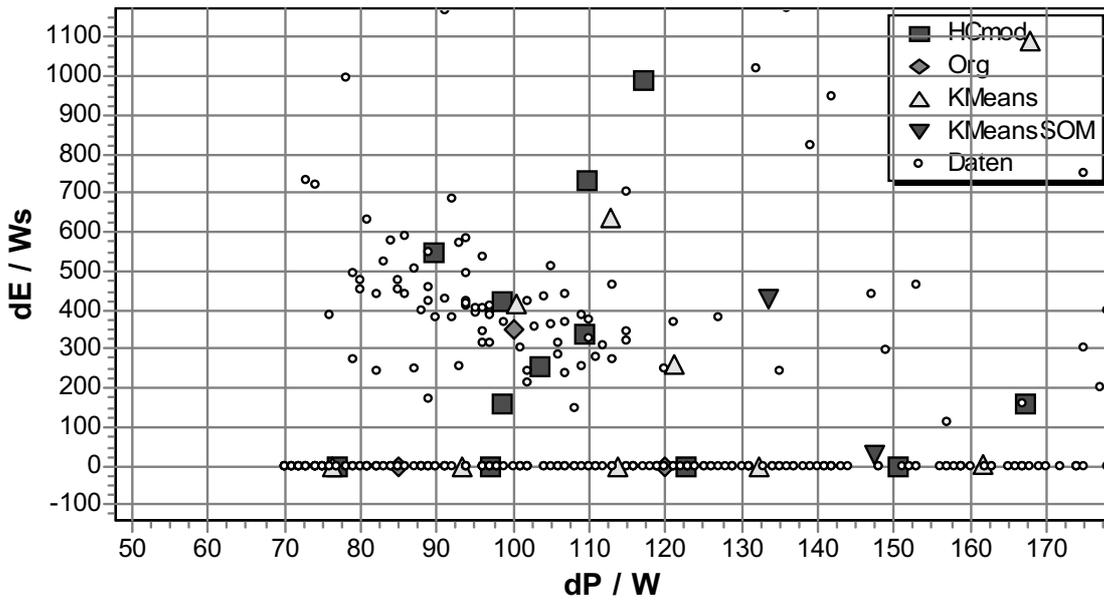


Bild 7.12: Ausschnitt aus Bild 7.11

Bei allen eingesetzten Clustermethoden werden die Startwerte jeweils zufällig aus der Menge der Datenpunkte ausgewählt. Clustert man z.B. mit dem kMeans-Algorithmus die gleiche Menge von Datenvektoren mehrmals mit unterschiedlichen Startvektoren, erhält man stets unterschiedliche Clusterzentren. Die Ergebnisse variieren in Abhängigkeit der vorgegebenen Streuung.

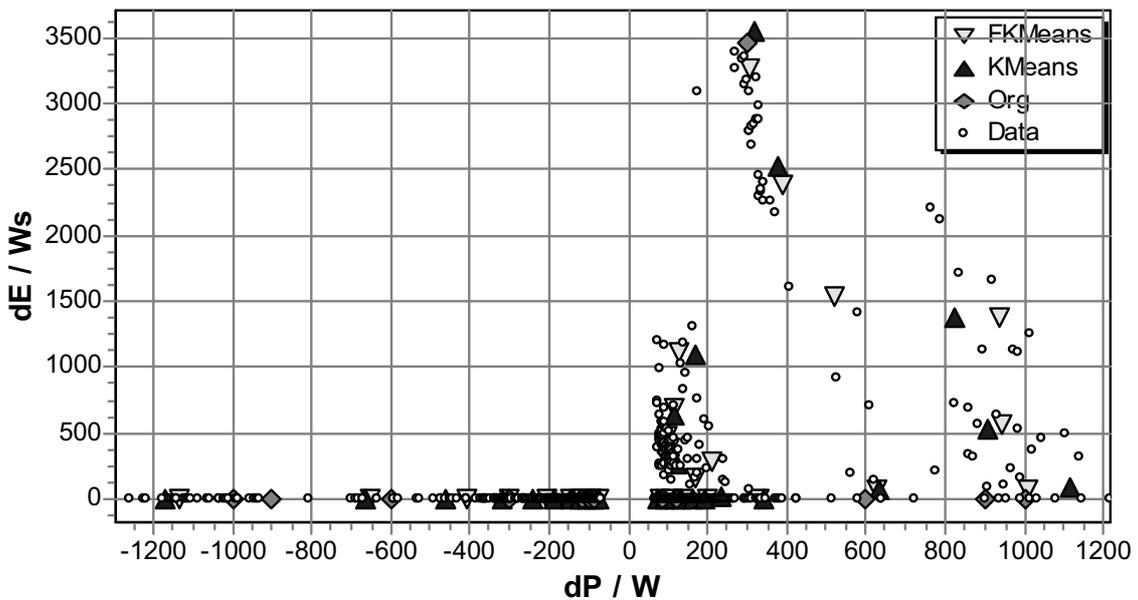


Bild 7.13: Clustering Schaltereignisse, simulierter Lastverlauf mit 10% Streuung

Auch der Fuzzy-k-Means-Algorithmus (FKMeans) nach [Bandemer1994] in Bild 7.13 unterscheidet sich in den Ergebnissen nur unwesentlich vom harten kMeans-Cluster-Algorithmus.

Viele gestreute Schaltereignisse erzeugen neue Schaltgruppen, die keine realen Zustandsübergänge simulierter Verbrauchermodelle widerspiegeln.

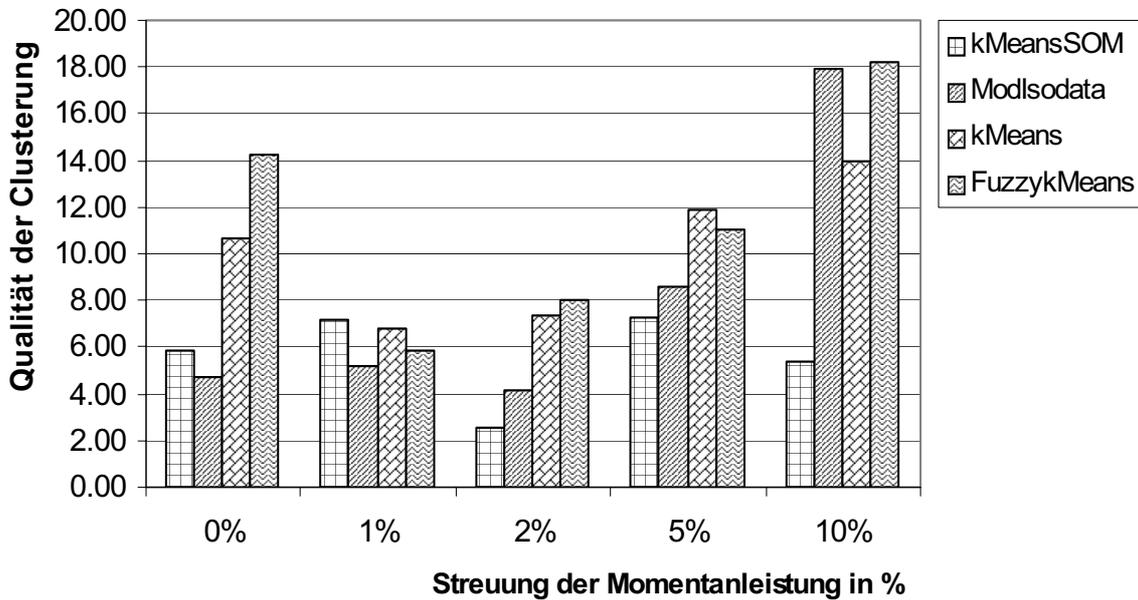


Bild 7.14: Qualitätsindex verschiedener Clustermethoden nach Gl.(7.1) in Abhängigkeit der Streuung der Daten

In Bild 7.14 sind Lastdaten des Testparks mit den in der Legende aufgeführten Methoden geclustert worden. Die Qualität der jeweiligen Clustering berechnet sich nach

$$J_{\sigma} = \sum_{k=1}^{N_C} \sum_{i=1}^{N_{C_k}} \frac{\|x_i - x_{c,k}\|}{\|x_{c,k}\|} \quad (7.1)$$

Die Bewertung nach (7.1) repräsentiert die Summe der relativen Abweichungen aller Datenvektoren bzgl. ihres jeweiligen Clusterzentrums. In der Clustermethode selbst können auch andere Bewertungen verwendet worden sein. Für den Vergleich der einzelnen Verfahren wurde jeweils ein Qualitätswert nach (7.1) nachträglich ermittelt. Mit wachsender Streuung der Daten steigt jeweils der numerische Wert an, wobei ein geringer Wert eine bessere Clusterqualität repräsentiert. Bei zunehmender Streuung erzielt die SOM (kMeans-SOM) in Bild 7.14 den qualitativ besten Wert.

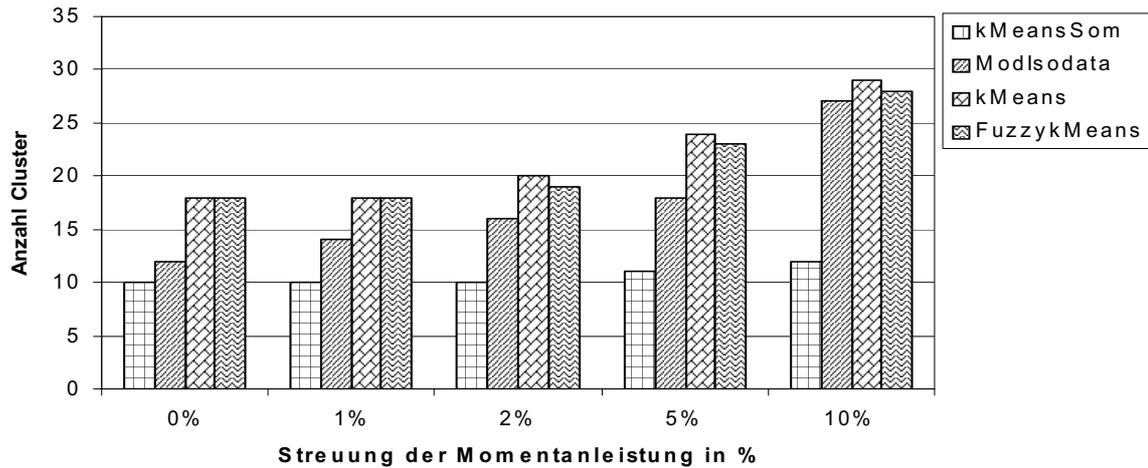


Bild 7.15: Anzahl Cluster des Testparks i.A. der Streuung

In Bild 7.15 ist jeweils die Anzahl der erzeugten Cluster abgebildet. Der untersuchte Verbraucherpark nach Tabelle 7.1 erzeugt 16 verschiedene Schalterereignisse. Bei Lastverläufen mit hoher Streuung erzeugt die Clusterung mit Hilfe der SOM und anschließender Zusammenfassung der gefundenen Knoten zu Clustern die besten Ergebnisse. Die normierte Summe der Abweichungen aller Datenpunkte dieser Clustermethode ist ebenfalls sehr gering im Vergleich zu den anderen Methoden. Endgültige Bewertungen über die Eignung können jedoch erst nach der Optimierung der Zeitreihen der aus den Clustern erzeugten Zustandsautomaten getroffen werden.

7.2.2 Erzeugen der Verbrauchermodelle - Ergebnisse des Genetischen Algorithmus

Zur Bewertung einer Kombination von Clusterzentren ist bereits in Abschnitt 6.4 mit (6.40) ein Term zur Bewertung der Qualität einer Verbraucherkombination eingeführt worden. Nun wird mit Hilfe simulierter und gemessener Lastdaten ein geeigneter Parametersatz für die Gewichtungsfaktoren aus (6.40) empirisch ermittelt. Bei diesem Vorgehen kommen erneut Optimierungsstrategien zum Einsatz, so dass die gleiche Menge von Schaltzustandsänderungen unter Variation des Gewichtsvektors γ sukzessive kombiniert werden kann und somit die Qualität der Lösung stetig verbessert. Analog zur Arbeitsweise eines GA, kann auch hier eine Schar von Lösungen aus der gleichen Menge von Daten erzeugt werden, so dass sich am Ende der Optimierung die besten Kandidaten für γ auswählen lassen.

Für die simulierten Lastdaten des Testparks mit 2% Streuung ergaben sich die in Tabelle 7.3–7.5 aufgeführten Kombinationen.

Tabelle 7.3: Ergebnisse GA für $\gamma_P = 1$, $\gamma_N = 0.1$, $\gamma_{hP} = \gamma_h = 0$

Vi	dP/W															Q
	-2539	-1033	-307	-105	79	99	120	201	298	314	429	609	888	1010	2463	
1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0.012
2	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0.015
3	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0.016
4	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0.02
5	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0.021
6	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0.021
7	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0.021
8	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0.022
9	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0.022
10	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0.024

Tabelle 7.4: Ergebnisse des GA für $\gamma_P = 1$, $\gamma_N = 0.3$, $\gamma_{hP} = \gamma_h = 0$

Vi	dP/W															Q
	-2539	-1033	-307	-105	79	99	120	201	298	314	429	609	888	1010	2463	
1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0.021
2	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0.021
3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0.022
4	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0.025
5	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0.029
6	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0.03
7	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0.031
8	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0.045
9	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0.047
10	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0.047

Tabelle 7.5: Ergebnisse des GA für $\gamma_P = 1$, $\gamma_N = 1$, $\gamma_{hP} = \gamma_h = 0$

Vi	dP/W															Q
	-2539	-1033	-307	-105	79	99	120	201	298	314	429	609	888	1010	2463	
1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0.021
2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0.022
3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0.03
4	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0.031
5	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.057
6	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0.072
7	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0.09
8	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0.091
9	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.107
10	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0.111

In den Tabellen 7.3 bis 7.5 sind jeweils nur die besten 10 Kombinationen eines Optimierungsdurchlaufs des Genetischen Algorithmus dargestellt. Jede Zeile repräsentiert einen möglichen Verbraucher, d.h. eine Kombination von Schaltleistungswerten, aus denen sich die Schaltzustände des betreffenden Zustandsautomaten berechnen. Der Wert für Q in den Tabellen 7.3 bis 7.5 ist der zugehörige Qualitätswert, berechnet nach (6.40). Die Einflüsse des Parameters γ_N sind in Tabelle 7.3 bis Tabelle 7.5 klar zu erkennen. Für $\gamma_N = 1$ ergeben sich die ersten fünf Kombinationen ausschließlich zu Ein-Aus Verbraucher mit nur zwei Zuständen, während bei $\gamma_N = 0.1$ in Tabelle 7.3 noch einige Kombinationen mit mehr als zwei Zuständen qualitativ hochwertig ein-

gestuft werden. Die Kombinationen inkl. der Optimierungsergebnisse bilden jedoch nur die erste Stufe bei der Erkennung von Schaltmustern. Über die gefundenen Kombinationen ist die Menge der generierbaren Verbrauchermolle bereits festgelegt.

7.2.3 Optimierung der Zeitreihen

In Bild 7.16 sind die Ergebnisse der Analyse eines simulierten Tageslastverlaufs dargestellt. Die Säulen berechnen sich aus der Summe der Bewertungsfaktoren

$$B_1 = \frac{\sum_{i=1}^{N_V} N_{Ev_i,ref}}{N_{Ev}} \quad (7.2)$$

und

$$B_2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_V} E_i}{E_{Last}} \quad (7.3)$$

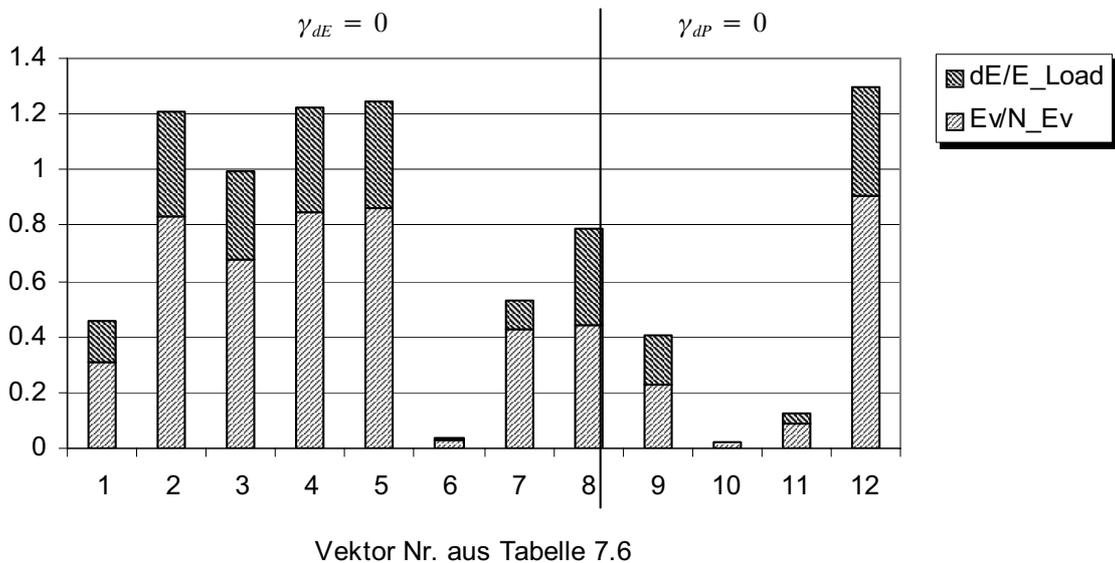


Bild 7.16: Analyseergebnisse simulierter Lastverlauf mit 2% Streuung

Bei den ersten 8 Säulen in Bild 7.16 wurden die Abweichungen der Leistungen nach (6.62) minimiert, während die letzten vier Säulen in Bild 7.16 Ergebnisse aus Optimierungen der Wahrscheinlichkeiten der Energieaufnahme der Sequenzen eines Verbrauchers nach (6.56) resultieren.

Tabelle 7.6: Ergebnisse der Analyse eines simulierten Tageslastverlaufs mit 2% Streuung

Vektor	g_dP	g_h	g_hP	g_n	g_dP	g_dE	Ev/N	Ev	dE/E	Load
1	1	0	0	0	1	0	0.306		0.148	
2	1	0	0	0.1	1	0	0.831		0.375	
3	0.7	0.1	0.1	0.1	1	0	0.676		0.319	
4	0.7	0	0	0.1	1	0	0.845		0.375	
5	0.7	0	0	0.3	1	0	0.861		0.383	
6	0	1	0	0	1	0	0.032		0.008	
7	0	0	1	0	1	0	0.426		0.105	
8	0	0	0	1	1	0	0.445		0.342	
9	1	0	0	0	0	1	0.231		0.175	
10	0	1	0	0	0	1	0.021		0.003	
11	0	0	1	0	0	1	0.091		0.034	
12	0	0	0	1	0	1	0.906		0.391	

Tabelle 7.6 zeigt Ergebnisse der Analyse simulierter Lastverläufe des Testparks nach Tabelle 7.1. Zeile 12 ist besonders auffallend, da der darin enthaltene Parametervektor auf jegliche Bewertungen der Leistungswerte verzichtet und entsprechend zufällig irgendwelche Clusterwerte aus der Menge aller Cluster herausucht und zu einem Verbrauchermodell kombiniert. Bei der Suche von Ein-Aus Kombinationen werden offenbar so viele Kandidaten generiert, dass hinreichend viele zudem die Randbedingungen nach (5.7) bis (5.13) erfüllen. Des Weiteren filtert der Algorithmus zur Optimierung der Zeitreihen alle Kombinationen, welche die Lastbedingung verletzen, heraus.

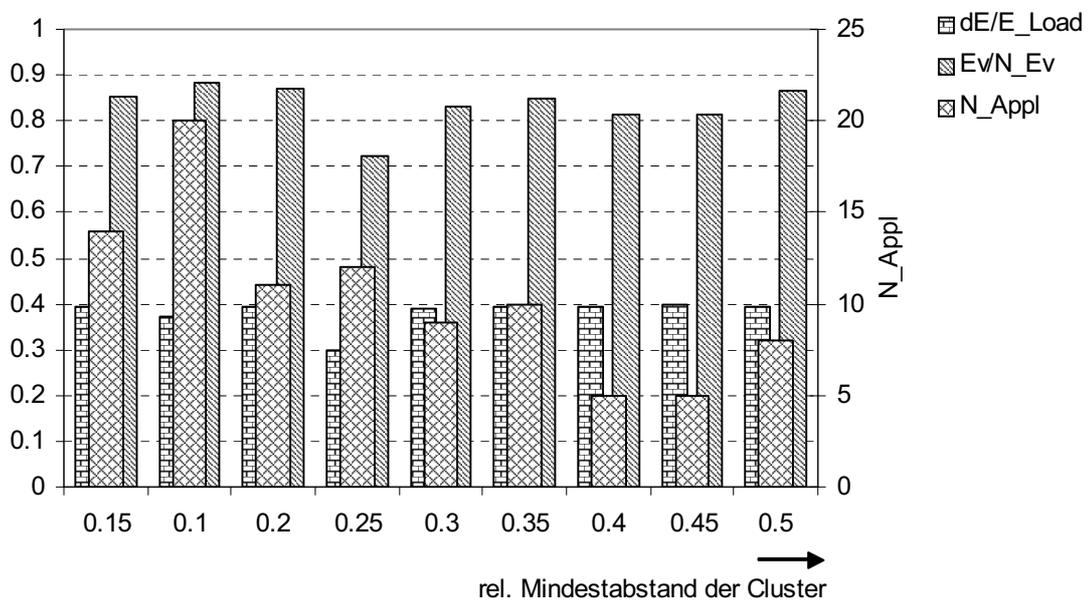


Bild 7.17: Analyseergebnisse simulierter Tageslastverlauf mit 2% Streuung, Optimierung der Abweichungen der Schaltleistungen nach (6.70)

In Bild 7.17 wurde jeweils mit festem Parametersatz und veränderlicher Grenze für die Zusammenfassung benachbarter Cluster analysiert. Es zeigt sich, dass die Anzahl der Verbrauchermodelle N_{App} mit wachsendem Abstand der Clusterzentren sinkt. Dieser Effekt ist plausibel, da aus einer geringeren Anzahl von Clustern letztlich nur weniger Verbrauchermodelle erzeugt wer-

den können. Das Verhältnis zugeordneter Events zur Gesamtzahl detektierter Events wird dabei jedoch nicht beeinflusst. Auch die zugeordnete Energie dE zeigt keine Proportionalität zum steigenden Mindestabstand benachbarter Cluster.

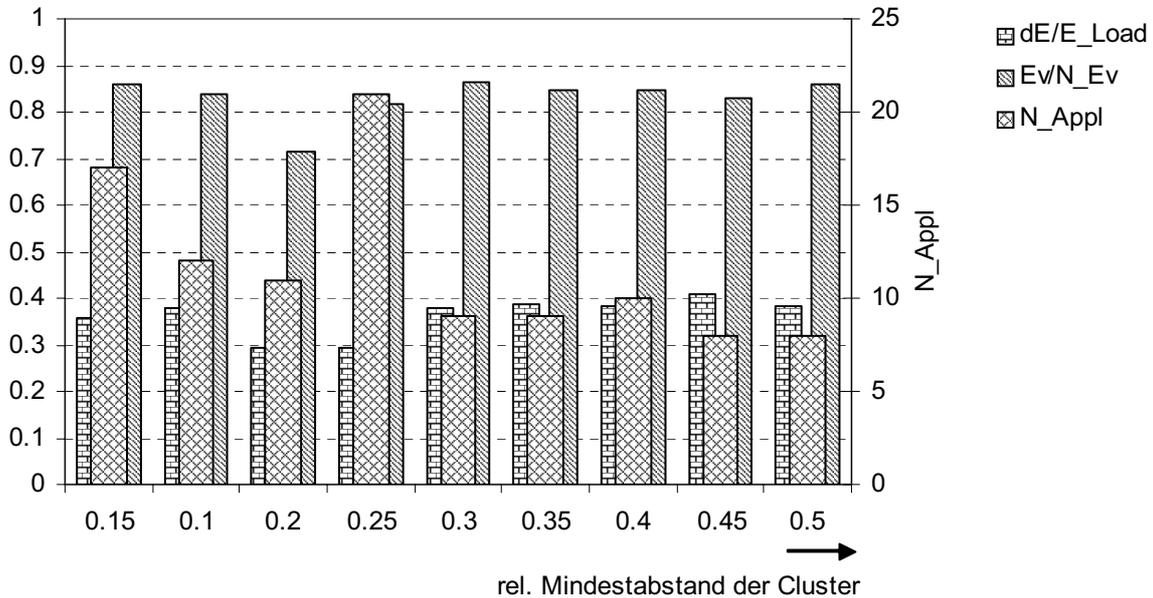


Bild 7.18: Analyseergebnisse simulierter Lastverlauf mit 2% Streuung, Optimierung der Energiewahrscheinlichkeiten

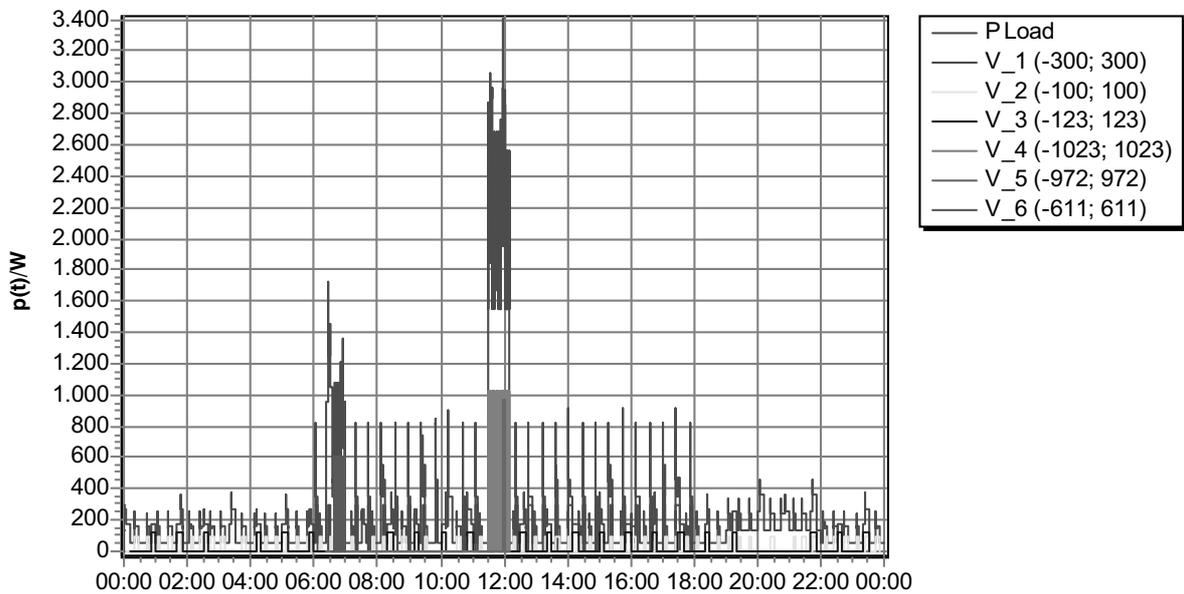


Bild 7.19: Zeitreihe Testpark, simuliert, 0% Streuung, Fuzzy-KMeans

In der Legende der Bilder 7.19 und 7.20 ist jeweils die Anzahl generierter Verbrauchermodelle aufgetragen. Die Darstellungen zeigen die Ergebnisse für die Optimierung des simulierten Lastverlaufs nach Tabelle 7.1.

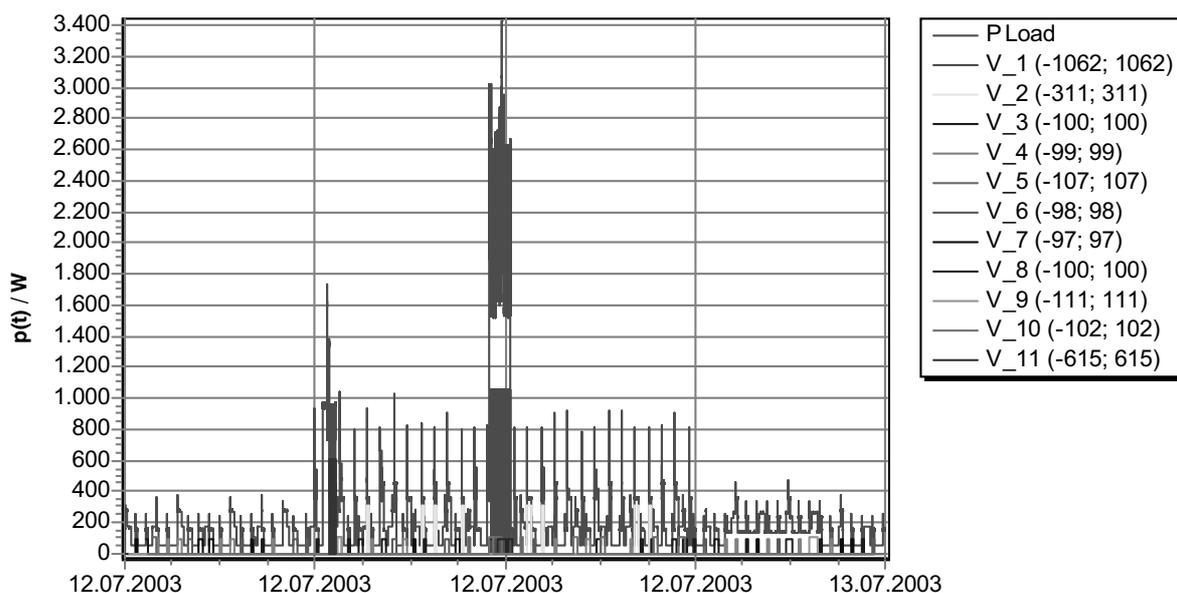


Bild 7.20: Simulierter Lastverlauf, 2% Streuung, Fuzzy-kMeans Clustering

Bild 7.20 zeigt die Ergebnisse einer Zeitreihe simulierter Lastdaten mit 2% Streuung. Auffällig ist dabei, dass viele ähnliche Verbraucher mit ca. 100W erzeugt wurden. Dieses Resultat wird durch die Clustering begünstigt, die sehr dicht benachbarte Clusterzentren akzeptiert und somit eine Vielzahl ähnlicher Zustandsautomaten erzeugt, die sich anschließend zu einem Verbraucher clustern lassen. Daher ist es vorteilhaft, den erlaubten Abstand benachbarter Cluster zu vergrößern, um dieses Problem zu entschärfen.

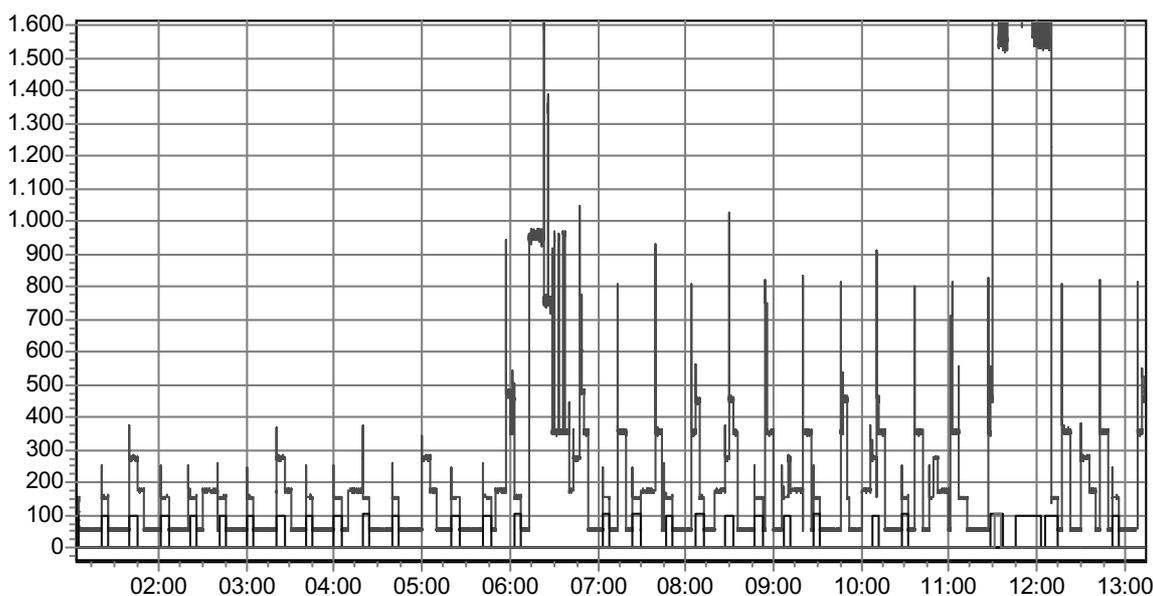


Bild 7.21: Zusammenfassung von V_3 bis V_10 aus Bild 7.20 zu einem Verbraucher

Nach der Zusammenfassung der ähnlichen Verbraucher durch die erneute Anwendung der Clusterung (siehe Strategie B in Kapitel 6.2) auf die Verbrauchermodelle lässt sich die Anzahl der detektierten Verbraucher deutlich reduzieren.

Tabelle 7.7: Ergebnisse des Fuzzy-kMeans-Clusterverfahrens, simulierte Lastdaten mit 2% Streuung

dP/W	dE/Ws	dT/s
-1074.0	0.0	9.1
-613.5	0.0	9.8
-310.7	0.0	8.7
-175.0	0.0	7.5
-122.7	0.0	8.1
-112.5	0.0	6.0
-104.0	0.0	8.7
-100.7	0.0	7.1
-96.6	0.0	6.2
-78.0	0.0	4.7
93.5	560.5	10.5
97.6	381.2	11.8
100.1	340.3	11.0
103.0	0.0	6.2
249.3	0.0	3.8
311.5	3220.4	23.6
616.2	75.8	8.8
684.5	1266.0	11.5
1049.9	33.5	8.2

Tabelle 7.8: Analyseergebnisse der Zeitreihen-
nenoptimierung

N_App	EvQuantil	Q	dE/E
3	0.17	6.72	0.074
4	0.21	8.60	0.087
6	0.38	15.13	0.147
7	0.47	18.90	0.173
8	0.52	21.25	0.189
12	0.60	24.42	0.233

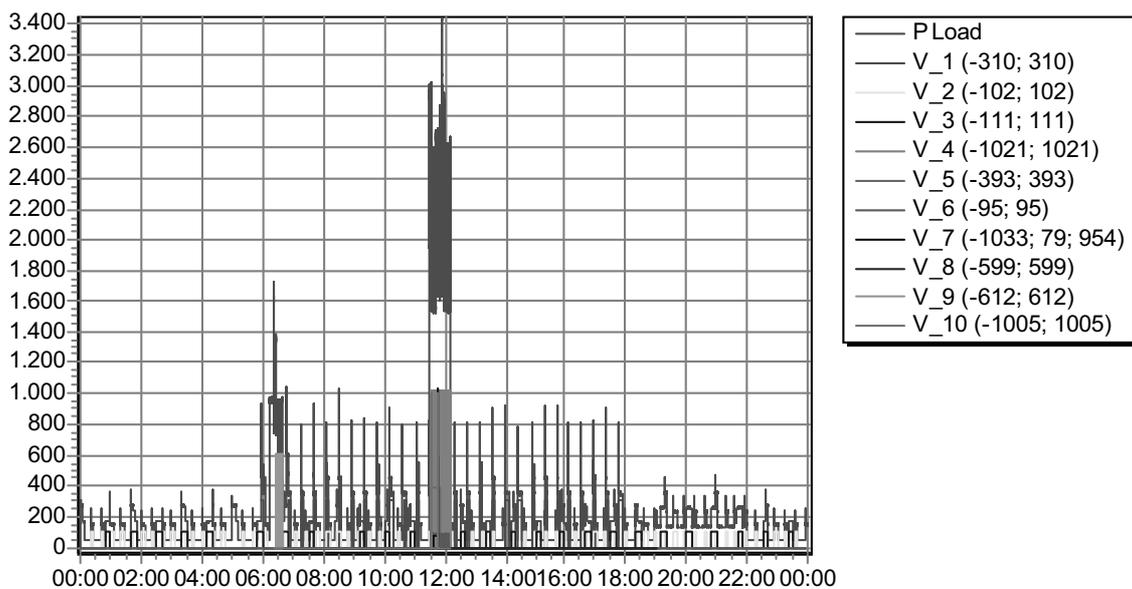


Bild 7.22: Zeitreihen detektiertes Verbrauchermodelle

Bild 7.22 zeigt die Auswertung simulierter Lastdaten mit 2% Streuung mit der mod. ISODATA-Clustermethode und anschließender Analyse mit $\gamma_{GA}=[0.7 \ 0 \ 0 \ 0.3]$ für den Genetischen Algorithmus und $\gamma_{DP}=[1 \ 0 \ 0]$ für die Zeitreihenoptimierung, während die Ergebnisse der Bilder 7.19 bis 7.21 aus der gleichen Zeitreihe unter Anwendung des Fuzzy-kMeans-Clusterverfahrens bei gleichen Parametern γ_{GA} und γ_{DP} gefunden wurden. Die in der Legende jeweils aufgeführten Verbrauchermodelle V_x repräsentieren die Ergebnisse der Analyse. Diese müssen mit den korrespondierenden Modellen des Testparks aus Tabelle 7.1 verglichen werden. Die in Bild 7.22 detektierten Modelle lassen sich entsprechend Tabelle 7.9 den simulierten Modellen elektrischer Geräte aus Tabelle 7.1 zuordnen.

Tabelle 7.9: Zuordnung detektierter Verbrauchermodelle aus Bild 7.22

Bezeichnung des Verbrauchers	Zustände (P in W)	Zustandsänderungen (in W)	Detektiertes Geräte-temodelle
V1, Pumpe, 300W	1200, 300, 0	+1200, -900, -300	V_1
V2, Herdplatte	2500, 1500, 0	+2500, +1000, -1000, -1500	V_4, V_10, (V_7)
V3, Pumpe	600, 100, 0	+600, -500, -100	V_2
V4, Kaffeemaschine	900, 300, 0	+900, -600, -300	V_9
Grundlast (Summe der Stand-by Verbraucher)	55	keine	
V5, Kühlgerät	120, 0	+120, -120	V_3,
V6, TV Gerät	90, 0	+90, -90	V_6

7.2.4 Fazit zur Analyse simulierter Daten

Die Ergebnisse zeigen, dass der Algorithmus in der Lage ist, elektrische Verbraucher aus dem simulierten Lastgang zu identifizieren, ohne vorher Kenntnisse bzgl. der einzelnen Schaltverläufe zu besitzen. Es werden Schaltmuster elektrischer Geräte erkannt, die häufiger im Tageslastverlauf auftreten und nur eine begrenzte Anzahl verschiedener Schaltleistungen besitzen. Dieser Effekt wurde bei der Entwicklung des Algorithmus bewusst berücksichtigt, da gerade solchen Geräten ein höheres Potenzial bzgl. der Erkennbarkeit und des Informationsgehaltes für den Haushaltsbewohner zukommt (siehe Kapitel 2). Bei mehrstufigen Zustandsautomaten wie z.B. einer Herdplatte, bei der neben einer Grundlast eine definierte Leistung zu- und abgeschaltet wird, zeigen sich noch Schwächen. Das Einschalten auf die Grundlast wird nicht zugeordnet, da dieser Schaltprozess nicht Teil zyklisch ablaufender Schaltfolgen ist. Dieses Problem lässt sich z.B. über eine Korrelationsanalyse detektierter Verbraucherstrukturen über mehrere Wochentage lösen, vorausgesetzt, das spezielle elektrische Gerät tritt täglich mit ähnlichem Schaltmuster im Tageslastverlauf auf.

Über die Anpassung der Optimierungsparameter kann theoretisch jeder beliebige elektrische Verbraucher detektiert werden. Notwendige Bedingung ist dabei jedoch, dass der Verbraucher nur endlich viele diskrete Schaltstufen durchläuft und die Schaltzustandsänderungen sich ebenfalls wiederholen. Des Weiteren müssen alle Schaltzustandsübergänge die Schwelle für die Schaltereignisse P_{\min} übersteigen und seine charakteristischen Schaltmuster mehrfach im Tages-

lastverlauf auftreten. Sind nur kurze Zeitabschnitte zu analysieren, können die detektierten Schalterereignisse auch direkt zu Verbrauchermodellen kombiniert werden, so dass sich anschließend direkt Verbrauchermodelle aus ähnlichen Schaltsequenzen zusammenfassen lassen (Strategie B, Bild 6.2). Diese Strategie ist auch dann empfehlenswert, wenn verschiedene Tage analysiert werden und die Ergebnisse nicht kongruent sind. Ferner lassen sich aus den Ergebnissen eines Tages Startwerte für die Analyse des nächsten Tages gewinnen. So ist es hilfreich, die Clusterzentren mit Vektoren bereits identifizierter Verbrauchermodelle zu initialisieren, wenn dabei unterstellt werden darf, dass sich der Verbraucherpark des Haushalts nicht täglich oder wöchentlich verändert hat.

7.3 Auswertung realer Lastverläufe

Neben den simulierten Daten wurden auch reale Lastverläufe einzelner Haushalte untersucht, um die Algorithmen unter realen Bedingungen zu testen. Die Daten sind mit dem speziell für diesen Zweck entwickelten optischen Sensor (siehe Kapitel 4) an einem installierten Ferrariszähler aufgenommen worden. Die zeitliche Quantisierung der aufgezeichneten Wirkleistungsverläufe beträgt auch hier eine Sekunde.

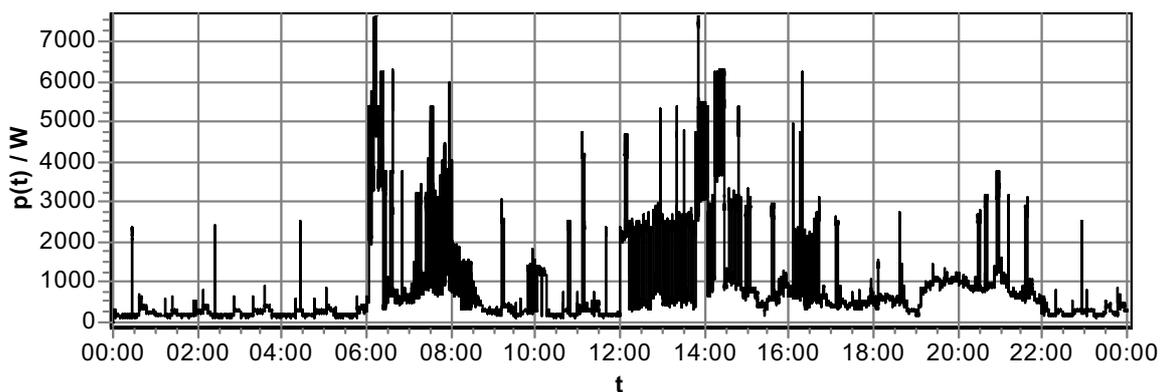


Bild 7.23: Tageslastverlauf Testhaushalt (HH1), $T=1s$

Bild 7.24 zeigt die Schalterereignisse des Lastverlaufs aus Bild 7.23 unter Anwendung der in Kapitel 4 vorgestellten Methode zur Detektion von Schalterereignissen werden mit $P_{\min} = 70 W$ ca. 5000 Schalterereignisse generiert. Es wird deutlich, dass gerade bei kleineren Leistungen zwischen 70W und 300W Schalthandlungen unterschiedlicher Verbraucher sehr stark verschimmen. Die charakteristischen Eigenschaften eines Schalterereignisses sind auch hier die Einschaltleistung, die dynamische Einschaltenergie sowie die Dauer des Einschalterereignisses. Die Bilder 7.25 bis 7.27 zeigen die Ergebnisse verschiedener Clustermethoden, angewandt auf die Daten aus Bild 7.24.

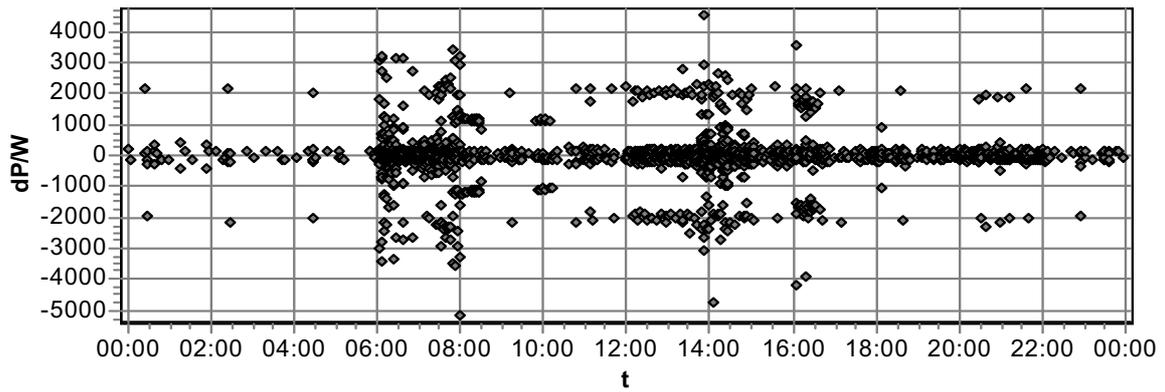


Bild 7.24: Schaltereignisse des Lastverlaufs aus Bild 7.19, $P_{min}=70W$

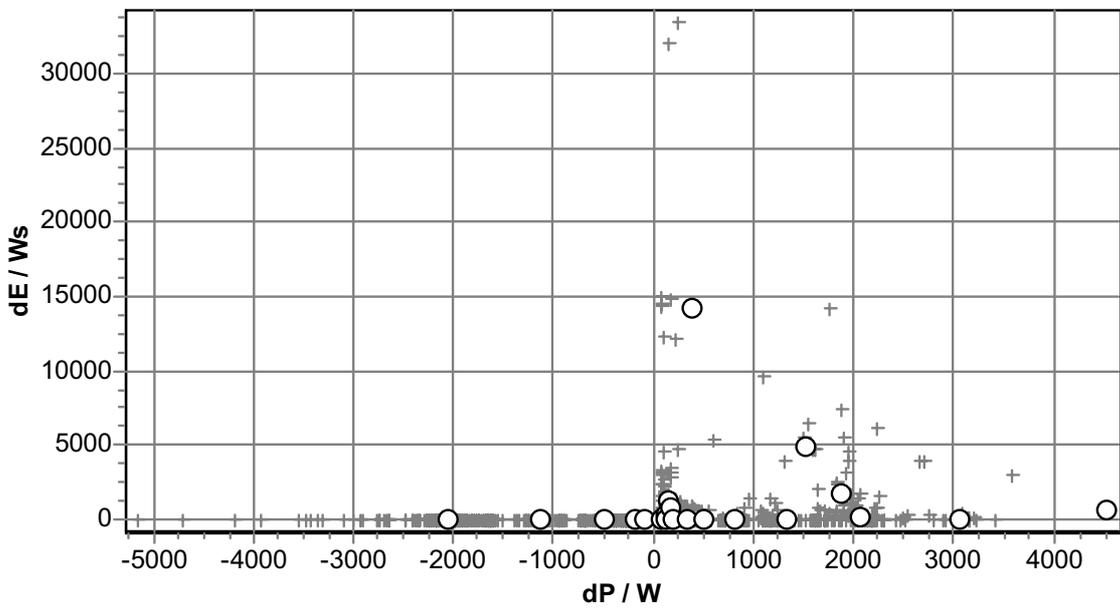


Bild 7.25: Clusterung der Schaltereignisse aus Bild 7.24 (mod. Isodata Clustering)

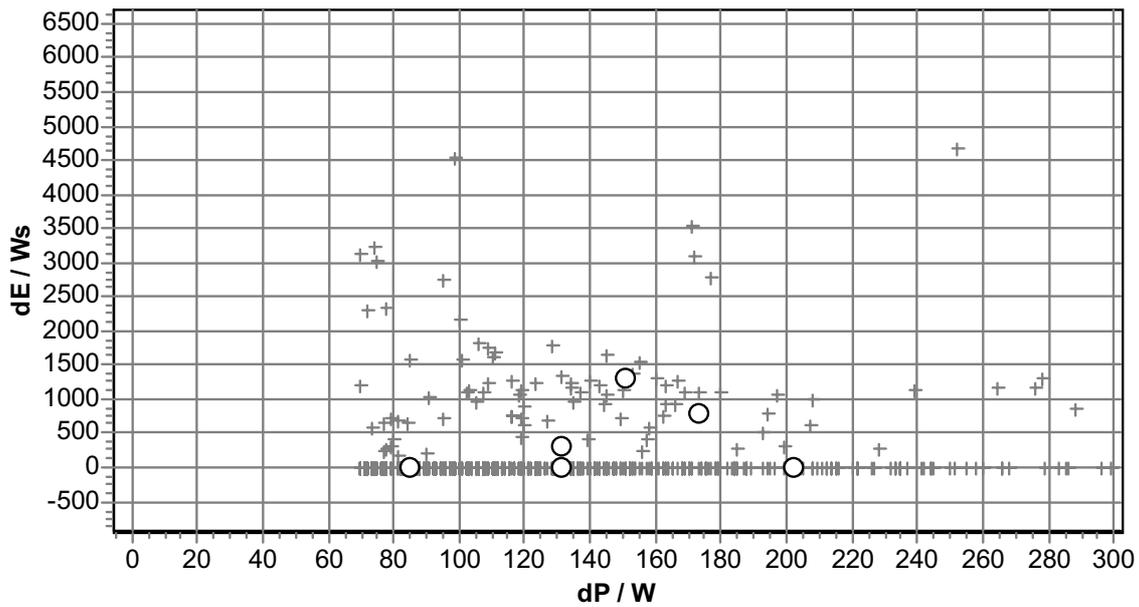


Bild 7.26: Ausschnitt aus Bild 7.25

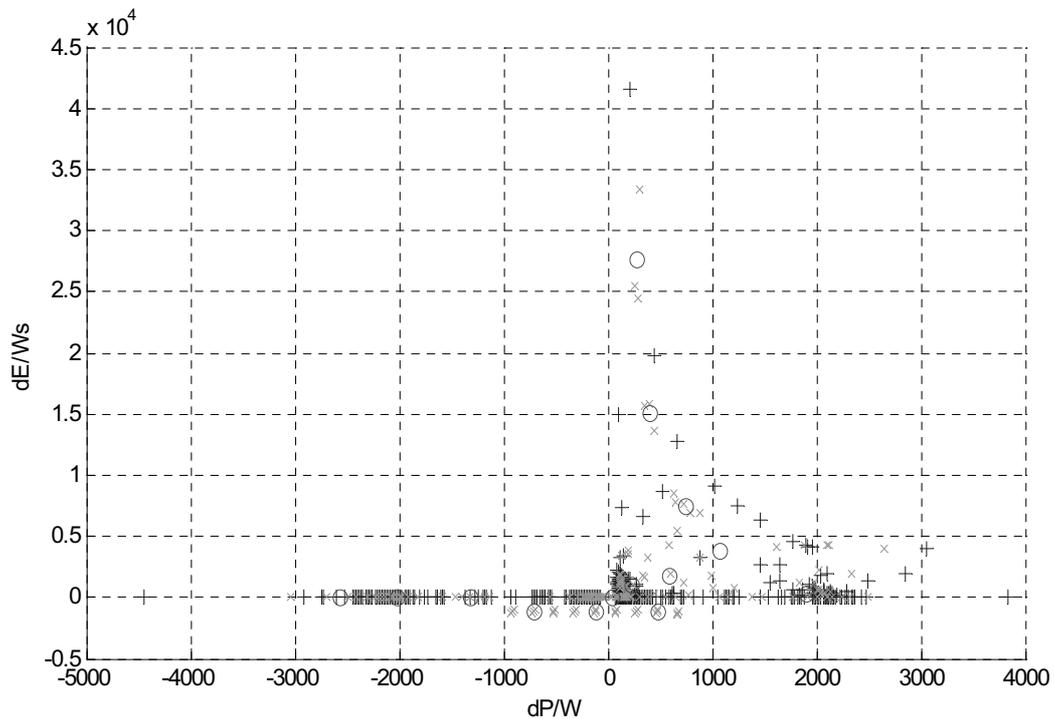


Bild 7.27: (+):Schaltereignisse HH1 $dP_{min}=70W$, (x): SOM, (o): kMeans-SOM

Bei realen Lastdaten fällt die Streuung der Messdaten aufgrund der begrenzten Genauigkeit des Sensor sehr stark ins Gewicht. Der Bereich von $dP=70W$ bis $dP=200W$ enthält ein Kontinuum von Datenpunkten ohne definierte Datenkonzentrationen, so dass die aufgeführten Clusterverfahren keine klar abgrenzenden Datenmengen in diesem Bereich erzeugen können.

Um die Schaltereignisse aktiver Verbraucher mit dynamischer Einschaltenergie von den rein passiven Schaltereignissen besser zu trennen, ist eine hohe Anzahl von Startvektoren bei der Clustierung erforderlich. Die SOM erfüllt diese Anforderung zufrieden stellend, weitet jedoch den Lösungsraum der Zustandsmodelle durch die gestiegene Anzahl von Referenzvektoren enorm aus. Damit steigen ebenfalls die Anforderungen an die Rechenleistung, so dass Ausführungszeiten von mehreren Stunden leicht erreicht werden. Im Rahmen der geforderten kurzen Ausführungszeit von maximal 15 Minuten werden die Clusterergebnisse der SOM wiederum über den kMeans-Clusteralgorithmus zusammengefasst (siehe Bild 7.27).

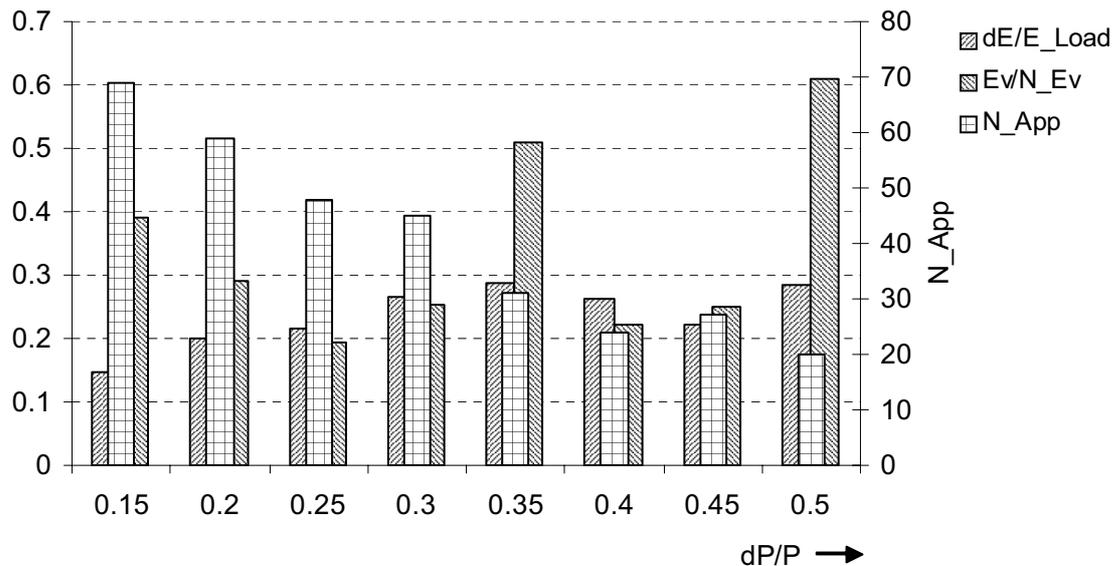


Bild 7.28: Optimierung realer Tageslastverlauf, $g_{dP}=1$, $g_{dE}=0$

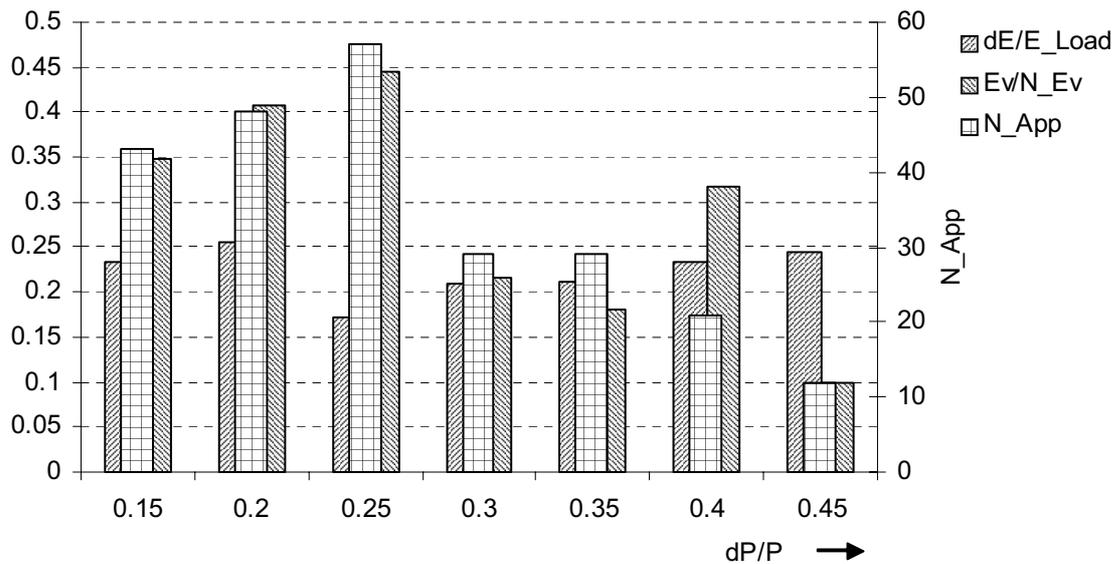


Bild 7.29: Auswertung "realer" Tageslastverlauf HH1, $\gamma_{DP} = [010]$

Die Bilder 7.28 und 7.29 zeigen statistische Ergebnisse der Analyse mit unterschiedlichem Grenzabstand benachbarter Cluster. In Bild 7.28 wurde mit dem Parametervektor $\gamma_{GA}=[0.7 \ 0 \ 0 \ 0.3]$ für den Genetischen Algorithmus und $\gamma_{DP}=[1 \ 0 \ 0]$ für die Dynamische Programmierung gearbeitet. Bild 7.29 zeigt die Analyseergebnisse des gleichen Lastverlaufs bei gleichem Parametervektor für den Genetischen Algorithmus, jedoch mit $\gamma_{DP}=[0 \ 0 \ 1]$. Die Anzahl gefundener Verbraucherkombinationen fällt proportional zum wachsenden Mindestabstand benachbarter Cluster. Bei einem durchschnittlichen Einfamilienhaushalt kann die Anzahl erkennbarer Verbraucher (Endliche Zustandsautomaten mit wiederkehrenden Schaltmustern) auf ca. 20 begrenzt werden.

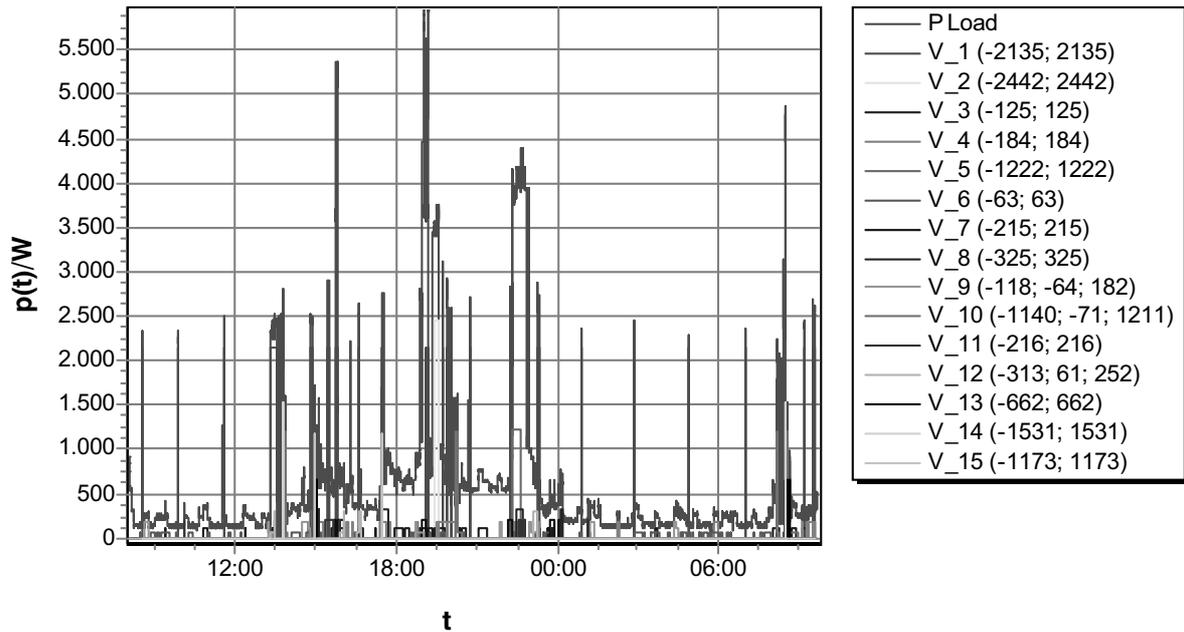


Bild 7.30: Lastverlauf HH1, 20s Mittelwerte, mod. ISODATA Clustering, $\gamma_{GA}=[0.7$
 $0\ 0\ 0.3]$, $P_{\min}=50W$

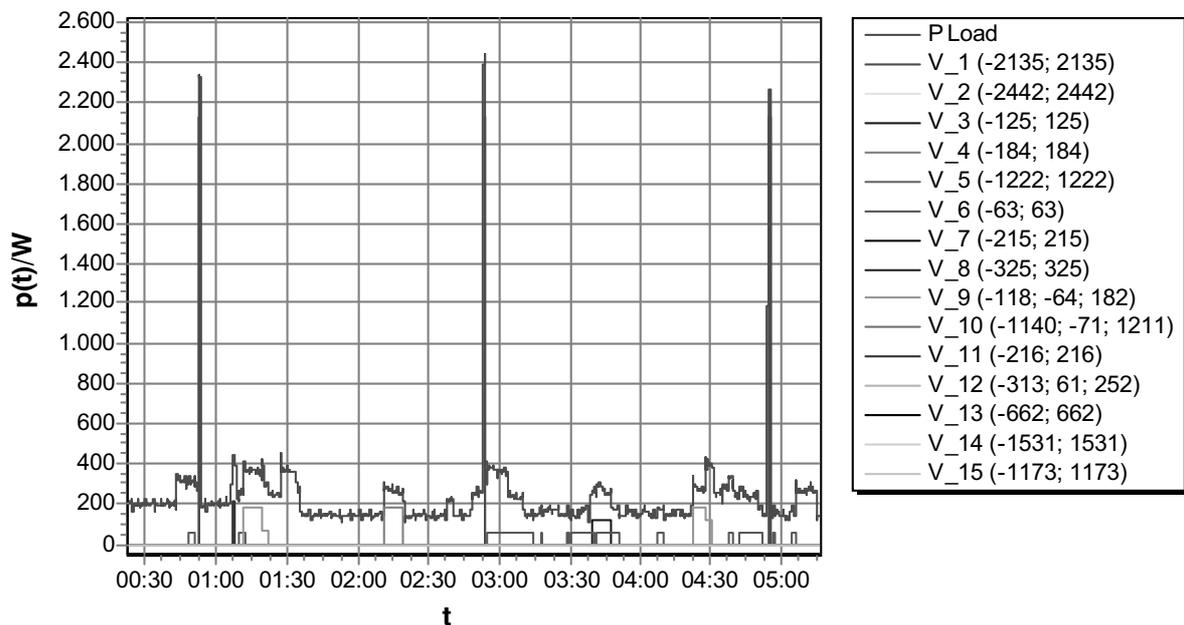


Bild 7.31: Ausschnitt aus Bild 7.30

In den Bildern 7.30 und 7.31 ist das Resultat der Analyse eines gemessenen Lastverlaufs mit Glättung über 20s dargestellt. Regelmäßig auftretende Schaltmuster, wie z.B. der "markante" 2135W-Impuls von V_1 in Bild 7.31 lassen sich sicher detektieren. Es tauchen jedoch auch sehr viele kleine Schaltverbraucher im Zeitbereich zwischen 12:00 und 18:00 Uhr auf, die nur sehr schwer definierten Verbrauchern zugeordnet werden können. Zur Verbesserung der Analyseergebnisse empfiehlt sich deshalb eine Aufspaltung des Tageslastverlaufs in z.B. vier zeitliche Sek-

toren a 6 Stunden. Zum Einen reduziert sich dabei die Datenmenge jeder einzelnen Analyse, zum Anderen können gerade im ersten Zeitsektor (0:00 - 06:00 Uhr) wichtige Informationen über zyklisch schaltende Verbraucher, die ganztags eingeschaltet sind, gewonnen werden. Diese sind im 3. Zeitsektor (12:00 bis 18:00 Uhr) nicht mehr deutlich zu erkennen.

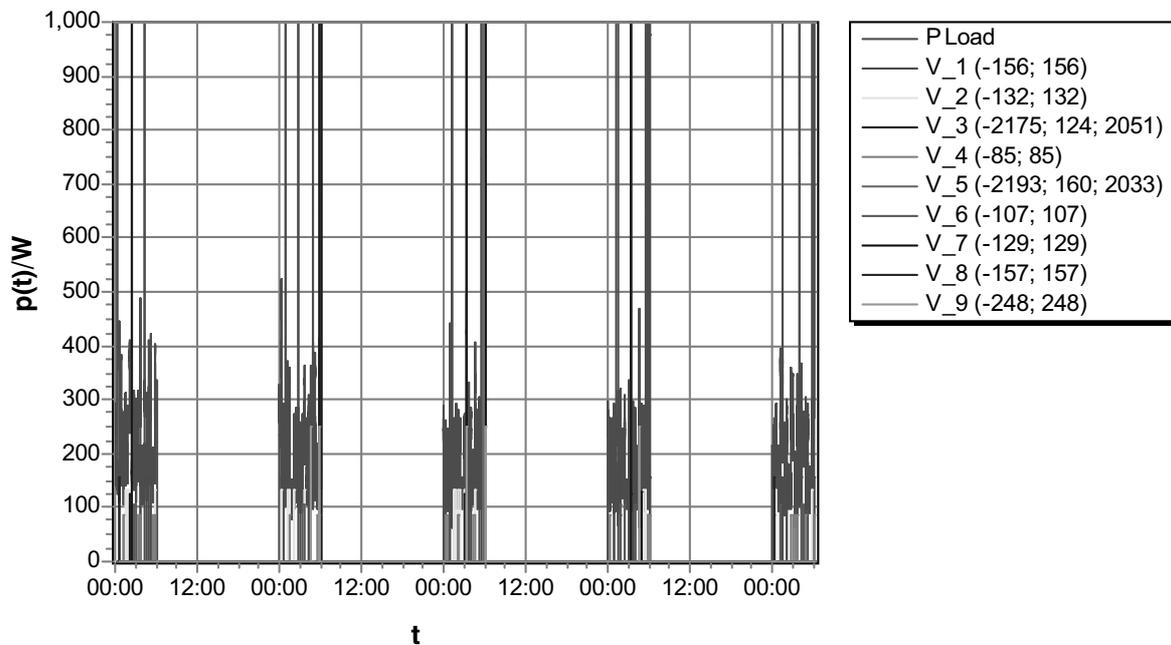


Bild 7.32: Zeitsektor (0-6 Uhr) über 5 Tage, HH1, gemittelt über 20s

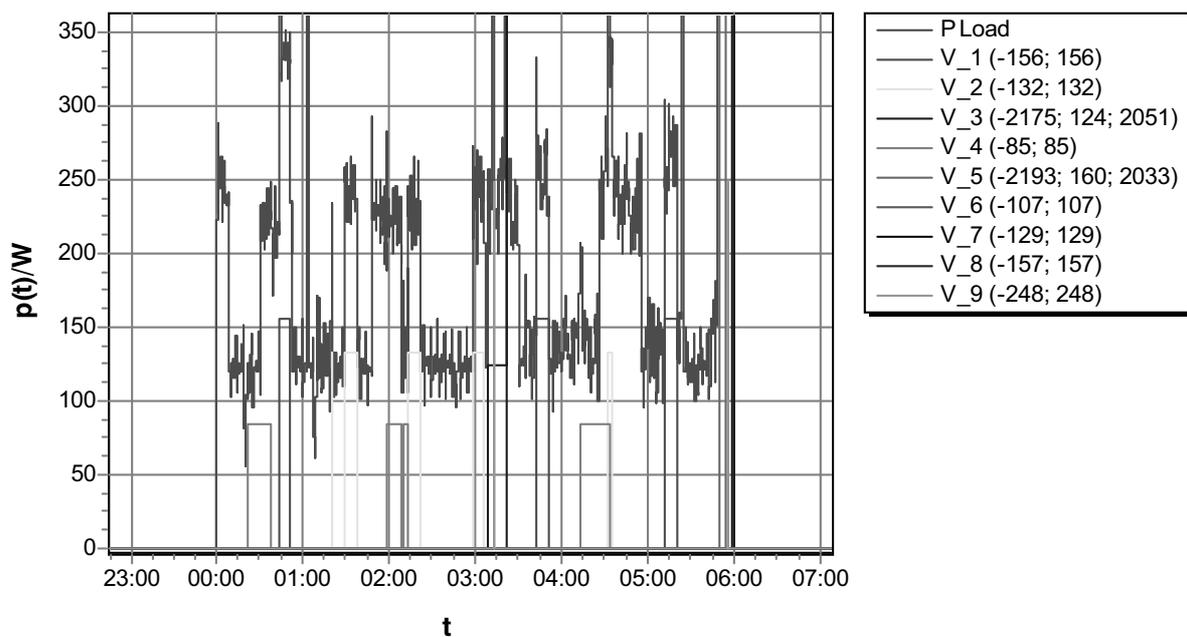


Bild 7.33: Ausschnitt aus Bild 7.32

7.4 Zusammenfassung der Ergebnisse

Die Resultate der Analyse simulierter und realer Lastverläufe zeigen, dass der Algorithmus prinzipiell in der Lage ist, auftretende Verbraucherstrukturen zu identifizieren. In Abhängigkeit der Streuung der Messdaten wird die Verbrauchererkennung zunehmend unschärfer. Die Datenbereiche zwischen 100W und 200W verschmelzen häufig zu einer nicht zerlegbaren Datenwolke. Erst nach der Glättung des Lastverlaufs durch eine Mittelwertbildung über 20s können die Streuungen der Messwertdaten des optischen Sensors soweit reduziert werden, dass interpretierbare Verbraucherstrukturen extrahiert werden können. Die Korrektur der Messdaten fordert natürlich ihren Tribut auf Kosten der Erkennbarkeit von Einschaltereignissen mit Einschaltspitze, da diese aufgrund der Glättung fast gänzlich verschwinden. Des Weiteren müssen bei den realen Lastdaten wesentlich mehr Schaltereignisse untersucht werden, wobei viele davon durch den Sensor selbst verursacht sind. Die notwendige Filterung der Daten schwächt die Sensitivität des Systems ab. In Anbetracht der einzuhaltenden Ausführungszeit ist eine Begrenzung der Anzahl von Schaltereignissen jedoch nicht zu vermeiden.

Die Analyse eines in zeitliche Sektoren zerlegten Lastverlaufs verbessert die Erkennung und besonders die Ausführungszeit des Algorithmus. In Bild 7.31 fallen nur wenige Schaltheandlungen auf die Nachtstunden. Dadurch lassen sich einzelne Verbrauchergruppen gezielt analysieren. Die Unterteilung eines Tages lässt sich für die meisten Haushalte willkürlich in Intervalle von je sechs Stunden durchführen. Aber es besteht auch die Möglichkeit, die Tageszeit entsprechend der Häufigkeit der Schaltereignisse aufzuteilen, so dass sich haushaltsspezifische Zeitintervalle mit entsprechender Schalthäufigkeit bestimmen lassen. Die Einteilung der Zeitintervalle ist damit ein weiteres Kriterium zur Klassifizierung des Lastverlaufs privater Haushalte.

8 Zusammenfassung und Ausblick

Bisher entwickelte nicht-eingreifende Lastüberwachungssysteme (NIALM-Systeme) waren ausschließlich für kurzzeitige Analysen der elektrischen Energie- bzw. Leistungsaufnahme im Haushalt konzipiert. In der vorliegenden Arbeit wurde ein Energie-Monitoring-System vorgestellt, das für den stationären Einsatz im privaten Haushalt ausgelegt ist. Ziel des Systems ist es, privaten Haushalten mit minimalem finanziellen und technischen Aufwand einen möglichst hohen Grad an Transparenz bzgl. des Strombedarfs zu ermöglichen.

Aus der Topologieanalyse des Systems resultierte ein Ansatz, bestehend aus einem nachrüstbaren optischen Sensor zur Erfassung der Energiedaten des Ferrariszählers und einem Auswertungssystem, installiert auf dem in den meisten Haushalten bereits vorhandenen Personalcomputer. Insbesondere das Erfassungssystem wurde nach den Kriterien "kostengünstig" bei der Installation und im täglichen Dauerbetrieb sowie "integrationsfähig" in den Haushalt bei minimalem Eingriff in die bereits vorhandene Elektroinstallation ausgewählt. Die Neuinstallation eines elektronischen Haushaltszählers ist nur dann für den Haushalt interessant, wenn er fremdfinanziert wird. In Kapitel 3 wurden Gründe für die mangelnde Motivation des Energieversorgers bzgl. dieser Investition aufgezeigt. Mit den getroffenen Annahmen ist auch für die nächsten fünf bis zehn Jahre mit einer hohen Verbreitung des Ferrariszählers im Privatkundensegment zu rechnen. Für das Zielsystem wurden aus diesem Grund alternative Messverfahren betrachtet, die auf dem Ferrariszähler aufsetzen. Für die Auswertung, Visualisierung und Datenarchivierung wurde ebenfalls der PC des Haushalts eingeplant.

Mit dem speziell entwickelten optischen Sensor steht eine nachrüstbare Technik zur Verfügung, die den gesamten Wirkleistungsverlauf eines Haushalts in geeigneter zeitlicher Diskretisierung aufnehmen kann. Der Sensor lässt sich auf den Ferrariszähler montieren und benötigt lediglich einen Anschluss an das 0,4 kV Versorgungsnetz zur Deckung der Betriebsenergie. Oftmals ist bereits ein Netzstecker im Zählerkasten vorhanden der sich zudem über einen PLC-Adapter als Übertragungskanal nutzen lässt. Auf die spezielle technische Realisierungen des Übertragungskanals vom Erfassungssystem im Zählerkasten zur Visualisierungseinheit im täglichen Einzugsbereich des Haushaltsbewohners wurde nicht näher eingegangen, da für diese Aufgabe bereits kostengünstige Technikplattformen verfügbar sind (z.B. WLAN-, Bluetooth- oder PLC-Adapter).

Mit den in Kapitel 4 vorgestellten Verfahren lassen sich nicht nur Schaltereignisse passiver Wirkleistungsaufnehmer aus dem Gesamtlastverlauf erkennen, sondern auch elektrische Verbraucher mit dynamischer Einschaltenergie (z.B. elektrische Antriebe wie Pumpen oder Kompressoren) detektieren. Diese Unterscheidung ist über die Auswertung der dynamischen Einschaltenergie möglich. Die Schaltereignisse bilden die Informationsbasis für den in Kapitel 5 vorgestellten Ansatz zur Klassifizierung und Modellierung elektrischer Haushaltsgeräte. Die aufgestellten Randbedingungen sind für die meisten im Haushalt auftretenden Elektrogeräte gültig und lassen sich auch bei einer Modellerweiterung um zusätzliche Zustandsgrößen (wie z.B. die elektrische Blindleistung Q) verwenden.

Die in Kapitel 2 aufgezeigten Algorithmen anderer Autoren basierten jeweils auf bereits vordefinierten eingepägten Mustern bzw. Referenzdatenbanken zur Identifikation von Schaltmuster elektrischer Verbraucher aus dem Gesamtlastverlauf. Der in Kapitel 6 vorgestellte neue NIALM

Algorithmus hingegen basiert ausschließlich auf “unsupervised” Methoden der Mustererkennung und arbeitet ohne manuelle Initialisierung. Der Algorithmus besteht im Wesentlichen aus:

- Einem speziellen Verfahren zur Detektion von Schaltereignissen aus dem zeitlichen Lastverlauf bei gleichzeitiger Unterdrückung des Gleichanteils der Wirkleistung,
- einem Clustermodul zur Erzeugung von Datenkonzentrationen aus der Menge der Schaltereignisse,
- heuristischer Kombinatorik zur Suche und Bewertung möglicher Kombinationen von Schaltleistungsübergängen aus den gefundenen Clusterzentren der Schaltereignisse
- sowie einem Optimierungsmodul, das mit Hilfe der Dynamischen Programmierung und geeigneten Gütekriterien die besten bzw. höchst wahrscheinlichen Zeitreihen zu den gebildeten Verbrauchermodellen findet.

Die Ergebnisse aus Kapitel 7 zeigen, dass sich sowohl über die Optimierung der Wahrscheinlichkeit der Energieaufnahme einzelner Sequenzen, als auch über die Bewertung direkter Abweichungen der Schaltereignisse verwertbare Ergebnisse erzielen lassen. Die erste Methode eignet sich bevorzugt zur Detektion regelmäßig schaltender Geräte (z.B. Kühlgeräte in den Nachtstunden) mit gleichbleibender Energieaufnahme, während die zweite Methode bei Verbrauchermodellen mit nur geringer Anzahl von Schaltsequenzen vorteilhaft ist.

Durch das Vertauschen einzelner Module des Algorithmus (z.B. Clusterverfahren u. Genetischer Algorithmen) lassen sich mit den gleichen Werkzeugen verschiedene Analysestrategien umsetzen (siehe Kapitel 6.1). Aufgrund der geforderten begrenzten Ausführungszeit des Algorithmus wurde die Strategie mit der geringeren Ausführungszeit (Strategie A, siehe Kapitel 6.1) gewählt.

Aus den Tests an simulierten und realen Lastverläufen in Kapitel 7 ließen sich geeignete Parameter für die Teilmodule des Algorithmus evaluieren. Damit konnte nachgewiesen werden, dass der Algorithmus prinzipiell in der Lage ist die gestellten Aufgaben zu erfüllen. Die Qualität der Verbrauchererkennung wird wesentlich durch die Genauigkeit der Messdaten begrenzt. Dies wird besonders bei simulierten Lastdaten und zunehmender Streuung des Lastverlaufs sichtbar. Mit zunehmender Streuung sinkt die Anzahl zugeordneter Schaltereignisse überproportional. Die Variation der Optimierungsparameter beinhaltet dabei noch enormes Potenzial für Verbesserungen. Dies kann jedoch nur über breit angelegte Feldtests mit einer Vielzahl von Haushalten über einen Zeitraum von mehreren Monaten erfolgen und konnte im Rahmen dieser Arbeit nicht durchgeführt werden.

Bei realen Lastdaten liefert der Algorithmus nur bedingt zufriedenstellende Ergebnisse. Dies liegt zum Einen an der begrenzten Genauigkeit des verwendeten optischen Sensors sowie der damit verbundenen hohen Anzahl detektierter Schaltereignisse. Die Schwankungen des Sensors konnten durch digitale Filterung der Lastdaten (z.B. IIR-Filter mit Bessel-Charakteristik oder Mittlung über 20s, siehe Kapitel 7) größtenteils eliminiert werden, so dass die Störungen beseitigt und die Menge der Schaltereignisse deutlich reduziert werden konnte. Nachteiliger Nebeneffekt der Filterung ist jedoch die Verminderung der Erkennbarkeit dynamischer Einschaltspitzen.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden einzelne Tageslastverläufe sowie mehrere Tage einer Woche analysiert. Wird der Tageslastverlauf in zeitliche Sektoren unterteilt, lässt sich die Anzahl der zu untersuchenden Ereignisse pro Optimierungsdurchlauf begrenzen, so dass sich die Rechenzeit für die Analyse weiter reduziert und somit die tageszeitabhängige Nutzung spezieller Geräte ana-

lysierbar ist. Die Ausführungszeit des Algorithmus beträgt bei realen Lastdaten eines Tages und einem PC mit 2,4 GHz Taktfrequenz bis zu 20 Minuten.

Zur Erweiterung des Algorithmus können die Parameter der detektierten Verbrauchermodelle z.B. auf ein neuronales Netz trainiert werden, so dass die Modelleigenschaften detektierter Geräte stetig nachgeführt und an den jeweiligen Haushalt angepasst werden können. Damit können dann auch Trends im Verhalten des Haushalts aufgedeckt und im Modell nachgeführt werden. Bei zusätzlicher Messung der Blindleistung (ist jedoch nur durch grundsätzlich andere Messtechnik möglich) gewinnen die Eigenschaften der Schaltereignisse mindestens eine weitere Komponente zur Separation der Schaltereignisse unterschiedlicher elektrischer Geräte. Für die Analyse der Zeitreihen bringen P-Q-Tupel ebenfalls Vorteile mit sich, da auch beim Ausschalten eine zusätzliche Komponente auftaucht bzw. eine zusätzliche Randbedingung erfüllt sein muss.

Über eine zusätzliche globale Anbindung an eine zentral geführten Datenbank lassen sich Herstellerdaten einzelner Geräte abrufen, so dass über die detektierten Verbraucherstrukturen der exakte Gerätetyp und Hersteller des Gerätes identifiziert werden könnte.

Der entwickelte Algorithmus stellt ein Grundgerüst dar, das an vielen Stellen noch verbessert werden kann. Insbesondere die Modellierung zulässiger Zustandsfolgen lässt sich noch beliebig erweitern. Der Kern des Algorithmus ist flexibel einsetzbar. Durch geringe Anpassungen der Bewertungsfunktionen sowie des Modellierungsansatzes lassen sich beliebige Datenmengen bzw. Zeitreihen anderer technischer Disziplinen untersuchen.

Vor dem Hintergrund der globalen Ressourcenverknappung und stetig steigenden Energiepreisen wird zukünftig jede Maßnahme zur Reduzierung des Energiebedarfs im privaten Haushalt willkommen sein. Die vorgestellten Methoden liefern Werkzeuge zur Analyse des elektrischen Gesamtlastverlaufs des Haushalts. Sie setzen bewusst auf den Lastdaten auf, da die simultane Messung der Lastverläufe einzelner Geräte relativ kostenintensiv und aufwendig ist. Der elektronische Haushaltszähler eHZ wird den analogen Drehstromzähler in nicht allzu ferner Zukunft ersetzen. Auch dieser Zähler ist, wenn man die technischen Eigenschaften betrachtet, nur zur Messung und Ausgabe der bezogenen elektrischen Energie konzipiert. Die hier entwickelten Algorithmen sowie das Konzept des Energie-Monitoring-Systems sind nicht an den optischen Sensor sowie den Ferrariszähler gebunden. Über die Schnittstellen des eHZ sind ebenfalls gemittelte Leistungswerte auslesbar, so dass sich das in dieser Arbeit vorgestellte Konzept zur Analyse des Wirkleistungsverlaufs des Energie-Monitoring auch auf den zukünftigen elektronischen Haushaltszähler aufsetzen lässt.

A. Anhang

A.1. Potenziale eines Energie-Monitoring Systems im Haushalt

Definition des Begriffs “Energie-Monitoring”

Unter dem Begriff des “Energie-Monitorings” wird im Rahmen dieser Arbeit der gesamte Prozess vom Erfassen über das Verarbeiten und Übertragen der Daten bis hin zur Visualisierung der Ergebnisse der elektrischen Energie- oder Leistungsaufnahme verstanden. Dies beinhaltet ebenfalls alle Methoden und Verfahren zur Disaggregation des Gesamtlastverlaufs in einzelne elektrische Geräte.

Die elektrische Wirkleistung ist nach DIN 40110-1 definiert als arithmetischer Mittelwert der elektrischen Momentanleistung $p(t)$ über eine Schwingungsperiode T .

$$p(t) = u(t) \cdot i(t) \quad (\text{A.1})$$

Unter Annahme sinusförmiger Signalverläufe für Spannung und Strom berechnet sich die Wirkleistung für den Zeitraum einer Signalperiode der Grundschwingung zu

$$P = \frac{1}{T} \int_0^T p(t) dt . \quad (\text{A.2})$$

Für fest definierte Zeitintervalle kann die Wirkleistung als zeitdiskrete Folge von Mittelwerten beschrieben werden.

$$P_k = \frac{1}{T} \int_{(k-1)T}^{kT} p(t) dt \quad (\text{A.3})$$

Die Stützstellen für P_k lassen sich dabei anwendungsspezifisch anpassen. Sie können für größere diskrete Zeitabstände gemittelt werden. Für die Geräteerkennung ist ein Mittelwertintervall von einer Sekunde ausreichend [Hart1992].

Um das Energie-Monitoring in einzelne Komponenten zu zerlegen, wird dessen theoretisches Potenzial untersucht. Anhand der identifizierten Aufgaben kann das Monitoringsystem technisch aufgeschlüsselt werden. Die Potenziale der Aufgaben werden aus der Sicht verschiedener Nutzergruppen analysiert, so dass sich die Eigenschaften und der Nutzen einzelner technischer Komponenten gezielt bewerten lassen.

Als potenzielle Nutzer eines Energie-Monitoring-Systems im privaten Haushalt lassen sich

- die Haushaltsbewohner (Eigentümer, Mieter, Untermieter, sonstige),
- der Versorgungsnetzbetreiber (Energieversorger),

sowie

- dritte Dienstleistungsunternehmen (Marketingunternehmen, Dienstleister, Handwerksbetriebe etc.)

identifizieren.

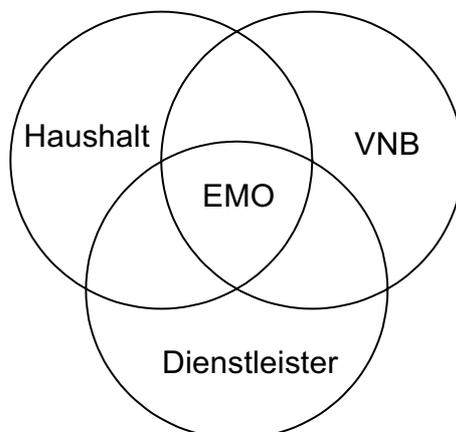


Bild A.1: Verknüpfung der Nutzergruppen des Energiemonitorings

Aus der Analyse der Potenziale des Energie-Monitorings leiten sich Bewertungskriterien für die Topologie- und Komponentenauswahl ab.

A.1.1. Transparenz im “Strombedarf”

Bisher erhalten private Haushalte über die jährliche Endabrechnung des Energieversorgers eine einmalige Rückmeldung ihres Energiebedarfs. Eine Verknüpfung zwischen Handlung und Strombezug ist über den Zeitraum eines Jahres für Otto-Normalverbraucher nicht möglich. Wäre der zeitliche Verlauf des Strombezugs in kleineren Zeitabschnitten rückwirkend abrufbar, ließen sich z.B. gravierende Änderungen im Energiebezug gezielt recherchieren. Bei der Telefonrechnung oder den Kontoauszügen hilft diese Information Missverständnisse und Fehler aufzuklären. Deshalb ist es naheliegend, diesen Grad an Transparenz auch für den Strombezug zu fordern.

In diesem Sinne ist es erforderlich, den Strombezug täglich zu erfassen, zu archivieren und für eine Visualisierung geeignet vorzuhalten. Erst dann ist es für den Privatkunden möglich, seinen Strombezug zu kontrollieren und gegebenenfalls auf Abweichungen oder Unregelmäßigkeiten zu reagieren. In diesem Fall kann ein Monitoring-System den Haushalt über Laständerungen beliebiger Form informieren. Dazu bietet sich z.B. eine Nachricht über den Short-Message-Service (SMS) eines Mobilfunknetzes, eine Email oder eine Nachricht über einen beliebigen kostenfreien internen Übertragungskanal des Haushalts an (z.B. Bluetooth, Powerline-Communication, WLAN etc.).

Lässt sich des Weiteren der Gesamtbedarf über das Monitoring-System auf einzelne elektrische Geräte verteilen, können diesen Haushaltsgeräten sogar konkrete Beträge verursachter Stromkosten zugeordnet werden. Bei Entscheidungen zur Anschaffung neuer Elektrogeräte sind solche Informationen sehr wertvoll [Pihala1998].

Die Energieversorger verfügen in der Regel über standardisierte Lastprofile, mit deren Hilfe sie ihre Privatkunden tariflich einstufen. Sekundengenaue Messdaten bieten die Möglichkeit, jeden Kunden entsprechend seines tatsächlichen "Lastprofils" zu klassifizieren. Der Versorger kann gezielt neue Tarife anbieten oder spezielle Kunden zu Einsparungen oder Lastverlagerungen motivieren [EEV1989].

Bei einem vernetzten Energie-Monitoring-System lassen sich die Daten aller angeschlossenen Kunden auf einem zentralen Datenserver archivieren und die Ergebnisse sehr einfach über ein Internetportal auf dem PC des Kunden visualisieren. Dazu loggt sich dieser z.B. über seinen persönlichen Account auf dem Webportal des Versorgers ein und kann sein Bedarfsverhalten z.B. auch in Relation zu vergleichbaren Haushalten darstellen.

Bei den Strombedarfsdaten handelt es sich um personenbezogene Daten, die nach dem Bundesdatenschutzgesetz besonderen Schutzbedingungen unterliegen. Diese müssen bei der Verarbeitung, Archivierung und Übertragung vor Zugriffen Dritter geschützt werden. Über die Lastprofile kann der Versorgungsnetzbetreiber weitere Wertschöpfungsketten zu dritten Dienstleistungsunternehmen erschließen (B2B2C). Er kann z.B. das Bedarfsverhalten mit den spezifischen Eigenschaften des Haushalts (Anzahl und Alter der Personen, Energiebedarf usw.) korrelieren und die Haushalte sehr genau nach gesuchten Eigenschaften filtern.

Des Weiteren besitzen Strombedarfsdaten in der angestrebten Zeitauflösung von einer Sekunde ein hohes Informationspotenzial für wissenschaftliche Untersuchungen vieler anderer Fachrichtungen, da Energieversorger in der Regel nur 15-Minuten-Mittelwerte archivieren. Gerade in Bezug auf dezentrale Energiequellen sind detaillierte Lastprofile für Einspeise- und Optimierungsszenarien interessant.

Fazit:

Unter dem Aspekt "Transparenz im Energiebedarf" lassen sich folgende Potenziale zusammenfassen:

- Kontrolle des Tagesbedarfs,
- Strombedarf einzelner Geräte,
- detaillierte Lastprofile,
- Kunden spezifische Tarife,
- neue Wertschöpfungsketten für Energieversorger.

A.1.2. Kontrolle von Haushaltsgeräten

In privaten Haushalten werden zahlreiche elektrische Geräte eingesetzt, bei denen eine Überwachung des Strombezugs sinnvoll ist. Dies sind z.B. Kühlgeräte, bei denen ein regelmäßiges Ein- und Ausschalten erwartet wird sowie Geräte mit besonders hoher Wirkleistungsaufnahme, wie der elektrische Herd oder der Backofen, für den eine Einschaltperiode mit begrenzter Zeit erwartet wird, da dieser in den seltensten Fällen über eine Zeitdauer von mehr als 6 Stunden benutzt wird. Eine Kontrolle ist jedoch nur dann möglich und sinnvoll, wenn eine zeitnahe Rückmeldung

zum Bewohner erfolgen kann. Aus diesem Grund ist für ein Monitoringsystem ein Informationskanal mit hoher Aktualisierungsrate notwendig.

Bestimmte Verbrauchertypen lassen sich z.B. in Bezug auf ihre Einschaltintervalle sowie ihre Energieaufnahme über größere Zeiträume beobachten und im temporären Gedächtnis des Systems (z.B. Datenbank) abspeichern, so dass plötzliche Änderungen oder das Verschwinden eines markanten Verbrauchers aus dem täglichen Lastverlauf detektiert werden kann.

In Zeitabschnitten mit sehr geringen Schaltheftungen, häufig die Nachtstunden eines Tages, kann z.B. sehr einfach die Stand-by-Leistung des Haushalts bestimmt werden. Änderungen sowie absolute Daten geben hierbei Informationen über den durchschnittlichen Stand-by-Energiebedarf. Vergleiche von Haushalten mit ähnlichen Eigenschaften können grobe Abweichungen aufdecken bzw. Hinweise auf diesen Sachverhalt generieren. Wird z.B. in einem selten aufgesuchten Kellerraum ein 60 Watt Leuchtmittel versehentlich nicht ausgeschaltet, erhöht sich die elektrische Stand-by-Leistung dieses Haushalts um genau diesen Wert. Bei einer täglichen Bedarfsrückmeldung kann der Bewohner auf diese markante Änderung aufmerksam gemacht werden. Er kann nun unmittelbar reagieren und entdeckt die "brennende Kellerlampe" nicht erst zufällig eine Woche später.

Unter dem Stichwort "Kontrolle elektrischer Geräte" lassen sich somit folgende Applikationen zusammenfassen

- Funktionskontrolle (Ein- und Ausschalten bestimmter Geräte),
- Ausschaltkontrolle bei Geräten mit Gefahrenpotenzial sowie besonders hoher Energieaufnahme,
- Präsenzkontrolle (bei Abwesenheit der Haushaltsbewohner über Fernzugriff).

A.1.3. Fernüberwachung des Haushalts

Zur Fernüberwachung der Hausinstallation (Remote-Monitoring) muss das Haus interne Monitoring-System zunächst an ein vernetztes Kommunikationssystem (z.B. Internet, GSM oder UMTS) angeschlossen sein, so dass der Nutzer den Energiebedarf seiner Wohnung sowie spezielle Zustände der Elektroinstallation aus der Ferne kontrollieren kann. Auch dieser Dienst ist z.B. über ein Webportal sehr einfach realisierbar, da die notwendigen technischen Komponenten bereits vorhanden sind (z.B. Internetverbindung über Notebook und Mobiltelefon). Bei Abwesenheit aller Haushaltsbewohner treten dann unter normalen Bedingungen bestimmte detektierbare elektrische Geräte nicht im Lastverlauf auf (z.B. Waschmaschine, Durchlauferhitzer, Fernseher, spezielle Leuchtmittel o.ä.). Andernfalls können Maßnahmen eingeleitet werden, zweifelhafte Situationen zu klären. Dies könnte z.B. die Benachrichtigung eines Serviceunternehmens sein, das diese Ursachen vor Ort überprüft. Bei diesen Diensten besteht jedoch auch immer die Gefahr, dass sich Dritte über einen unberechtigten Zugriff, Informationen über die Abwesenheit der Hausbewohner verschaffen und diese für kriminelle Zwecke missbrauchen.

Stichwort "Betreutes Wohnen"

Einige elektrische Geräte lassen sich nur manuell ein- und ausschalten (z.B. TV, Trockenhaube,

Fön, Toaster, Kaffeemaschine). Sind diese zudem detektierbar, kann die Anwesenheit und Aktivität der Hausbewohner aus der Ferne überprüft werden. In Wohnheimen mit hohem Altersdurchschnitt bietet dieser Ansatz eine kostengünstige Alternative zur Kontrolle von Lebenszeichen der betreuten Personen. Die üblichen Kontrollen mittels Telefonanruf oder Pflegepersonalkontakt lassen sich dabei jedoch nicht gänzlich ersetzen. Die Fernüberprüfung beobachtbarer Nutzeraktivitäten unterstützt lediglich das betreute Wohnen. Für solche Zwecke ist jedoch auch der minutengenau gemessene Wasserbedarf aussagekräftig.

Unter dem Stichwort Fernüberwachung subsumieren sich die Potenziale

- Sicherheitscheck aus der Ferne,
- Aktivitäten spezieller Geräte aus der Ferne erkennen,
- Aktivitäten der Bewohner überprüfen (betreutes Wohnen)

als Applikationen des Monitoring-Systems.

A.1.4. Lastmanagement

Energiebezugsverträge einzelner Privatkunden lassen sich für beide Seiten (Haushalt sowie Versorgungsnetzbetreiber) durch leistungsbezogene dynamische Tarife [Rheine1989] optimieren. Detaillierte Tarifinformationen lassen sich in Anlehnung an die Modalitäten des Telekommunikationssektors über die Tageszeitung oder das Internet an den Endkunden leiten, so dass nicht jeder einzelne Haushalt explizit über neue Tarife sowie kurzfristige Änderungen informiert werden muss.

Kunden mit geeigneter Bedarfsstruktur könnten dann in Bezug auf eine Integration in ein regionales Lastmanagementsystem mit Abschaltcharakteristik untersucht werden. Aus der mannigfaltigen Datensubstanz lässt sich die Zielgruppe mit dem größten Optimierungspotenzial identifizieren. Diese erhält dann günstigere Tarife bei kundenseitig zugesicherter Lastoptimierung.

Über minutengenaue Lastprofile können Energieversorger ihre Kunden im Hinblick auf Lastmanagementsysteme bewerten und potenzielle Kunden zur Reduktion von "Versorgungsspitzen" anregen und z.B. über dynamische Stromtarife [Rheine1989] zur Umsetzung motivieren. Da der Strombezug unter Umständen Sekunden genau aufgezeichnet ist, lassen sich sowohl Verletzungen als auch Einsparungen oder Verlagerungen sehr genau bestimmen und vergüten. Sind z.B. fernabschaltbare Energiezähler installiert, kann eine temporäre Lasttrennung bei Versorgungsengpässen vereinbart werden (vgl. [Enel2003]). Potenzielle Zeitfenster für solche Maßnahmen sowie mögliche Einsparpotenziale für Versorger und Haushalte lassen sich ebenfalls durch ein Energie-Monitoringsystem aufdecken und abschätzen.

Wenn man mehrere abschaltbare Haushalte zu einem Gruppenverbraucher zusammenfasst, können diese als virtuelles Kraftwerk vom Energieversorger gesteuert und zur Senkung der Spitzelast eingesetzt werden. Ähnliche Ansätze wurden in der Vergangenheit bereits mit der Rundsteuer-technik realisiert. Gerade dieses Szenario ist bei der Installation von Photovoltaikanlagen sowie Miniturbinen im Haushalt für den Versorgungsnetzbetreiber interessant. Beim Betrieb von Photovoltaikanlagen ist es ohnehin sinnvoll, ein Überwachungssystem zu installieren. Der Betrieb dieser Anlagen erfordert die stetige Kontrolle der Einspeisung, um frühzeitig auf Systeme-

ausfälle reagieren zu können. Ideal ist es in diesem Fall, das vorhandene Monitoring-System mit dem Energie-Monitoring der Bezugsleistung zu verbinden.

Unter dem Aspekt Lastmanagement lassen sich in Verbindung mit einem Energie-Monitoring-System die Punkte

- dynamische Stromtarife,
- automatisches Trennen spezieller Haushalte oder Verbraucher,
- Visualisierung von Szenarien zur Bündelung von Privatkunden.

ergänzen.

A.2. Topologiebetrachtungen zum Energie Monitoring im privaten Haushalt

Tabelle A.1: Legende zur Topologiebetrachtung

Symbol	Bedeutung
E	Erfassungseinheit, im Zählerkasten der Hausinstallation installiert, erfasst die notwendigen elektrischen Größen und speichert diese temporär
S	Speichereinheit, Ablage gemessener elektrischer Größen eines definierten Zeitraumes (z.B. Woche oder Monat), Art des Speichers nicht spezifiziert (flüchtig oder nichtflüchtig)
A	Auswertungseinheit, Auswertung der Bedarfsdaten inkl. Methoden zur Erkennung einzelner elektrischer Geräte
Ü	Übertragungseinheit, Datentransfer zwischen einzelnen Einheiten, Art der Übertragung ist nicht spezifiziert
V	Visualisierungskomponente, Darstellung der Ergebnisse, optional auch zur Steuerung des Datentransfers
DS	Datenserver, nicht notwendig im Haushalt lokalisiert, speichert die Bedarfsdaten für einen sehr langen Zeitraum (z.B. ganzes Jahr, Kalenderjahr)

Mit Hilfe der in Tabelle A.1 aufgeführten technischen Komponenten lassen sich unterschiedliche Systemtopologien aufbauen.

Ein Energie-Monitoring-System umfasst mindestens die Komponenten E, A und V, um den Energiebedarf zu visualisieren bzw. Geräte spezifisch aufzuteilen. Für Langzeituntersuchungen und Trendverläufe sind zudem eine Speicherkomponente S oder ein Datenserver DS notwendig. In den Bildern A.2 bis A.7 sind verschiedene Topologievarianten für ein Energie-Monitoring-System im Haushalt dargestellt.

Topologievariante TP1

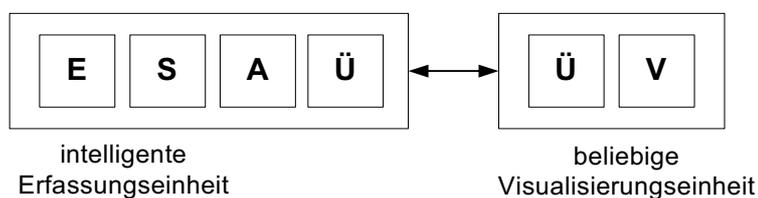


Bild A.2: Topologievariante TP1, autonomes Energiemonitoring mit Speicherung und Auswertung der Daten auf der Erfassungseinheit im Zählerkasten des Haushalts

Bei TP1 in Bild A.2 werden die gemessenen Daten direkt auf der Erfassungseinheit verarbeitet. Der Speicher S hält dabei sowohl Rohdaten kurzer Zeitintervalle als auch Analyseergebnisse vor. Die intelligente Erfassungseinheit verfügt über einen sehr leistungsfähigen Mikroprozessor. Da keine Redundanz in der Datenhaltung besteht, muss ein Teil des Speichers S als nichtflüchtiger

Speicher (Festplattenspeicher, statischer RAM oder Flash-RAM) ausgeführt sein. Die Übertragungseinheit bindet die Erfassungseinheit an die Visualisierungskomponente. Alle Komponenten sind im Haushalt installiert. Der Übertragungskanal kann z.B. eine Bluetooth-Funkverbindung zu einem PC, Mobiltelefon oder PDA als Visualisierungsendgerät sein. Hier sollten bevorzugt standardisierte Protokolle und Formate (z.B. XML) verwendet werden, um Geräte unabhängige Anbindungen zu ermöglichen und kostengünstige Lösungen zu garantieren.

Topologievariante TP2

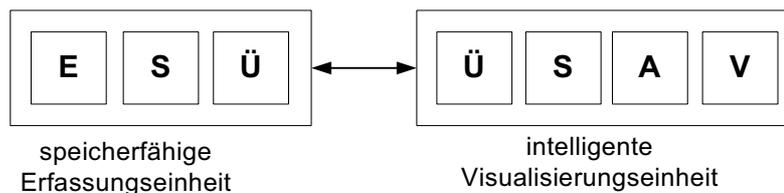


Bild A.3: Topologievariante TP2, autonomes Energiemonitoring mit Rechenleistung auf der Visualisierungseinheit und speicherfähiger Erfassungseinheit

Die Erfassungseinheit besitzt nur einen relativ kleinen Speicher, um gemessene Daten für einen bestimmten Zeitraum vorzuhalten. Auch hier befinden sich alle Systemkomponenten im Haushalt selbst. Die Übertragungseinheit sendet Rohdaten zu einer intelligenten Visualisierungskomponente. Diese verfügt über eine hohe Speicherkapazität und ist in der Lage, Bedarfsdaten eines längeren Zeitraumes (z.B. ganzes Jahr) vorzuhalten. Sie verfügt über einen leistungsfähigen Rechner und integriert die Visualisierungskomponente. Ein typisches Beispiel für diese Systemtopologie ist ein PC mit entsprechender Kommunikationsanbindung. Auf der Festplatte lassen sich mühelos Bedarfsdaten mehrerer Jahre archivieren. Die Rechenleistung ist ausreichend für die Analyse und Visualisierung der Ergebnisse. Die Verbindung zwischen Erfassungseinheit und PC muss nicht zwingend kontinuierlich bestehen.

Vorteile:	Nachteile:
Datenredundanz (wenn auch begrenzt) kostengünstigere Erfassungseinheit Erfassungseinheit braucht nicht modifiziert werden leicht modifizierbare Auswertungsverfahren	Software zur Auswertung muss auf jedem PC installiert sein Daten sind nicht für Abrechnungszwecke geeignet

Topologievariante TP3

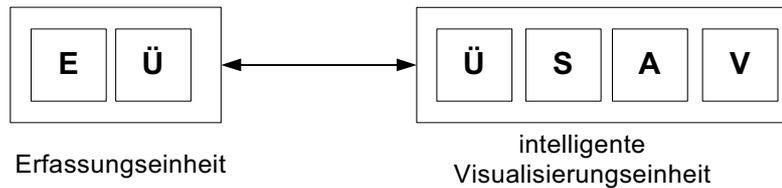


Bild A.4: Topologievariante TP3, autonomes Energie-Monitoring mit Erfassungseinheit ohne Speicherkapazität und permanenter Datenübertragung

Bei Topologievariante TP3 in Bild A.4 ist die Erfassungseinheit sehr einfach und kostengünstig ausgeführt. Die gemessenen Daten werden zeitnah und kontinuierlich zum Datenkollektor übertragen. Der Übertragungskanal muss stetig aufrecht erhalten werden, so dass auch der Datenkollektor kontinuierlich aktiv ist. Als Beispiel dient auch hier ein Sensor mit Bluetooth-Anbindung zu einem PC im Haushalt.

Vorteile	Nachteile
kostengünstige Erfassungseinheit	hoher Stand-By Energiebedarf der Auswertungseinheit keine Redundanz der Daten bei fehlerhafter Übertragungseinheit

Topologievariante TP4

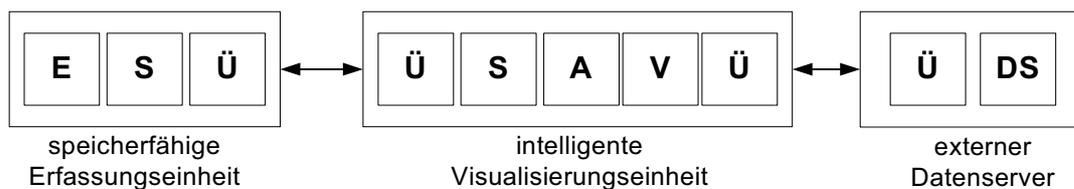


Bild A.5: Topologievariante TP4, autonomes Energiemonitoringsystem mit optionaler Verbindung zu einem externen Datenserver

Dieses System stellt eine Erweiterung von TP2 aus Bild A.5 dar. Die Auswertung der Daten erfolgt z.B. auf dem PC des Haushalts. Rohdaten oder Auswertungsergebnisse können zu einem externen Datenserver übertragen werden. Hier bietet sich die Internetverbindung über die Telefonleitung an. Erst über diese Anbindung sind Dienste dritter Dienstleister möglich. Da die Visualisierungseinheit von TP4 über ausreichenden Massenspeicher verfügt und auch die Auswertung der Daten durchführt, ist die externe Anbindung nicht zwingend notwendig.

Topologievariante TP5



Bild A.6: Topologievariante TP5, zentral geführtes Energie-Monitoring mit Auswertung und Datenhaltung auf einem externen System

In Bild A.6 überträgt die Erfassungseinheit die gemessenen Rohdaten direkt zu einem externen Datenkollektor, der diese archiviert und auswertet. Die Erfassungseinheit verfügt dabei über temporären Speicher, so dass der Übertragungskanal nicht ständig aufrechterhalten werden muss. Als Beispiel ist hier ein intelligenter Zähler mit GSM oder UMTS Kommunikationseinheit zu nennen, der die gesammelten Daten in definierten Zeitabständen zum Datenserver überträgt. Der Haushalt besitzt keine eigene Auswertungseinheit, kann seinen Energiebedarf aber ortsunabhängig über einen internetfähigen PC oder ein Mobiltelefon jederzeit abrufen und kontrollieren.

Vorteil	Nachteil
<p>Daten auch zu Abrechnungszwecken geeignet</p> <p>Ermöglicht Remote-Monitoring Dienste</p> <p>Software zur Auswertung kann auf zentralem Rechner verwaltet werden -> ist damit immer aktuell</p> <p>Redundanz und Datensicherheit auf dem Server sehr groß</p>	<p>sehr kostenintensive Anbindung jedes einzelnen Haushalts</p> <p>Haushalt muss Ergebnisse von externen Server beziehen -> Übertragungskosten</p>

Topologievariante TP 6

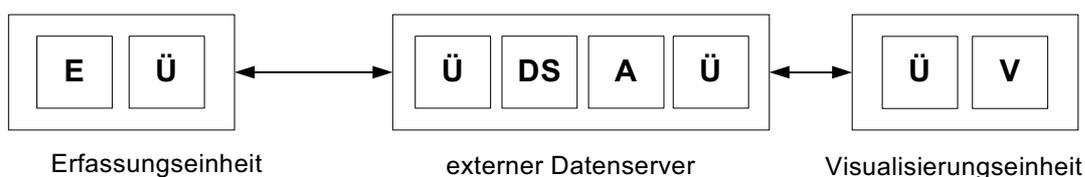


Bild A.7: Topologievariante TP6, wie TP5 jedoch ohne speicherfähige Erfassungseinheit mit permanenter Datenübertragung

Bei Topologievariante TP 6 besitzt die Erfassungseinheit keinen temporären Speicher. Die Daten müssen kontinuierlich zu einem zentralen Datenkollektor übertragen werden. Dies ist zwar theoretisch über ein Mobilfunknetz möglich, aus Kostengründen jedoch unrealistisch. Hier ist es vorteilhaft, die Haushalte in Siedlungsstruktur mit einer kostenfreien funkbasierten Kommunikationstechnik auszulesen und die Daten vom "Siedlungsserver" in begrenzten Zeitabständen zum zentralen Datenkollektor zu übertragen.

Vorteile	Nachteile
siehe TP5 sehr kostengünstige Erfassungseinheit höhere Datenredundanz durch gestuftes System	siehe TP5 zusätzliche Datenserver als Unterstationen erforderlich

Fazit:

Topologisch lässt sich ein Energie-Monitoring-System grundsätzlich in autonom arbeitende (Bild A.2, A.3, A.4) oder vernetzte Systeme (Bild A.5, A.6 und A.7) einteilen.

Bei einem autonomen System besitzt jeder Haushalt neben der Erfassungseinheit einen eigenen Datenkollektor, eine Auswertungseinheit und ein Visualisierungsendgerät. Die Datenübertragung vom Zählerkasten zur Visualisierungseinheit ist dabei im Haushalt installiert.

Bei einem vernetzten Monitoring-System können die Bedarfsdaten direkt von der Erfassungseinheit an einen zentralen Datenserver übermittelt werden. Die Visualisierungseinheit kann über ein externes Kommunikationsnetz (z.B. Internet, GSM, GPRS, UMTS) auf die Daten und Ergebnisse zugreifen. Die größere Flexibilität verursacht jedoch höhere Kosten für den stetig aufrecht zu haltenden Übertragungskanal.

Entscheidend für die Eignung einer der aufgeführten Topologievarianten sind:

- Kosten-Nutzenverhältnis für die jeweilige Interessengruppe (privater Haushalt, Versorgungsnetzbetreiber, dritte Dienstleister) sowie die Amortisationszeit,
- die Verfügbarkeit bereits vorhandener technischer Komponenten im Haushalt,
- der notwendige Installationsaufwand,
- die Akzeptanz des Haushalts bzgl. des erforderlichen Eingriffs,
- die Akzeptanz des Haushalts bzgl. der Investitionskosten,
- die Energieeffizienz, das Verhältnis von Eigenbedarf elektrischer Energie zum Einspareffekt.

Ein kaskadierter Ansatz aus einem autonomen Monitoring-System nach TP2 und einem übergeordneten Zentralsystem eines Dienstleisters ermöglicht Synergieeffekte durch

- zusätzliche Datenredundanz, bei Ausfall des Zentralrechners sammeln die lokalen Systeme weiterhin Bedarfsdaten,

- kurzzeitige Datenübertragung zum Zentralrechner, z.B. einmal täglich oder einmal wöchentlich, hieraus resultieren geringere Übertragungskosten,
- eine bereits vielfach bestehende Verbindung der Haushalte zu einem zentralen Datenserver über das Internet (PC mit Modem, ISDN- oder DSL-Anbindung sind bereits in über 80% der Haushalte vorhanden [DESTATIS2003]),
- die Verteilung der Rechenleistung zur Auswertung bzw. Teilauswertung der Rohdaten,
- gemeinsame Nutzung der Auswertungs- und Visualisierungssoftware auf dem Server des Dienstleisters.

A.2.1. Abschätzungen zur Datenerfassungseinheit

In über 99% der deutschen Haushalte ist ein abrechnungsfähiger elektromechanischer Drehstromzähler [VDEW1995] installiert. Da dieser in der Regel keine Schnittstelle zur Ausgabe der gemessenen Energieaufnahme besitzt, ist für eine automatisierte Datenerfassung zusätzliche Messtechnik erforderlich. Elektronische Drehstromzähler haben häufig eine S0-Impulsschnittstelle nach DIN 43864 zur Fernauslesung der Zählerstände. Die Impulsrate dieser Schnittstelle ist aufgrund fester Mindestabstände zwischen den Impulsen nach oben begrenzt.

Für die weitere Beurteilung verfügbarer Messgeräte werden zunächst diejenigen elektrischen Größen betrachtet, die für die Analyse der Leistungsaufnahme privater Haushalte am Anschlusspunkt der Hausinstallation zur Verfügung stehen. Zur Messung der elektrischen Wirkleistung müssen neben den drei Leiter-Erd-Spannungen die drei Außenleiterströme gemessen werden. Die Leiter-Erd-Spannungen sind nahezu sinusförmig, die Ströme enthalten in der Regel Oberschwingungen, verursacht durch nichtlineare Verbraucher.

Für die Messung des Energiebezugs wird die elektrische Wirkleistungsaufnahme aller drei Phasen integriert. Der elektromechanische Ferrariszähler erledigt diese Aufgabe mühelos analog. Digitale Messgeräte müssen dafür zunächst die Grundschiwingung der gemessenen Leiterströme berechnen. Über die abgetasteten Leiter-Erd-Spannungen und die berechnete Phasenverschiebung der Stromgrundschiwingung kann die Wirkleistungs- resp. Energieaufnahme des Haushalts berechnet werden.

Nach DIN 40110-1 berechnet sich die Scheinleistung eines Wechselstromsystems mit sinusförmiger Spannung und "verzerrtem" Strom zu

$$S^2 = U^2 \cdot I^2 = U^2 \cdot \left[I_-^2 + \sum_{v=1}^{\infty} I_v^2 \right]. \quad (\text{A.4})$$

Die Gleichstromkomponente I_- in (A.4) tritt nicht auf, da diese im Drehstromnetz nicht übertragen wird. Der Effektivwert des Stromes aus (A.4) enthält dabei alle Oberschwingungen.

Neben der Wirk- und Blindleistung jeder einzelnen Phase, kann aus der Berechnung des Effektivwertes des Stromes $i(t)$ nach

$$I = \sqrt{\frac{1}{T} \int_t^{t+T} i(t)^2 dt} = \sum_{v=0}^{\infty} I_v^2 \quad (\text{A.5})$$

über die Amplitude und Phasenlage der Grundschiwingung des Stromes die Verzerrungsblindleistung

$$D = \sqrt{U^2 \sum_{v=2}^{\infty} I_v^2} = \sqrt{U^2(I^2 - I_{1,w}^2 - I_{1,b}^2)} = \sqrt{S^2 - P^2 - Q^2} \quad (\text{A.6})$$

für jede Phase bestimmt werden. Elektrische Geräte mit leistungselektronischen Bauelementen (z.B. Wechselstromsteller, Brückengleichrichter, selbstgeführte Stromrichter etc.) lassen sich mit Hilfe der Verzerrungsblindleistung ohne Untersuchung bestimmter Stromoberschwingungen klassifizieren. Bei gleicher Wirkleistungsaufnahme elektrischer Geräte können sich diese sowohl über die Blindleistungsaufnahme als auch über die Verzerrungsblindleistung unterscheiden.

Tabelle A.2: Elektrische Größen zur Lastanalyse im privaten Haushalt

Bezeichnung	Zweck	N Variablen
Scheitelwert (Amplituden) der Leiter-Erd-Spannungen aller drei Spannungsphasen und einer Phase (Phasenfolge der Leiter bekannt)	Bestimmung des Phasenwinkels zur 1. Harmonischen des Stromes und der Amplitude zur Normierung der Leistungsaufnahme bei Spannungsschwankungen	4
Effektivwert der Grundschiwingung aller drei Leiterströme I_1, I_2, I_3 nach Betrag und Phase oder Blind- und Wirkanteil	Berechnung der Wirkleistung und der Blindleistung jeder einzelnen Phase	6
Effektivwert der ungeraden Schwingungen des Stromes I_3, I_5, I_7, I_9 und I_{11} mit Hilfe der diskreter Fourierreihenentwicklung oder der FFT (Fast Fourier Transformation)	Gewinnung zusätzlicher Informationen über den charakteristischen Verlauf einzelner elektrischer Geräte	15
Effektivwert des Leiterstromes	Berechnung der Scheinleistung jedes einzelnen Leiters und der Verzerrungsleistung D jeder einzelnen Phase	3
Summe aller Größen		28

Über die Auswertung der Harmonischen des Stromes lassen sich elektrische Geräte mit gleicher Wirkleistungsaufnahme voneinander unterscheiden. Vorausgesetzt, es handelt sich nicht um

identische Geräte, die an allen drei Phasen oder derselben Wechselstromphase angeschlossen sind. Für die Erkennung und Unterscheidung von Haushaltsgeräten sind nur einige der ungeradzahligen Oberschwingungen des Stromes relevant. In Tabelle A.2 sind exemplarisch die ersten fünf ungeraden Stromoberschwingungen aufgeführt. Der Spannungsverlauf kann zwar als bekannt angesetzt werden, muss aber aufgrund der Amplitudenschwankungen gemessen werden.

A.2.2. Datenarchivierung, Datenvolumen

Für die Archivierung der gemessenen elektrischen Größen unmittelbar vor der Analyse zur Erkennung von Verbraucherstrukturen berechnen wir nun Mindestanforderungen an ein potenzielles Speichermedium.

Wir nehmen an, dass ein leistungsfähiges Messwerterfassungssystem im Haushalt installiert ist und sich alle relevanten elektrischen Größen nach Tabelle A.3 mit einer Zeitauflösung von einer Sekunde [Hart1992] speichern lassen.

Die Frage nach der minimalen Speicheranforderung für einen einzelnen Wert jeder gemessenen elektrischen Größe führt zur folgenden Genauigkeitsabschätzung.

-> Der Effektivwert der Versorgungsspannung schwankt höchstens um 10%.

Setzt man für den maximal darstellbaren Wert der Spannung einen Sicherheitsaufschlag von 20% an, erhält man bei einer Vorzeichen freien Quantisierung mit 16 Bit eine Auflösung von

$$\Delta U = \frac{1,2 \cdot U_N}{2^{16}} \approx 7,32 \cdot 10^{-3} \text{ V.} \quad (\text{A.7})$$

In (A.7) bezeichnet U_N den Effektivwert der Außenleiterspannung des 0.4 kV Drehstromsystems. Der Effektivwert der Leiterströme wird durch die Hauptsicherungen der Hausinstallation begrenzt. Setzt man für die Abschätzung 100A als absolutes Maximum an, häufig ist die Sicherung bis 63A ausgelegt, berechnet sich die kleinste Quantisierungsstufe für den Strom zu

$$\Delta I = \frac{100\text{A}}{2^{16}} \approx 1,53 \cdot 10^{-3} \text{ A.} \quad (\text{A.8})$$

Mit Hilfe dieser Annahmen für den Quantisierungsfehler der Darstellung von Strom und Spannung lässt sich für die Scheinleistung

$$|S| = 3 \cdot |U_Y| \cdot |I| \quad (\text{A.9})$$

der Absolutfehler, verursacht durch die letzte Bitstelle bei einer vorzeichenfreien Codierung mit 16 Bit, abschätzen über

$$|\Delta S| = \left| \frac{\partial S}{\partial U} \right| \Delta U + \left| \frac{\partial S}{\partial I} \right| \Delta I \quad (\text{A.10})$$

zu

$$\left| \frac{\Delta S}{S_{Ap}} \right| = \left| \frac{\Delta U}{U_{Ap}} \right| + \left| \frac{\Delta I}{I_{Ap}} \right|. \quad (\text{A.11})$$

Die Versorgungsspannung ist aufgrund der geringen Netzimpedanz am Anschlusspunkt der Hausinstallation lastinvariant. Der Fehler nach (A.11) ist damit reziprok proportional zum Strom. Setzt man $U_{Ap} = 0.9 \cdot U_y$ sowie (A.7) und (A.8) in (A.11) ein, erhält man den absoluten Fehler der Scheinleistung als Parameterdarstellung des Stromes für den ungünstigsten Fall der Netzbedingungen Schwankungen der Versorgungsspannung.

$$\left| \frac{\Delta S}{S} \right| = 3,62 \cdot 10^{-5} + 1,53 \text{ A} \cdot 10^{-3} \frac{1}{I_{Ap}} \quad (\text{A.12})$$

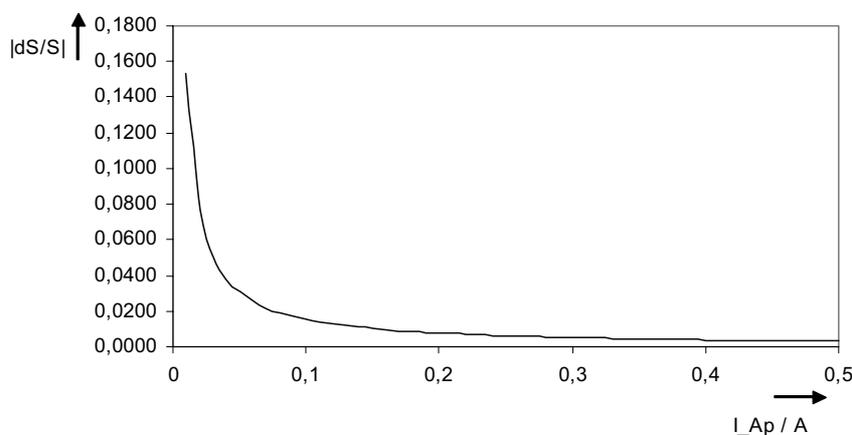


Bild A.8: Genauigkeitsabschätzung der Scheinleistung berechnet nach (A.12)

Die in privaten Haushalten eingesetzten Ferrarisähler messen über den gesamten Messbereich mit einer Genauigkeit von unter zwei Prozent. Fordert man diese Genauigkeit für die Berechnung der Scheinleistung, berechnet sich die untere Grenze des Stromes, bei der diese Genauigkeit gerade noch eingehalten wird, nach Umstellen von (A.12) zu

$$I = \frac{\Delta I}{\frac{\Delta S}{S} - \frac{\Delta U}{U}} = \frac{1,53 \cdot 10^{-3} \text{ A}}{0,02 - 3,62 \cdot 10^{-5}} \approx 76,6 \text{ mA}. \quad (\text{A.13})$$

Dies entspricht nach (A.10) einer Leistungsaufnahme von ca. 53 VA bei symmetrischer und 17,6 VA bei einphasiger Belastung. Da im Haushalt hauptsächlich einphasige Verbraucher eingesetzt werden, ist die Erkennung elektrischer Geräte bei einer Kodierung der Messdaten für Spannung und Strom mit 16 Bit aufgrund der Quantisierungsstufen auf 17,6 VA begrenzt.

Die Wirkleistungsaufnahme des Haushalts berechnet sich zu

$$P = 3 \cdot U_Y \cdot I \cdot \cos(\varphi) \quad (\text{A.14})$$

bei symmetrischer Last, sonst aus der Summe der der Wirkleistungsaufnahme aller drei Phasen über

$$P_{ges} = U_1 I_1 \cos(\varphi_1) + U_2 I_2 \cos(\varphi_2) + U_3 I_3 \cos(\varphi_3). \quad (\text{A.15})$$

Da

$$|\cos(\varphi)| \leq 1 \quad \forall \varphi \in [0..2\pi] \quad (\text{A.16})$$

gilt, kann aus der Genauigkeitsabschätzung der Scheinleistung nach (A.12) die Genauigkeit der Wirkleistung sicher abgeschätzt werden.

Für die Abrechnung des Energiebezugs im Haushalt muss aufgrund der Genauigkeit mit 32 Bit pro Variable für Spannung und Strom gerechnet werden. Für die Archivierung des Zeitverlaufs sowie zur Analyse und Erkennung einzelner Geräte genügt eine 16-Bit-Festkommadarstellung.

Tabelle A.3: Speicherbedarf der Zustandsvariablen ohne Komprimierung, 32-Bit-Kodierung

Variante	Physikalische Größen pro Sekunde	Speicherbedarf pro Sekunde	Speicherbedarf pro Minute	Speicherbedarf pro Stunde	Speicherbedarf pro Monat
AV1	t, 3x{U, P, Q, D}	56 Byte	3360 Byte	197 kByte	138 MByte
AV2	t, 3x{U, S, I _{1w} , I _{1b} , I ₃ , I ₅ , I ₇ , I ₉ , I ₁₁ }	116 Byte	6960 Byte	407 kByte	287 MByte

Bei den Berechnungen in Tabelle A.3 sind jeweils 4 Byte für jede Zustandsvariable (32-Bit-Gleitkommawert) und 8 Byte für jeden Zeitwert t (64 Bit DateTime Format) angesetzt.

Archivierungsvariante AV1 aus Tabelle A.3 beschreibt eine Minimalkonfiguration zur Untersuchung der Leistungsaufnahme jedes einzelnen Leiters. Dabei wird für jeden Leiter der Betrag der Spannung, die Wirkleistung, die Blindleistung sowie die Verzerrungsblindleistung D zu jedem Zeitpunkt t abgelegt. Insgesamt 12 Zustandsvariablen und eine Zeitangabe für jede Sekunde. In Archivierungsvariante AV2 sind einzelne Harmonische jedes Leiterstromes archiviert, so dass eine Zeitvariable und 27 Zustandsvariablen pro Sekunde aufgezeichnet werden.

Können die Zustandsvariablen in Abhängigkeit der geforderten Genauigkeit mit 2 Byte gespeichert werden, reduziert sich der notwendige Speicherbedarf um fast 50%. Legt man die Daten eines fest definierten Zeitintervalls in Blöcken ab, reduziert sich der Speicherbedarf für die Zeitwerte ohne Einschränkung der Genauigkeit erheblich. Bei äquidistanten Zeitabständen reicht die Kenntnis des Startzeitpunktes eines Blockes aus, um die folgenden Messwerte eindeutig zu rekonstruieren.

Tabelle A.4: Speicherbedarf bei einer Komprimierung auf 1 Minuten Blöcke, 16-Bit-Festkom-madarstellung

Variante	Physikalische Größen pro Sekunde	Speicherbedarf pro Sekunde	Speicherbedarf pro Minute	Speicherbedarf pro Stunde	Speicherbedarf pro Monat
AVK1	$t, 3x\{U, P, Q, D\}$	32 Byte	1448 Byte	85 kByte	60 MByte
AVK2	$t, 3x\{U, S, I_{1w}, I_{1b}, I_3, I_5, I_7, I_9, I_{11}\}$	62 Byte	3248 Byte	190 kByte	134 MByte

Speichert man nur Änderungen einzelner Zustandsvariablen inkl. deren Zeitpunkte ab, lassen sich weitere Datenreduktionen erzielen. Dazu müssen die Messwerte auf der Erfassungseinheit verarbeitet werden. Mit ähnlichen Methoden arbeiten die Komprimierungsverfahren der Bild- (JPEG-Bildformat) oder Videoverarbeitung (MPEG-Verfahren).

A.2.3. Datenübertragung aus dem Zählerkasten

Ein Haushalt wird nur dann effektiv mit Informationen versorgt, wenn das Medium für die visuelle Darstellung ohne größere Bemühungen für den Bewohner erreichbar und zugriffsbereit ist. Da sich in den meisten Haushalten der Stromzähler bzw. ein Messgerät zur Erfassung der elektrischen Leistungsaufnahme im Zählerkasten der Hausinstallation befindet, müssen die erfassten Bedarfsdaten zum Anzeigegerät übermittelt werden. Für diese Aufgabe bieten sich aus technischer Sicht verschiedene Lösungen an. Entscheidend für die Auswahl einer geeigneten Übertragungstechnik sind dabei folgende Aspekte:

- Notwendige Bandbreite, bzw. Datenübertragungsrate der jeweiligen Technik,
- Kosten und Aufwand für Installation und Betrieb,
- Energiebedarf der Übertragungstechnik,
- Eingriff in die Privatsphäre des Haushalts,

Der Übertragungskanal kann entweder drahtlos oder leitungsgeführt über die Versorgungsleitungen (Powerline-Communication) oder zusätzliche Busleitungen ausgeprägt sein.

Ein Auswahlkriterium für eine spezielle Übertragungstechnik ist die notwendige Bandbreite für den Datentransfer.

Tabelle A.5: Datenvolumina der Archivierungsvarianten nach Tabelle A.3 und Tabelle A.4

Zeitintervall	t/Min	AV1	AV2	AVK1	AVK2
Minute	1	3360 Byte	6960 Byte	1808 Byte	3248 Byte
Stunde	60	196,9 kByte	407,8 kByte	105,9 kByte	190,3 kByte
Tag	1440	4,61 MByte	9,56 MByte	2,48 MByte	4,46 MByte
Woche	10080	32,30 MByte	66,91 MByte	17,38 MByte	31,22 MByte
Monat	43200	138,43 MByte	286,74 MByte	74,49 MByte	133,81 MByte

Tabelle A.5 gibt einen Überblick über die Datenmenge bei einer Systemtopologie ohne Auswertungseinheit auf der Datenerfassungskomponente. Alle erforderlichen Messdaten müssen zur Auswertungseinheit gesendet werden. Steht der Übertragungskanal kontinuierlich zur Verfügung, lässt sich daraus die notwendige Bandbreite unter Berücksichtigung des Overheads für das Übertragungsprotokoll sowie zusätzlicher Redundanz zur Sicherung der Daten bestimmen. Für Overhead und Redundanz wird hier pauschal ein Faktor von zwei angesetzt.

Tabelle A.6: Notwendige Übertragungsbandbreite bei kontinuierlicher Datenübertragung der Daten

Art der Übertragung	AV1	AV2	AVK1	AVK2
Bandbreite ohne Redundanz	448 Bit/s	928 Bit/s	242 Bit/s	434 Bit/s
Bandbreite mit Redundanz	896 Bit/s	1856 Bit/s	484 Bit/s	868 Bit/s

Tabelle A.6 enthält die theoretischen Mindestbandbreiten, wenn die gemessenen Daten für einen Zeitraum einer Minute in der jeweils folgenden Minute kontinuierlich gesendet werden. Dabei wird eine Nutzungsdauer des Übertragungskanals von 100% angenommen. Für den praktischen Betrieb ist dies nicht realistisch. Aufgrund möglicher Störungen ist es oftmals erforderlich, Datenpakete wiederholt zu senden, so dass zur Abschätzung der Bandbreite ein weiterer Sicherheitsfaktor von zwei pauschal eingerechnet wird. Für die verschiedenen Archivierungsvarianten muss unter diesem Gesichtspunkt eine Bandbreite von mindestens 4800 Bit/s bei kontinuierlicher Datenübertragung gefordert werden.

Ist der Übertragungskanal nur zeitlich begrenzt verfügbar, müssen die Daten in einem fest definierten Zeitintervall übertragen werden. Dies erfordert natürlich wesentlich größere Übertragungsbandbreiten. Die Bandbreite ist dann selbstverständlich abhängig vom zulässigen Zeitintervall und der Datenmenge.

Dieser Fall tritt z.B. bei Topologievariante TP2 auf, wenn die Daten z.B. auf dem PC des Haushalts abgelegt werden und dieser nicht kontinuierlich eingeschaltet ist. Selbst wenn die Datenübertragung automatisch zyklisch gestartet wird und im Hintergrund neben anderen Anwendungen des PCs abläuft, darf aus Akzeptanzgründen des Anwenders ein Zeitfenster von 15 - 20 Minuten für diese Aufgabe nicht überschritten werden. Selbst wenn der Nutzer erst nach einem Monat seinen PC einschaltet und die Bedarfsdaten von der Erfassungseinheit abrufen muss, muss die Übertragung spätestens nach einer Viertelstunde abgeschlossen sein. Mit dieser Festlegung berechnen sich die geforderten Mindestbandbreiten für die Übertragungstechnik nach Tabelle 2.7.

Tabelle A.7: Notwendige Übertragungsbandbreite in Abhängigkeit des Aufzeichnungsintervalls und vorgegebener Übertragungszeit von 900s

Aufz.-Intervall	max. Ü-Zeit	AV1	AV2	AVK1	AVK2
Tag	900 s	84,0 kBit/s	174,0 kBit/s	45,2 kBit/s	81,2 kBit/s
Woche	900 s	588,0 kBit/s	1218,0 kBit/s	316,4 kBit/s	568,4 kBit/s
Monat	900 s	2520,0 kBit/s	5220,0 kBit/s	1356,0 kBit/s	2436,0 kBit/s

Die Berechnungen aus Tabelle A.7 beinhalten einen pauschalen Zuschlag von 100% für den Overhead aus Übertragungsprotokoll und Redundanz der Daten. Es wird dabei unterstellt, dass der Übertragungskanal für die Dauer der Übertragung voll ausgenutzt werden kann.

Tabelle A.8: Übersicht Bandbreiten verschiedener Kommunikationstechniken [Ahlers2003]

	WLAN (IEEE 802.11 b)	Bluetooth	Powerline-Communication
Trägerfrequenzbereich	lizenzfreies ISM Band, 2,4 GHz	lizenzfreies ISM Band 2,4 GHz, 79 Kanäle, Abstand 1MHz	0,1 - 30 MHz
Brutto Übertragungsrate	11 MBit/s	ca. 1 MBit/s	ca. 14 MBit/s (Homeplug-Standard)
maximal nutzbare Netto Übertragungsrate bei einem Kanal	5-6 MBit/s	721/57,6 kBit/s asynchron 423 kBit/s synchron	
Verschlüsselung	128 Bit (WEP plus)	128 Bit	
Kosten/Adapter	ca. 20 - 30 Euro	ca. 25 - 35 Euro	ca. 35 - 40 Euro

A.2.4. Betrachtungen zur Visualisierung

Die Visualisierungseinheit bildet die Schnittstelle zwischen Mensch und System. Ein geeignetes Endgerät sollte dem Bewohner zeitliche Verläufe seines Energiebedarfs sowie Ergebnisse der Bedarfsanalyse ansprechend vermitteln. Um dabei einen hohen Wirkungsgrad zu erzielen, sollte die Visualisierungseinheit

- im Haushalt präsent (täglicher Einzugsbereich),
- stets verfügbar,
- einfach bedienbar,
- ergonomischen Richtlinien folgend

sowie aus technischer Sicht

- Plug and Play fähig,
- wartungsneutral,
- integrierbar in bestehende Komponenten einer Hausautomation,
- kostengünstig oder sogar kostenneutral für den Haushalt

oder bereits im Haushalt vorhanden sein.

Zur Anbindung der Visualisierungseinheit an die anderen Komponenten des Systems empfiehlt es sich, standardisierte Schnittstellen zu verwenden, damit auch Vorlieben einzelner Verbrauchergruppen sowie kurzzeitige Trendschwankungen abgedeckt werden können. Als mögliches Visualisierungsendgerät lassen sich nach aktuellem Stand der Technik [DESTATIS2003] ein Personal-Digital-Assistent (PDA), der in jedem Haushalt mindestens einmal vorhandene Fernseher, ein mobiles Telefon (D-Netz Telefon), der PC oder ein speziell für diese Zwecke im Haushalt installiertes Display identifizieren.

A.2.5. Externe Vernetzung

Entsprechend der Topologievarianten TP5, TP6 oder TP7 kann das Monitoring-System an einen externen Datenserver (zentrales Datenbanksystem) angeschlossen sein. Für die Anbindung muss dabei mindestens eine der folgenden Kommunikationstechnik im Haushalt installiert sein:

- Modem (56kBit/s),
- ISDN (64kBit/s bzw. 128kBit/s),
- ADSL bzw. SDSL soweit technisch möglich, bzw. ein Netzanbindung verfügbar (bis 1,5 MBit/s)
- GSM Modem (9,6 kBit/s), GPRS oder UMTS (max. 2 MBit/s)
- Richtfunkstrecke,
- Powerline-Communication Modul für Rundsteuersignale über das Versorgungsnetz,
- sonstige drahtlose Verbindungen auf freien Frequenzbändern.

Erst die externe Vernetzung einzelner Datenerfassungseinheiten beinhaltet die Option für neue Abrechnungsmodelle sowie externe Dienstleistungen für den Haushalt. Sind zum Beispiel alle Drehstromzähler mit einem UMTS-fähigen-Kommunikationsmodul ausgestattet, lassen sich die Bedarfsdaten ohne Probleme von jedem beliebigen Ort des Haushalts zum Zentralrechner übertragen. Die Kosten für diese Komponente entscheiden im Wesentlichen über die Wirtschaftlichkeit der aufgeführten Dienste der EVU sowie externer Dienstleister. Die Überbrückung der so genannten "letzten Meile" zum Privatkunden stellt häufig das größte finanzielle Problem bei der Realisierung neuer Dienstleistungen rund um das Abrechnungswesen dar.

A.2.6. Der elektronische Haushaltszähler (eHZ)

Der Entwurf des VDN-Lastenheftes enthält alle technischen Details des zukünftigen Haushaltszählers. Aus einigen Spezifikationen lassen sich bereits Rückschlüsse auf Intentionen der Energieversorger erkennen. Dem Lastenheft (EHZ2003) sind folgende Spezifikationen entnommen:

Tabelle A.9: Eigenschaften des elektronischen Haushaltszählers eHZ

Eigenschaft	Wert
Installationsart	Montage auf der Basis des bereits vorhandenen Zählerplatzes, eHZ wird mit Hilfe einer Steckverbindung in einen speziell entwickelten eHZ Adapter gesteckt.
Zählerart	Mehrphasen Wechselstromzähler, auch einsetzbar als Einphasen Wechselstromzähler
Stromanschlüsse	7 Kontakte, jeweils 2 Kontakte für jeden Außenleiter L1, L2 und L3, sowie einen Kontakt für den N-Leiter
Nennstrom/Grenzstrom	5A / 60A
Genauigkeitsklasse	2
Befestigungsart	4 Haltekralen an der Unterseite
Baugröße	Höhe: 135 mm Breite: 90 mm Tiefe: 80 mm
Schnittstelle	Serielle unidirektionale optische Datenschnittstelle mit 6 Vorkommastellen, 3 Nachkommastellen mit einer Auflösung von 1 Wh
Elektrische Nenndaten	$I_n = 63 \text{ A}$ $R_i = 0,3\text{mOhm}$ (pro Phase)

Die optische Datenschnittstelle (DSS) des eHZ ist eine unidirektionale infrarote Kommunikationsschnittstelle und wird zur permanenten Ausgabe energieproportionaler Datensätze sowie zur Prüfung des Zählers genutzt. Die opto-elektrischen Eigenschaften der Sendekomponente der Infrarotschnittstelle entsprechen den Anforderungen der D0-Schnittstelle nach DIN EN 62056-21. Über Zusatzmodule mit eigener Stromversorgung kann der Zählerstand erfasst oder zur Impulsweitergabe nach S0 realisiert werden.

Für das projektierte Energie-Monitoring-System ist die kleinste mögliche Quantisierung der Messeinheiten interessant. Bei näherer Betrachtung der Impulsausgabeeinheit des eHZ zeigt sich, dass die kleinste Energieeinheit von 1Wh einem Wert von 1000 Impulsen pro kWh ent-

spricht. Kapitel 4 zeigte, dass diese Quantisierung nicht zur Erkennung elektrischer Geräte mit geringer Leistungsaufnahme aus der Messung des Gesamtlastverlaufs ausreicht.

Die Konstruktion der Anschlussklemmen des eHZ erlaubt eine einfache Steckmontage des Zählers auf einem speziellen Adapter. Somit kann auch nachträglich ein leistungsfähiges elektronisches Messgerät zwischen eHZ und Adapter montiert werden. Der eHZ ist aufgrund seiner Ausstattung ein absoluter Basisenergiezähler ohne zusätzliche Funktionen.

A.3. Technische Komponenten des Energie-Monitorings

Aus der Forderung einer Visualisierungskomponente im Einzugsbereich des Haushalts resultiert die Notwendigkeit zur Übertragung der Bedarfsdaten, da der Hausanschluss in der Regel an selten frequentierten Punkten des Haushalts installiert ist. Abschnitt A.2 zeigte, dass die Topologievarianten TP1 (Bild A.4), TP2 (Bild A.5) und TP3 (Bild A.6) für die Realisierung des Systems geeignet sind. Die Topologie TP4 beschreibt eine optionale Erweiterung von TP2. Bei TP1 ist eine rechenintensive Auswertung der Daten inklusive Geräteerkennung bereits auf der Erfassungskomponente integriert. Ein Visualisierungsdisplay ist über ein Kommunikationsmedium mit der intelligenten Erfassungseinheit verbunden und ruft bei Bedarf Daten von der Erfassungseinheit ab. Das Visualisierungsdisplay ruft die Inhalte über eine Steuerkomponenten ab. Die gesammelten Daten müssen von der Erfassungseinheit archiviert werden. Zählerstände sowie Bedarfsdaten müssen gegen Verlust durch Stromausfall gesichert sein. Dies erfordert nichtflüchtigen Speicher, der die Kosten für diese Systemkomponente in die Höhe treibt. Des Weiteren muss ein leistungsstarker 32-Bit-Prozessor integriert sein, um die rechenintensiven Algorithmen zur Geräteerkennung und Lastüberwachung in hinreichend kurzer Zeit abzuarbeiten. Die implementierten Algorithmen müssen autonom arbeiten, nachträgliche Änderungen der Software müssen von außen über die Kommunikationseinheit eingespielt werden, um häufige Kundenkontakte zu vermeiden.

Steigende Anforderungen an die Prozessorleistung implizieren einen erhöhten Eigenenergiebedarf. Embedded-PC-Systeme sind geeignete Kandidaten für die Topologievariante TP1. Die Leistungsaufnahme dieser Systeme beginnt bei ca. 1,5 W und steigt proportional zur Taktfrequenz und eingesetzten Prozessorvariante. Ein Embedded-PC mit 300 MHz Intel© Celeron™ Prozessor hat eine Leistungsaufnahme von unter 10 W. Es sind auch Energie effizientere Derivate auf Basis spezieller leistungsarmer Prozessoren wie z.B. dem Geode™ von National Semiconductor© einsetzbar. Diese benötigen ca. 2W bei 200 MHz CPU-Taktfrequenz [Jump-tec2002]. Embedded PCs sind mit bereits integriertem Funktransceiver zur Kommunikation über Bluetooth oder WLAN erhältlich. Die Kosten für Embedded-PCs beginnen bei ca. 100 € für Systeme auf Basis des 386er Prozessors. Da zur Verarbeitung komplexer Algorithmen mindestens ein Pentium III äquivalenter Prozessor benötigt wird, steigen die Kosten für den notwendigen Embedded-PC auf mindestens 200 € [Contron2004].

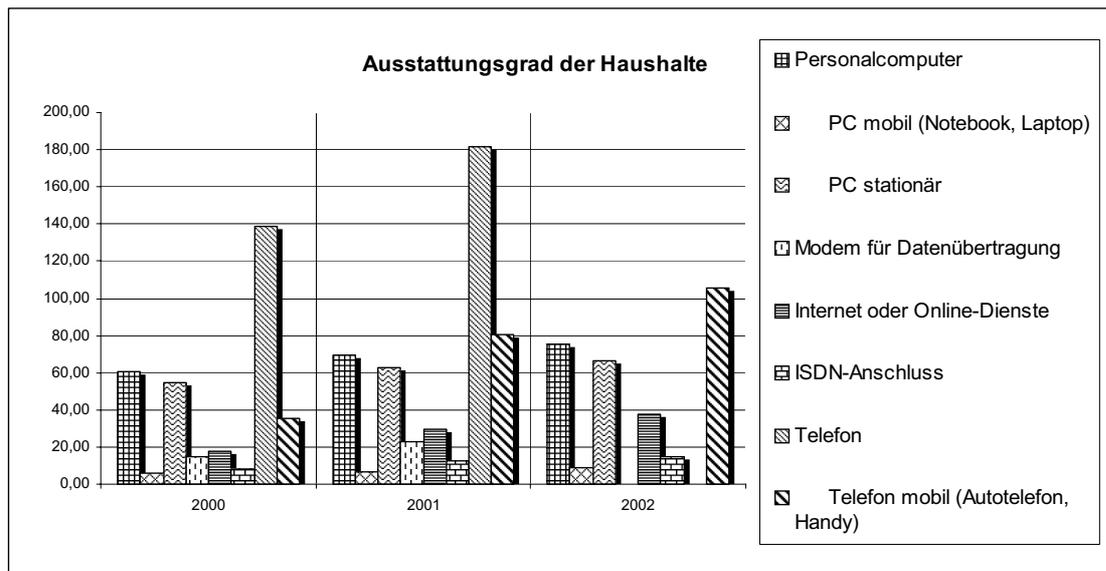


Bild A.9: Ausstattung privater Haushalte, Jahre 2000 bis 2002 [DESTATIS 2003]

Die Hardwarekosten lassen sich deutlich senken, wenn das System den in über 70% der Haushalte präsenten PC zur Berechnung nutzt. Dazu müssten "lediglich" die Daten von der Erfassungseinheit am Zähler zum PC übertragen werden. Arbeitet der PC zusätzlich als Datenkollektor, können die Messdaten auf nichtflüchtigem Festplattenspeicher abgelegt werden. Wird zur Datenarchivierung ausschließlich der PC benutzt (TP3), muss eine stetige Kommunikation zwischen Erfassungseinheit und dem 24 Stunden lang eingeschalteten PC bestehen. Bei einer vorsichtigen Abschätzung von 35W für die Leistungsaufnahme des gesamten PCs, (PCs mit 2 GHz CPU-Taktfrequenz nehmen bereits ohne Monitor deutlich über 50W Wirkleistung auf) werden mögliche Einsparungen bei dieser Topologievariante bereits vollständig vom Monitoring-System aufgezehrt. Topologievariante TP2 (Bild A.5) bietet dabei einen Kompromiss zwischen verfügbarer Rechenleistung, Energieeinsparungen und Kosten für das System.

Tabelle A.10: Gegenüberstellung der Eigenschaften verschiedener Topologievarianten

	Vorteile	Nachteile
Erfassungseinheit mit integrierter Auswertung nach TP1 (Embedded-PC)	hohe Rechenleistung integrierbar große Datenkapazität geringeres Datenübertragungsvolumen Auswertung der Daten automatisiert externes Visualisierungsgerät benötigt weniger Rechenleistung	rel. hoher Eigenenergiebedarf hoher Anschaffungspreis größerer Platzbedarf im Zählerkasten nachträgliche Änderungen der Software problematisch
Erfassungseinheit mit externer Auswertung nach TP2 oder TP3	geringere Anschaffungskosten wartungsfreundlich	hohe Datenübertragungsraten erforderlich Visualisierungsgerät mit hoher Rechenleistung und hoher Speicherkapazität erforderlich zusätzliches Gerät (Rechner) zur Analyse der Daten erforderlich

Aufgrund des hohen Anschaffungspreises scheidet die Lösung nach Topologievariante TP1 aus. Ein kommunikationsfähiger Sensor in Verbindung mit dem hauseigenen PC (TP2) setzt demgegenüber voraus, dass der Personalcomputer als Datenkollektor arbeitet und dabei ständig eingeschaltet ist. Diese Tatsache disqualifiziert diese Topologievariante aufgrund der permanenten Leistungsaufnahme von mindestens 50 Watt für den PC. Ein Kompromiss ist erreichbar durch temporäres Archivieren der Daten auf einer Erfassungseinheit mit begrenzter Datenkapazität in Verbindung mit dem Haushalts-PC zur Archivierung, Auswertung und Visualisierung.

Der temporäre Speicher der Erfassungseinheit muss dabei für einen fest definierten Zeitraum als Datenspeicher dienen. Es muss dabei sichergestellt sein, dass die Bedarfsdaten des Haushalts auch bei längerer Abwesenheit aller Bewohner (z.B. Urlaub) aufgezeichnet werden. Aber auch für diese Problematik lassen sich automatisierte Lösungen auf dem PC implementieren. Viele PCs lassen sich bereits über die Netzwerkkarte oder andere externe Schnittstellen starten, so dass die Erfassungseinheit über das angeschlossene Kommunikationsmedium den PC einschalten kann. Der PC liest die Daten aus, analysiert sie und schaltet sich anschließend automatisch ab.

Erfassung der Bedarfsdaten

Aufgrund der abgeschätzten Gesamtkosten für das Energie-Monitoring-System kann keine hochwertige Messtechnik wie z.B. Leistungsanalytoren oder Vier-Quadranten-Multimeter

zur Erfassung eingesetzt werden. Es sind somit Techniklösungen gesucht, die den oben aufgelisteten Anforderungen privater Haushalte genügen. Ist für die Installation der Erfassungseinheit eine Elektrofachkraft erforderlich, scheidet dieser Systemansatz bereits an den Personalkosten. Die Installationszeit kann dabei individuell in Abhängigkeit der jeweiligen Hausinstallation und des Elektroinstallateurs variieren. Die dabei entstehenden Kosten übersteigen sehr schnell den berechneten maximalen Kapitalwert aus Abschnitt A.3.1.

Es sind Strom- und Spannungswandler erhältlich, die sowohl in Bezug auf die geforderte Quantisierung der Messdaten als auch in Bezug auf die maximalen Anschaffungskosten geeignet sind. Die nachträgliche Installation dieser Wandler erfordert jedoch häufig tiefere Eingriffe in die bestehende Elektroinstallation, die ein "Laie" nicht durchführen darf. Zur Installation eines induktiven Stromwandlers (z.B. Stromzange) ist ein kurzes freies Stückchen der Versorgungsleitung jeweils aller drei Versorgungsphasen notwendig. Die drei Anschlussklemmen am Zähler sind durch eine verplombte Abdeckung nicht verfügbar, alle weiteren Leitungen befinden sich hinter einer berührungsgeschützten Abdeckung im Zählerkasten, welche zunächst entfernt werden müsste. Diese Arbeiten darf ebenfalls nur eine Fachkraft des Elektrohandwerks durchführen. Somit bleiben nur Erfassungssysteme übrig, die die elektrische Leistungsaufnahme des Haushalts am bereits installierten Ferrariszähler messen können.

Datenübertragung

Aufgrund des Eingriffs in die Privatsphäre und der hohen Installationskosten disqualifizieren sich alle Übertragungstechniken mit nachträglicher Installation von Leitungen. Da in den bestehenden Haushalten in der Regel keine Busleitungen für Kommunikationsanwendungen verlegt sind, begrenzt sich die Auswahl der Übertragungstechnik auf

- funkbasierte

oder

- Powerline-Communication (PLC) basierte

Systeme. Für die verbreiteten Systeme wie WLAN (IEEE 802.11 b/d) oder Bluetooth sind bereits kostengünstige (< 20€) funkbasierte Kommunikationsadapter verfügbar. Viele Notebooks, PCs oder Mobiltelefone verfügen bereits über einen dieser Funkmodule, so dass die Verbindung mit diesen Techniken kein technisches Problem darstellt. Peripheriegeräte wie z.B. Drucker, Scanner, PDAs oder ISDN-Anlagen kommunizieren bereits drahtlos über Bluetooth.

Beim Energie-Monitoring-System ist jedoch zu beachten, dass sich der Datensender aufgrund der Anschlussbedingungen für den Zählerplatz [TAB2000] im Schaltschrank des Zählers befindet. Dieser ist in der Regel aus Metall gefertigt und dämpft die Abstrahlung eines Funktransceivers erheblich. Zudem ist der Schaltschrank oftmals im Kellergeschoss des Hauses installiert. Die Funkübertragungsstrecke vom Keller zum Wohnbereich des Hauses beinhaltet daher mindestens eine Betondecke mit stark dämpfender Wirkung auf elektromagnetische Strahlen.

Bei Powerline-Communication wird das hochfrequente Übertragungssignal direkt auf die Versorgungsleitung aufmoduliert. Diese verbindet die Rechen- und Visualisierungseinheit aufgrund der notwendigen Stromversorgung für Elektrogeräte. Im Schaltschrank des Zählers sind

alle drei Spannungsphasen des 0,4-kV-Drehstromnetzes verfügbar, so dass sich Daten von der Erfassungseinheit zu einem Visualisierungsgerät an beliebiger Stelle des Haushalts über die bereits installierten Versorgungsleitungen übertragen lassen.

Die notwendigen technischen Anforderungen wie

- ausreichende Übertragungskapazität,
- Sicherheit gegenüber Datenverlusten,
- und Kompatibilität zu vorhandenen Kommunikations- oder Visualisierungsmedien

lassen sich sowohl von den genannten funkbasierten als auch den PLC-basierten Kommunikationsmodulen abdecken.

Die beiden Funkübertragungsstandards Bluetooth und WLAN besitzen dabei offene Kommunikationsprotokolle. Diese Eigenschaft garantiert kostengünstige Funktransceiver aufgrund vieler konkurrierender Anbieter. Für PLC hat sich bisher noch kein Standard etabliert. Es sind noch einige weitere proprietäre Funksysteme verschiedener Hersteller für diese Zwecke einsetzbar, werden aber aufgrund der eingeschränkten Kompatibilität und den nicht einschätzbaren Kostenentwicklungen ausgeschlossen (z.B. LON-Systeme).

Ferngesteuerte Zugriffe auf die Bedarfsdaten sind nur über eine Verbindung der Erfassungseinheit zur Telefonleitung (T-NET, ISDN oder xDSL) oder zum Mobilfunknetz (GSM, UMTS) möglich. Prinzipiell ist dies mit jeder der Topologievarianten TP1-TP3 möglich. Aufgrund des Datenvolumens und den damit verbundenen Kosten ist eine externe Vernetzung nach TP5 oder TP6 über GSM oder UMTS zum heutigen Zeitpunkt zu kostenintensiv.

Im Folgenden werden zwei Szenarien für das Zielsystem betrachtet:

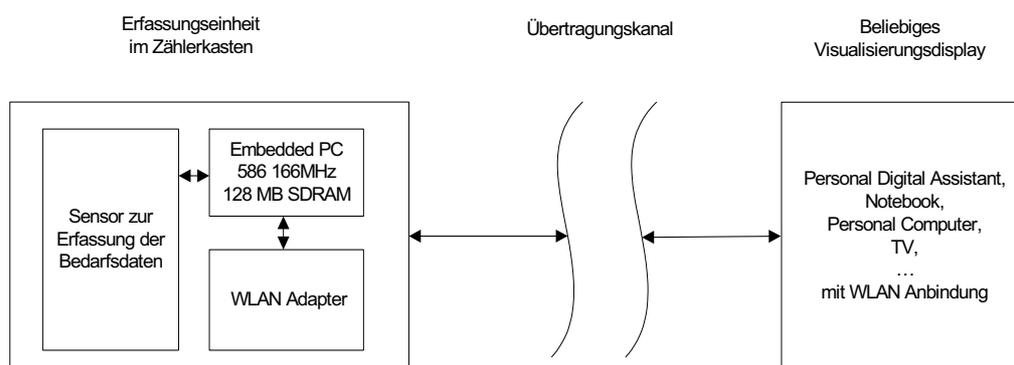


Bild A.10: Szenario Topologievariante TP1, Erfassungseinheit mit Embedded-PC und WLAN Ankopplung

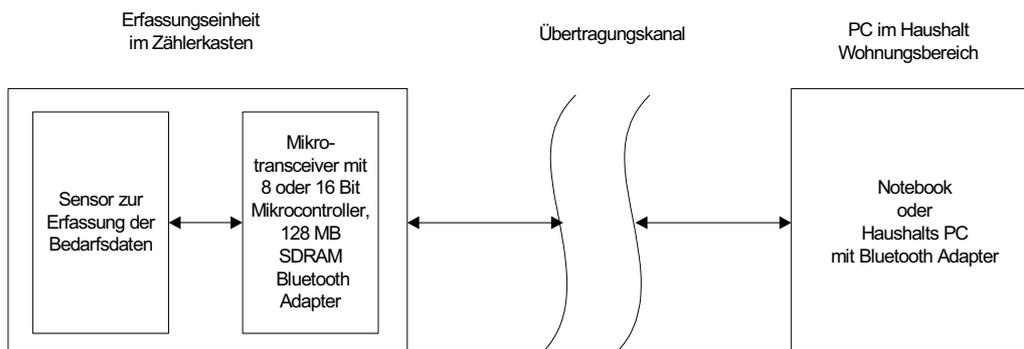


Bild A.11: Szenario Topologievariante TP2, Erfassungseinheit mit temporärer Datenarchivierung und Anbindung über Bluetooth

Tabelle A.11: Kostenabschätzung der einzelnen Baugruppen für TP1 und TP2

Kostenabschätzung Baugruppe	TP1 (Embedded-PC)	TP2 (Mikrocontroller)
Sensor zur Erfassung der elektrischen Größen	100 Euro	100 Euro
Recheneinheit	200 Euro	50 Euro
Kommunikationsmodule	30 Euro	30 Euro
Gesamt	330 Euro	180 Euro

Die Abschätzung der Kosten nach Tabelle A.11 spricht für die Topologievariante TP2. Mit Hilfe eines Mikrocontrollers (z.B. Texas Instruments MSP430, 16 Bit, Einzelpreis von 1,95 - 9,00 Euro), lässt sich eine kostengünstige Erfassungseinheit mit begrenzter Funktionalität realisieren. Bei der Abschätzung der Kosten für die Sensorik wurde hier bereits auf die Ergebnisse aus Kapitel 4 vorgegriffen. Es wird dabei angenommen, dass sich ein nachrüstbarer Sensor im Zählerkasten installieren lässt. Die Kosten für den Sensor und die Montage sind mit 100 Euro abgeschätzt.

B. Zählertechnik im Haushalt

B.1. Eigenschaften der elektromechanischen Drehstromzähler (Ferrariszähler)

Der Induktionszähler basiert auf dem erstmals 1888 von Gallileo Ferraris angegebenen elektrodynamischen Verfahren und wird daher auch häufig als Ferrariszähler genannt. Je nach Bauform dient dieses Messwerk zur Messung des Wirk- oder Blindleistungsbedarfs in Ein- oder Mehrphasen-Wechselstromanlagen.

Die zu Abrechnungszwecken installierten Messapparaturen müssen von der Physikalisch-Technische-Bundesanstalt in Braunschweig geeicht werden. Die messtechnischen Eigenschaften des Induktionszählers werden hauptsächlich durch seine Nennstromstärke I_N , auf die der Zähler geeicht wird, charakterisiert.

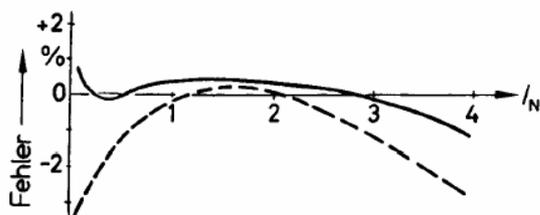


Bild Bild9 Fehlerkurve eines bis zur vierfachen der Nennstromstärke belastbaren Wechselstromzählers (aus [PTB1982])

In Bild 4.1 sind zwei Fehlerkurven eines bis zur vierfachen Nennstromstärke I_N belastbaren Wechselstromzählers bei normalen Betriebsbedingungen und Betrieb bei einem Leistungsfaktor $\cos(\varphi) = 1$ dargestellt. Die gestrichelte Linie beschreibt den Verlauf der Fehlerkurve ohne Verwendung eines Korrekturmesswerkes. Dabei zeigt sich, dass selbst bei hoher Belastung des Zählers die Toleranzgrenze von 2% nicht überschritten wird. Wichtig für eine möglichst einwandfreie Messung der elektrischen Arbeit sind normale Betriebsbedingungen und eine fachgerechte Montage des Induktionszählers. Besonderen Einfluss haben dabei die Größen Spannung, Frequenz, Kurvenform und Temperatur auf die Messgenauigkeit des Zählers. Betriebsspannungen, die um $\pm 10\%$ von der Nennspannung abweichen, verursachen im allgemeinen Fehler, die nicht größer als $\pm 1\%$ sind. Abweichungen von der Nennfrequenz von $\pm 5\%$ verursachen u.a. durch eine Änderung des Winkels zwischen Spannung und Strom in der Spannungsspule Ungenauigkeiten, die i.A. kleiner als $\pm 1\%$ sind. Änderungen der Umgebungstemperatur haben vielfältige Einflüsse auf die Messeigenschaften des Zählers. Besonders temperatursensitiv sind die Widerstände, die sich in einer Änderung der Phasenverschiebung zwischen dem Spannungstriebfluss und der Spannung, den Kurzschlusswindungen für den Phasenabgleich und die Läuferscheibe auswirken. Ebenfalls von Bedeutung sind die Temperaturabhängigkeit der Eisenverluste und die Bremskraft des Bremsmagneten. Da diese Einflüsse nicht vernachlässigbar sind, muss auch hier eine Korrekturmaßnahme erfolgen, die sowohl die Amplitude als auch die Phasenlage der Triebströme und Triebflüsse beeinflusst. Dies wird z. B. durch magnetische Nebenflüsse aus Eisenle-

gierungen erzielt, deren Permeabilität mit steigender Temperatur stark abnimmt. Somit wird erreicht, dass der Temperaturfehler sich in den Grenzen von $\pm 1\%$ bewegt.

Ein weiterer zu berücksichtigender Aspekt ist das Anlaufverhalten des Zählers. Der Spannungsvortrieb, der zur Korrektur der Messgenauigkeit bei kleinen Anschlussleistungen dient, würde bereits bei anliegender Netzspannung ohne Laststrom eine Rotation der Läuferscheibe verursachen. Aus diesem Grund ist eine Haltevorrichtung (z. B. magnetische Haltefahne) erforderlich, die das Anlaufen (bei einer Netzspannung von $U_N [1 \pm 0,1]$) im Leerlauf verhindert und ein Anlaufen bei einem definierten Mindeststrom ermöglicht. Bei der Verwendung von Mehrphasenwechselstromzählern tritt bei einseitiger Belastung ein weiterer positiver Fehler auf, der durch die geringe Stromdämpfung bei kleinen Drehzahlen hervorgerufen wird [PTB1982]. Die Montage des Zählers kann sich ebenfalls auf die messtechnischen Eigenschaften auswirken. Entscheidend ist, dass der Zähler lotrecht (Abweichung max. $\pm 1^\circ$) und erschütterungsfrei aufgehängt wird. Andere Einflüsse, wie z. B. Feuchtigkeit, Staub, äußere magnetische Felder und starke Wärmeeinstrahlungen führen ebenfalls zu Beeinträchtigungen der Messgenauigkeit. Die in Haushalten eingesetzten Zähler der Genauigkeitsklasse 2 (DIN EN 61036 bzw. VDE 0420 T.1) dürfen einen Gesamtfehler von $\pm 2\%$ über den gesamten Messbereich nicht überschreiten. Der Induktionszähler zeichnet sich aber nicht nur durch seine Messgenauigkeit aus, sondern auch durch seine extrem hohe Zuverlässigkeit. Trotz seines permanenten Einsatzes liegt die Ausfallrate durchschnittlich zwischen 0,01 und 0,03%. Dies ist nur möglich, da der Zähler bis auf seine beiden Rotorlager verschleißfrei arbeitet.

Bedingt durch die hohe Ersteichgültigkeit und eine relativ einfach durchzuführende Zählerrevision können Induktionszähler einer Baureihe bis zu 40 Jahre und länger im abrechnungsfähigen Einsatz sein. Obwohl das Induktionsmesswerk bereits seit etwa 100 Jahren industriell gefertigt wird, finden auf Grund der guten messtechnischen Eigenschaften und der langen Lebensdauer kaum technische Verbesserungen statt, so dass lediglich der Produktionsablauf optimiert wird.

Bei elektronischen Zählern ist die Elektronik verschiedener Zähler stets unterschiedlich aufgebaut. Eine Zählerrevision oder Reparatur kann damit nicht so kostengünstig durchgeführt werden. Zudem kann nahezu jedes Bauteil der Elektronik im Laufe der Betriebszeit einen Defekt aufweisen [Wagner1993], so dass die Robustheit der Ferrariszähler für elektronische Zähler nur sehr schwer erreichbar ist.

B.1.1. Elektronische Drehstromzähler und Multifunktionszähler

Bei elektronischen Stromzählern wird die Leistung aus der Messung der Augenblickswerte der elektrischen Spannungen und Ströme am Zähler berechnet. Dies erfolgt bei einfachen Zählern über ein elektronisches Rechenwerk. Bei Zählern mit erweiterter Funktionalität wird dafür ein Mikrorechner implementiert. Das Ergebnis der Produktbildung wird als Impulsfolge ausgegeben. Die Impulsfrequenz ist proportional zur berechneten elektrischen Wirkleistung, so dass über die Summation der Impulse die elektrische Arbeit bestimmt wird. Bei einfachen elektronischen Zählern wird häufig ein zusätzlicher optischer Impuls ausgegeben. Dieser dient zur Kommunikation und für Prüfzwecke. Viele elektronische Zähler sind auch mit einer S0-Impuls-

schnittstelle nach DIN EN 43864 ausgestattet, über die elektrische Impulse zur Fernauslesung an andere Geräte übermittelt werden können [Kahmann2003].

Tabelle B.1: Elektronische Zähler mit Impulsschnittstelle

Hersteller	Berg-Energiekontrolle		Nordwestdeutsche Zählerrevision		ABB Kent
Typ	BLi	DZ	Multi	Kombi	A1500
Kombizähler	nein	ja	nein	ja	ja
S0 Schnittstelle	ja	ja	ja	ja	ja
Messbereich	65 A	5 A / 65 A	5 A / 65 A	5 A	5 A / 100 A
Anschlussart	2,3 und 4 Leiter	2, 3 oder 4 Leiter	4 Leiter	4 Leiter	3 und 4 Leiter
Abrechnungstauglich	ja	ja	ja	ja	ja
Genauigkeitsklasse	1 oder 2	2	1	1	0,2s Präzisionsmessung
Preis	ab 200 Euro	ab 520 Euro	ca. 600 Euro	ca. 900 Euro	ca. 500 Euro

Prinzipiell bieten elektronische Zähler eine höhere Funktionalität als der Ferrariszähler. Da die Versorgungsnetzbetreiber aus den in Kapitel 3 genannten Gründen keine Motivation zur Installation hochwertiger Zähler haben, muss der Haushalt selbst investieren. Die Grenze der vertretbaren Kosten ist bereits auf maximal 150 Euro für das gesamte Energie-Monitoring-System begrenzt. Würde der Haushalt nun also aktiv werden und sich auf eingene Initiative einen Zähler kaufen, müsste er bereits mindestens diese Summe für einen abrechnungsfähigen beglaubigten Zähler investieren.

Neben den Kosten für einen elektronischen Zähler (200 Euro - 900 Euro siehe Tabelle B.1) fällt mindestens eine Facharbeiterstunde (> 75 Euro) eines vom Versorgungsnetzbetreiber autorisierten Elektroinstallateurs für den Austausch oder die zusätzliche Installation eines Zählers an. Damit ist der abgeschätzte Finanzrahmen bereits deutlich überschritten. Zudem ist ein kompletter Austausch des vorhandenen Zählers nach der AVBELtV (Verordnung über Allgemeine Bedingungen für die Elektrizitätsversorgung von Tarifkunden) ohne Genehmigung des VNB nicht möglich [Kahmann2003].

Die S0-Schnittstelle erlaubt aufgrund der festgelegten Puls- und Pausenperioden nur eine maximale Impulsfrequenz von 16 Hz. Aus Sicherheitsgründen wird die Impulsfrequenz vom Hersteller sogar auf 12 Hz nach unten begrenzt.

Alternativ zu den elektronischen Zählern können optisch messende Zusatzgeräte zur Erfassung der Wirkleistung auf den vorhandenen Ferrariszähler installiert werden, über die auch der altbewährte elektromechanische Drehstromzähler fernausgelesen werden kann.

B.1.2. Optische Tastköpfe für Drehstromzähler

Zur Auslesung der Ferrariszähler sind seit vielen Jahren optische Reflextaster erhältlich. Diese lassen sich auf einen Drehstromzähler aufmontiert und detektieren die optischen Impulse einer D0-Schnittstelle oder die Umdrehungen der Zählerscheibe des Zählers über die Detektion der farbigen Marke der Zählerscheibe.

Tabelle B.2: Eigenschaften optischer Tastköpfe für Stromzähler, Stand Nov. 2002

Typ	NZR Reflextaster HV.IR	TK117 von Zera
Ausführung		
Schnittstelle	RS-232	RS-232
Wellenlänge der Strahlung	950 nm	
Prinzip	Detektion der farbigen Marke	Detektion der farbigen Marke
Auslesung des Zählers	S0-Impuls Ausgang per PC über speziellen Datenlogger	D0-Impuls Ausgang über optische Schnittstelle nach DIN EN 61107
Preis/Endgerät	ca. 230 Euro	keine Angaben

Die Möglichkeit, den bestehenden Ferrariszähler in der Funktionalität zu erweitern hat durchaus seinen Reiz. Zur Montage des Tastkopfes ist kein autorisierter Elektrofachmann erforderlich, die Messtechnik kann auf relativ einfache Weise auf den Zähler montiert, geklemmt oder geklebt werden ohne dabei die Funktion des Stromzählers zu beeinträchtigen.

Die in Tabelle 4.2 aufgeführten Reflextaster erzeugen S0-Impulse pro gemessener Einheit elektrischer Energie und sind damit in Bezug auf die Genauigkeit bzw. die Quantisierungsstufen der erfassten Daten genauso begrenzt wie die elektronischen Zähler aus Tabelle B.1. Auch in Bezug auf die Kosten ist diese messtechnische Lösung nicht akzeptabel. Hier ist jedoch zu beachten, dass die angebotenen Produkte für eine sehr geringe Stückzahl entwickelt worden sind. Das Anwendungsgebiet der IR-Reflextaster liegt in der Erfassung der Leistungsaufnahme besonderer Kunden oder spezieller Industriebetriebe. Dabei werden häufig nur begrenzte Zeitabschnitte untersucht, so dass der Versorgungsnetzbetreiber seinen Bedarf bereits mit wenigen Exemplaren decken kann. Aber selbst wenn der Endpreis der Reflextaster unter 50 Euro fällt, eignet sich diese Messtechnik aufgrund der begrenzten Quantisierungsstufen nur bedingt für die angestrebte Anwendung der Detektion elektrischer Verbraucher aus dem Gesamtlastverlauf.

C. Anhang – Statistische Daten privater Haushalte

Ausstattungsgrad privater Haushalte mit ausgewählten langlebigen Gebrauchsgütern nach Gebietsständen

Haushalte insgesamt

Lfd. Nr.	Gegenstand der Nachweisung	Deutschland	Früheres Bundesgebiet	Neue Länder und Berlin-Ost	Deutschland	Früheres Bundesgebiet	Neue Länder und Berlin-Ost
		1. Januar 1998			1. Januar 2003		
1	Erfasste Haushalte (Anzahl).....	68 863	54 928	13 935	59 713	48 227	11 486
2	Hochgerechnete Haushalte (1 000).....	36 703	29 921	6 783	37 931	30 861	7 070
Ausstattungsgrad ¹⁾ je 100 Haushalte							
Fahrzeuge							
3	Personenkraftwagen.....	75.1	76.2	70.6	76.9	78.0	71.9
4	fabrikneu gekauft.....	37.0	37.1	36.6	35.0	35.2	33.6
5	gebraucht gekauft.....	43.8	44.7	40.1	47.4	48.3	43.8
6	geleast ²⁾	2.3	2.3	2.3	3.4	3.5	3.0
7	Kraftrad.....	10.9	11.5	8.1	11.6	12.5	7.7
8	Fahrrad.....	80.0	81.6	73.5	78.6	79.7	73.4
Empfangs-, Aufnahme- und Wiedergabegeräte von Bild und Ton							
9	Fernsehgerät.....	95.8	95.4	97.8	94.4	94.2	95.4
10	DVD-Player.....	.	.	.	27.1	28.1	22.7
11	Videorecorder.....	62.4	62.7	61.3	67.8	68.0	66.8
12	Camcorder.....	16.6	16.5	17.1	21.9	22.0	21.6
13	Camcorder (Videokamera) analog.....	.	.	.	17.3	17.0	18.3
14	Camcorder (Videokamera) digital.....	.	.	.	7.0	7.6	4.7
15	Fotoapparat, Digitalkamera.....	86.3	86.8	85.0	83.4	83.7	81.6
16	Radio-, Kassettenrecorder, Stereoundfunkger	80.4	80.2	81.7	83.9	84.0	83.4
17	Hi-Fi-Anlage.....	67.1	69.9	55.9	66.4	68.8	55.6
18	Satellitenempfangsanlage.....	28.8	28.6	29.8	36.8	37.5	34.1
19	Kabelanschluss.....	53.4	50.7	64.4	52.6	50.6	61.1
20	CD-Player.....	.	.	.	63.5	66.3	51.2
21	CD-Recorder (auch im PC).....	.	.	.	24.1	23.7	25.7
22	Mini-Disc-Player, Recorder.....	.	.	.	10.6	11.0	8.9
PC und Nachrichtenübermittlung							
23	Personalcomputer.....	38.7	39.9	33.9	61.4	62.4	57.2
24	PC stationär.....	.	.	.	58.2	59.0	55.0
25	PC mobil (Notebook, Laptop).....	.	.	.	10.7	11.5	7.5
26	Internetanschluss, -zugang.....	8.1	8.8	5.2	46.0	47.3	40.7
27	ISDN-Anschluss.....	5.6	6.1	3.1	23.4	25.6	13.8
28	Telefon.....	.	.	.	98.7	98.7	98.4
29	Telefon stationär (auch schnurlos).....	96.8	97.3	94.3	94.5	94.7	93.9
30	Telefon mobil (Autotelefon, Handy).....	11.2	11.4	10.8	72.5	72.9	70.1
31	Anrufbeantworter.....	36.8	37.9	32.7	46.2	47.1	42.1
32	Telefaxgerät.....	14.8	16.3	9.1	20.7	22.0	14.9
Elektrische Haushaltsgeräte							
33	Kühlschrank.....	99.0	99.0	99.3	98.8	98.7	98.8
34	Gefrierschrank, Gefriertruhe.....	77.4	76.9	80.0	66.0	68.0	57.3
35	Geschirrspülmaschine.....	44.8	49.1	25.7	56.6	59.0	46.4
36	Mikrowellengerät.....	50.8	53.0	41.2	62.7	63.2	60.3
37	Waschmaschine.....	91.6	91.2	94.3	93.5	93.1	95.3
38	Wäschetrockner.....	29.4	33.1	13.6	36.5	40.4	20.1
Sonstige Geräte							
39	Sportgeräte (Hometrainer).....	.	.	.	24.3	24.6	23.4

1) Anzahl der Haushalte, in denen entsprechende langlebige Gebrauchsgüter vorhanden sind, bezogen auf hochgerechnete Haushalte der jeweiligen Spalte.

2) Auch vom Arbeitgeber oder vom eigenen Unternehmen zur Verfügung gestellt. Keine Ratenkäufe.

**Ausstattungsbestand privater Haushalte mit ausgewählten langlebigen Gebrauchsgütern
nach Gebietsständen
Haushalte insgesamt**

Lfd. Nr.	Gegenstand der Nachweisung	Deutschland	Früheres Bundesgebiet	Neue Länder und Berlin-Ost	Deutschland	Früheres Bundesgebiet	Neue Länder und Berlin-Ost
		1. Januar 1998			1. Januar 2003		
1	Erfasste Haushalte (Anzahl).....	68 863	54 928	13 935	59 713	48 227	11 486
2	Hochgerechnete Haushalte (1 000).....	36 703	29 921	6 783	37 931	30 861	7 070
Ausstattungsbestand ¹⁾ je 100 Haushalte							
Fahrzeuge							
3	Personenkraftwagen.....	97.0	98.3	91.6	102.0	103.7	95.6
4	fabrikneu gekauft.....	41.7	42.0	40.0	39.4	40.0	37.0
5	gebraucht gekauft.....	52.9	53.8	49.1	58.8	60.0	55.2
6	geleast ²⁾	2.4	2.4	2.5	3.7	3.8	3.3
7	Kraftrad.....	12.5	13.3	9.2	13.7	14.9	8.9
8	Fahrrad.....	182.6	188.5	157.4	177.8	183.3	155.7
Empfangs-, Aufnahme- und Wiedergabegeräte von Bild und Ton							
9	Fernsehgerät.....	140.0	139.4	143.2	145.5	145.9	144.9
10	DVD-Player.....	.	.	.	31.6	32.9	26.1
11	Videorecorder.....	74.1	75.2	70.1	81.4	82.1	78.8
12	Camcorder	17.2	17.1	17.4	25.5	26.0	23.8
13	Camcorder (Videokamera) analog.....	.	.	.	17.8	17.7	18.7
14	Camcorder (Videokamera) digital.....	.	.	.	7.7	8.3	5.1
15	Fotoapparat, Digitalkamera	134.4	137.2	122.2	130.1	132.9	118.4
16	Radio-, Kassettenrecorder, Stereorundfunkger.....	128.4	130.2	121.4	156.0	160.4	138.1
17	Hi-Fi-Anlage.....	84.6	88.8	67.0	85.3	88.9	69.1
18	Satellitenempfangsanlage.....	29.5	29.2	30.9	38.9	39.6	36.3
19	Kabelanschluss.....	53.5	50.9	64.6	54.5	52.3	63.7
20	CD-Player.....	.	.	.	88.2	92.8	67.9
21	CD-Recorder (auch im PC).....	.	.	.	29.9	29.6	30.9
22	Mini-Disc-Player, Recorder.....	.	.	.	12.6	13.1	10.2
PC und Nachrichtenübermittlung							
23	Personalcomputer	45.7	47.6	37.8	84.9	87.4	74.1
24	PC stationär	73.2	74.8	66.3
25	PC mobil (Notebook, Laptop)	11.7	12.6	7.9
26	Internetanschluss, -zugang.....	8.4	9.2	5.3	47.9	49.3	42.3
27	ISDN-Anschluss.....	5.7	6.2	3.1	23.7	26.0	14.1
28	Telefon.....	.	.	.	234.7	238.5	218.5
29	Telefon stationär (auch schnurlos).....	109.5	112.3	97.6	120.5	123.5	108.0
30	Telefon mobil (Autotelefon, Handy).....	12.2	12.3	11.5	114.2	115.1	110.5
31	Anrufbeantworter	37.5	38.7	33.0	47.4	48.5	42.8
32	Telefaxgerät.....	15.2	16.6	9.2	21.0	22.3	15.1
Elektrische Haushaltsgeräte							
33	Kühlschrank.....	111.4	112.2	107.8	115.3	116.6	110.3
34	Gefrierschrank, Gefriertruhe	85.4	85.4	85.2	73.7	76.3	62.7
35	Geschirrspülmaschine.....	45.1	49.4	25.8	57.2	59.7	46.7
36	Mikrowellengerät.....	51.4	53.7	41.6	64.0	64.6	61.7
37	Waschmaschine.....	92.8	92.4	95.4	95.2	94.9	96.7
38	Wäschetrockner	29.5	33.2	13.6	36.7	40.6	20.1
Sonstige Geräte							
39	Sportgeräte (Hometrainer)	27.8	28.3	25.6

1) Anzahl der in den Haushalten vorhandenen langlebigen Gebrauchsgüter, bezogen auf hochgerechnete Haushalte der jeweiligen Spalte.

2) Auch vom Arbeitgeber oder vom eigenen Unternehmen zur Verfügung gestellt. Keine Ratenkäufe.

D. Zur Datenauflösung der Erfassungseinheit

Die Datenmenge der von der Erfassungseinheit am Zähler aufgenommenen Bedarfsdaten ist direkt proportional zur Genauigkeit der Daten und der Zeitdiskretisierung der Messung.

D.1. Grundsätzliche Annahmen

Für die Analyse des Energiebedarfs im privaten Haushalt werden folgende Annahmen resp. Eingrenzungen getroffen:

Zur Erfassung kleiner Änderungen im Lastverhalten sowie zur Analyse der Schaltereignisse wird eine minimale Zeitdifferenz von einer Sekunde zu Grunde gelegt. Zeitunterscheidungen im Bereich von Millisekunden sind für die Aufgaben einer Geräteerkennung nicht erforderlich. Deshalb wird an dieser Stelle als kleinste Zeiteinheit der Wert einer Sekunde festgelegt.

Die Genauigkeit der Messung der elektrischen Leistung zum Zweck der Geräteerkennung ist bei einer Diskretisierung in 1W Stufen hinreichend klein. Damit errechnet sich kleinste Energiequantisierung für diese Anwendungen zu einer Ws. Die Abrechnung des Energiebezugs hat damit eine Genauigkeit von 1/3600 Wh und liegt mit diesem Wert deutlich unter der Diskretisierungsstufe des zukünftigen Elektronischen Haushaltszählers, welcher die Energieaufnahme des Haushalts mit 1Wh genau erfasst.

D.1.1. Datenvolumen ohne Komprimierung

Werden die Daten der Erfassungseinheit in zeitlichen Abständen einer Sekunde aufgenommen, so dass zeitliche Mittelwerte über eine Sekunde für die Betrachtung der Zeitreihe der elektrischen Wirkleistung zur Verfügung stehen, ergibt sich folgende Datenmenge:

P_min	0 kW	
P_max	43 kW	
dP= P_max - P_min	43 kW	
Genauigkeit dP	1 W	
Bitlänge	ld (43 000)	16 Bit
Zeitangabe	1s	32 Bit

$$P_{Min} = 0 \text{ kW}$$

$$P_{Max} = 43 \text{ kW}$$

$$P_{Min,Max} = P_{Max} - P_{Min} = 43 \text{ kW}$$

$$\Delta P = 1 \text{ W}$$

$$L = \left\lceil \frac{\log(43000)}{\log(2)} \right\rceil = 16 \Rightarrow 2 \text{ Byte}$$

$$M_{Zeit} = 4 \text{ Byte}$$

Aus diesen Annahmen berechnet sich das Datenvolumen für einen Haushalt und eine Messgröße in Abhängigkeit der Zeit zu

$$V_{Min} = (M_{Zeit} + M_P) * 60$$

mit

M_{Zeit} = Speicherbedarf eines absoluten Zeitwertes (Jahr, Monat, Tag, Stunde, Minute u. Sekunde)

M_P = 2 Byte, ganzzahliger Wert für die Leistung in 1 W Schritten (maximal 65535W)

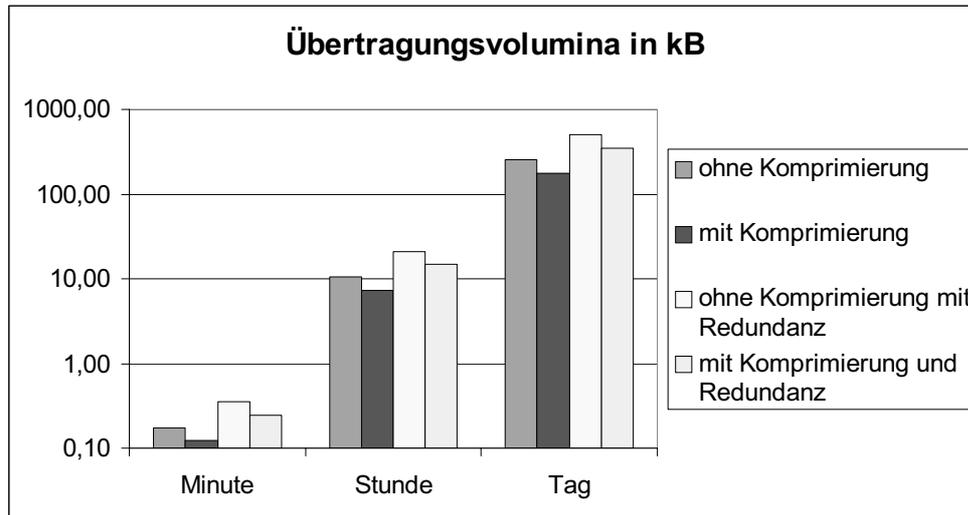


Bild D.1: Datenvolumina V der Erfassungseinheit in Abhängigkeit des Zeitintervalls der Messung

D.1.2. Komprimierung der Daten

Die Daten der Erfassungseinheit können ohne Informationsverlust komprimiert werden, indem die Messwerte einer gesamten Minute zu einem Datensatz zusammengefasst werden, so dass sich stetig wiederholende Zeitangabe auf eine Zeitangabe am Anfang des Datensatzes reduzieren. Aufgrund der äquidistanten Messwerte ist die Zeitreihe eindeutig reproduzierbar. Zusätzlich kann ein weiteres Byte für eine variable Länge des diskreten Zeitabstandes der Messwerte nach der Startzeit angefügt werden. Die Datenlänge eines Datensatzes einer Minute berechnet sich dann nach

$$V_{Min} = M_{Zeit} + M_{dT} + \frac{60}{dT} * M_P$$

$$V = m_t + n \cdot m_z \cdot \frac{\Delta t}{dt}$$

D.1.3. Datenvolumen bei Komprimierung von Events

Neben der Darstellung einer Zeitreihe durch einzelne Werte bietet sich eine weitere Stufe der Komprimierung, wenn nur Änderungen der Leistung erfasst werden, so dass ähnlich dem MPEG2 Codierverfahren der Videokomprimierung erhebliche Reduktionen des Speicherbedarfs möglich sind.

Für die zeitliche Folge der elektrischen Wirkleistung bieten sich deshalb die Schaltereignisse als geeignete Größe zur Übertragung der Daten an. Zu diesen Änderungen wird dann jeweils der Anfangszustand, der Endzustand sowie der Mittelwert der Energie über eine Minute übertragen. Durch die summierten Energiebeiträge wird damit eine zusätzliche Sicherung der aufgenommenen Wirkleistung gewährleistet.

Aus den mit Hilfe des optischen Sensors aufgenommenen Messdaten lassen sich folgende statistische Annahmen für die mittlere Häufigkeit der Events pro Minute treffen. Die Ergebnisse der Auswertung basieren auf dem Lastverlauf eines fünf Personen Haushalts über einen Zeitraum von einer Woche.

Tabelle D.1:

P_swell	N_Events	Events/Min
50	63290	6,28
75	34630	3,44
100	23140	2,30
125	17050	1,69
150	12930	1,28
200	7770	0,77
300	4180	0,41
500	2740	0,27
1000	1860	0,18

Selbst bei einer Aufrundung auf 10 Events pro Minute lassen sich die Daten deutlich reduzieren. Neben dem ersten absoluten Zeitwert (4 Byte), wird der Anfangswert der Leistung (2 Byte) sowie 10 Datensätze mit jeweils der Leistung (2 Byte) und der relativen Zeit in Sekunden ausgehend vom Startzeitpunkt abgespeichert.

Der mittlere Datenstrom pro Minute berechnet sich zu

$$V_{Min} = 10 * (M_P + M_{Sek}) + M_{Zeit} + M_{\bar{P}_{Min}} + M_P = 38 \text{ Byte}$$

mit

$M_{Sek} = 1 \text{ Byte}$, 0-59 Sekunden einer Minute

$M_{\bar{P}_{Min}} = 2 \text{ Byte}$, Wert für die über eine Minute gemittelte Leistung (0 - 65535 W)

Bei der angestrebten Komprimierung durch Übertragung der Events inklusive der mittleren Leistung pro Minute und dem Anfangswert lässt sich die Zeitreihe eindeutig rekonstruieren. Somit überschreitet Speicherbedarf des gesamten Wirkleistungsbedarfs eines Monats bei sekundengenaue Auflösung gerade die Kapazität einer Standarddiskette im 3,5 Zoll Format. Dieser Berechnung liegt jedoch die Annahme zugrund, dass Events kleiner 50 Watt nicht berücksichtigt werden.

Tabelle D.2: Datenvolumina der Lastdaten in Abhängigkeit des Aufzeichnungsintervalls

Datenvolumina /kB	Minute	Stunde	Tag	Woche	Monat
o. Komprimierung	0,64	38,67	928,13	6496,88	27843,75
m. Komprimierung	0,13	7,56	181,41	1269,84	5442,19
Archivierung der Events	0,04	2,23	53,44	374,06	1603,13
o. Komp. u Redz.	1,29	77,34	1856,25	12993,75	55687,50
m. Komp. u Redz.	0,25	15,12	362,81	2539,69	10884,38
m. Komp. (Events) u Redz.	0,07	4,45	106,88	748,13	3206,25

Tabelle D.3: Reine Übertragungszeit der Bedarfsdaten eines Haushalts pro Woche

Bit/Woche	T / Min			
	2400	9600	50k	1 M
53222400	369,60	92,40	17,74	0,89
10402560	72,24	18,06	3,47	0,17
3064320	21,28	5,32	1,02	0,05
106444800	739,20	184,80	35,48	1,77
20805120	144,48	36,12	6,94	0,35
6128640	42,56	10,64	2,04	0,10

Die in Tabelle D.3 aufgeführten Ergebnisse beziehen sich auf die reine netto Übertragungszeit. In der Praxis ist jedoch aufgrund verschiedener Bestimmungen zur Einhaltung von Sendepause sowie aufgrund von Übertragungsfehlern mit Sendewiederholungen zu rechnen, so dass die angegebenen Zeiten für reale Betrachtungen mit dem Faktor 2 multipliziert werden müssen.

D.2. Datenvolumen des optimalen Systems

Die folgenden Berechnungen beruhen auf der Annahme, dass das Messsystem des Haushalts alle drei Phasen der Spannungsversorgung erfasst und dabei neben den Beträgen der Spannungen U_1 , U_2 und U_3 auch die Ströme I_1 , I_2 und I_3 in den drei Spannungsleitern misst und diese online analysiert. Nach der Analyse liegen dann die Effektivwerte der Oberwellen des Stromes sowie der Wirk- und Blindanteil der 1. Harmonischen vor. Jede Variable wird im Zeitraster von 1 Sekunde aufgezeichnet. Dabei wird der Strom bereits analysiert, der Wirk- und Blindanteil des Stromes sowie die ungeraden Harmonischen bis zur 11. Harmonischen werden im Zeitraster von einer Sekunde aufgezeichnet. Für jeden Datensatz berechnen wir 4 Byte für den Wert, 8 Byte für einen Zeitwert, welcher im TDateTime Format als 8 Byte double Werte (Gleitkommawert) gespeichert wird. Somit sind 20 mal 4 Byte plus einmal 8 Byte = 22 mal 4 Byte = 88 Byte pro Zeitschritt zu archivieren. Aus diesen Daten lassen sich alle relevanten elektrischen Größen bis hin zu bestimmten Oberwellen in einzelnen Stromleitern bestimmen.

Tabelle D.4: Datenvolumina des optimalen Erfassungssystems

T / s	Werte/h	Werte/Tag	kByte/h	kByte/Tag	MByte/Woch	MByte/Monat
1	3600	86400	309,38	7425,0	50,8	217,53
2	1800	43200	154,69	3712,5	25,4	108,77
3	1200	28800	103,13	2475,0	16,9	72,51
4	900	21600	77,35	1856,3	12,7	54,39
5	720	17280	61,88	1485,0	10,2	43,51
10	360	8640	30,94	742,5	5,1	21,76
15	240	5760	20,63	495,0	3,4	14,51
20	180	4320	15,47	371,3	2,5	10,88
25	144	3456	12,38	297,0	2,0	8,71
30	120	2880	10,32	247,5	1,7	7,26
35	103	2469	8,86	212,2	1,5	6,22
40	90	2160	7,74	185,6	1,3	5,44
45	80	1920	6,88	165,0	1,1	4,84
50	72	1728	6,19	148,5	1,0	4,36
55	66	1571	5,68	135,0	0,9	3,96
60	60	1440	5,16	123,8	0,8	3,63

D.2.1. Berechnung der Dimension des Lösungsraumes aller Kombinationen

Um die Anzahl der Zustände abzuschätzen und daraus Konsequenzen für die praktische Berechnung der besten Kombinationen abzuleiten, wird zunächst angenommen, dass sich die Schaltleistungen gleichmäßig in positive und negative Leistungswerte aufteilen lassen.

Die Anzahl der Komponenten bzw. die Anzahl der Clusterzentren entscheidet bei der Auswahl der Strategie zur Generierung der besten Kombinationen.

Sei nun

$$\mathcal{C}^+ = \{C_i \mid P(C_i) > 0\}$$

die Menge aller Cluster mit positiver Leistungskomponente des Zentrums und

$$\mathcal{C}^- = \{C_i \mid P(C_i) < 0\}$$

die Menge aller Cluster mit negativer Leistungskomponente des Zentrums,

$$A(\mathcal{C}^+) = N_{C^+}$$

die Anzahl aller Elemente aus \mathcal{C}^+ und analog dazu

$$A(\mathcal{C}^-) = N_{C^-}$$

die Anzahl der Cluster mit negativer Wirkleistungskomponente. Für die Kombination zu einem Verbraucher sollen aufgrund der Einschränkung der Komplexität einzelner Verbraucher nicht mehr als r verschiedene Cluster kombiniert werden, wobei zu beachten ist, dass

$$r \in \{2, \dots, \max(N_{C^-}, N_{C^+})\}.$$

Aus diesen Bedingungen lassen sich maximal

$$A_{Komb} = \sum_{k=1}^{r-1} \frac{N_{C^+}!}{k!(N_{C^+} - k)!} \cdot \frac{N_{C^-}!}{(r-k)!(N_{C^-} - (r-k))!}$$

gültige Kombinationen erstellen. Die theoretische Zahl aller möglichen Kombinationen berechnet sich zu

$$\hat{A}_{Komb} = \sum_{k=2}^r \frac{N_C!}{k!(N_C - k)!}$$

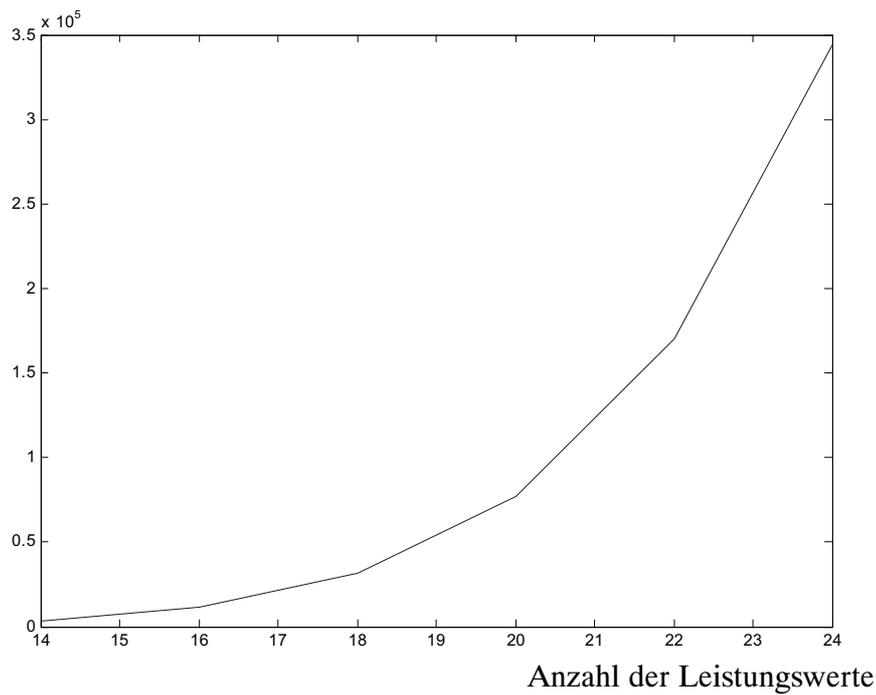


Bild D.2: Anzahl der möglichen Kombinationen in Abhängigkeit der Anzahl der möglichen Schaltzustände bei $r = 7$ maximalen Leistungszuständen eines jeden Verbrauchers

Bei einer kleinen Anzahl von möglichen Leistungswerten kann der gesamte Orbit aller Kombinationen abgesucht werden. Ab einer Anzahl von ca. 22 verschiedenen Leistungswerten ist es aus Gründen begrenzter Rechenzeit sinnvoll die möglichen Kombinationen mit Hilfe eines Genetische Algorithmus zu berechnen.

E. Anhang Modellierung von Verbrauchermodellen

E.1. Endliche Zustandsautomaten

“Ein endlicher Automat liest eine endliche Folge von Symbolen, das Eingabewort aus einer endlichen Menge von Symbolen, dem Eingabealphabet, und schreibt gemäß seiner Programmierung eine endliche Folge von Symbolen, das Ausgabewort aus einer Menge von Symbolen, dem Ausgabealphabet. Abhängig von seinem Programm besitzt der Automat eine bestimmte endliche Anzahl von Zuständen, in denen er sich befinden kann. Zu Beginn befindet er sich in einem speziell ausgezeichneten Startzustand. Beim Lesen der Eingabe und Schreiben der Ausgabe geht der Automat schrittweise vor, wobei er in jedem Schritt das jeweils nächste Symbol des Eingabewortes liest. Abhängig von diesem Eingabesymbol und des momentanen Zustandes produziert er dann in einem Bearbeitungsschritt eine endliche Folge von Ausgabesymbolen (und erweitert so die Ausgabe) und geht in einen neuen Zustand über. Jede durch einen endlichen Automaten erkennbare Sprache ist regulär (vgl. Chomsky-Hierarchie)”.

*Bei deterministischen endlichen Automaten gibt es für diesen Zustandsübergang nur eine Möglichkeit, bei nichtdeterministischen endlichen Automaten sind mehrere Übergänge möglich. Welche Möglichkeiten es gibt, hängt vom speziellen Automaten, also von seiner Programmierung ab. Eine einfachere Variante, die man auch häufig als **endlicher Akzeptor** bezeichnet, produziert dagegen keine Ausgabe, sondern stoppt nach dem vollständigen Lesen der Eingabe entweder in einem akzeptierenden oder einem nichtakzeptierenden Zustand. Man kann also die Gültigkeit eines Eingabewortes überprüfen, d.h. überprüfen, ob ein gegebenes Wort in einer Sprache vorhanden ist oder nicht. Erreicht wird dies durch den Automaten, indem er im Startzustand beginnt die einzelnen Buchstaben des Wortes einzulesen und bei jedem Buchstaben den Zustand wechselt (er kann auch im Zustand verbleiben). Ist das Ende des Wortes erreicht, entscheidet die Gültigkeit des Wortes am letzten Zustand. Ist der Zustand in der Menge der Zielwörter, wird das Wort akzeptiert und gehört somit zur entsprechenden Sprache, andernfalls ist das Wort ungültig. Eine weitere Variante sind die sogenannten w -Automaten, bei denen die Eingabe eine unendliche Folge von Symbolen ist. Bei diesem Automatenmodell wird die Akzeptanz üblicherweise durch die Menge der Zustände beschrieben, die unendlich oft angenommen wird. Der griechische Buchstabe w (omega) steht hier für die kleinste unendliche Ordinalzahl.*

(siehe www.wikipedia.de zum Thema “Endlicher Automat”)

E.1.1. Permutationen

Zur kurzen Beschreibung von Permutationen aus [Bronstein]: Jede Aneinanderreihung von k voneinander verschiedenen Dingen unter Beachtung der Reihenfolge heißt eine Permutation ohne Wiederholung dieser Dinge. Numeriert man die Plätze dieser Dinge in einer solchen Aneinanderreihung von links nach rechts mit $1, 2, \dots, k$, so folgt:

Definition:

Jede eindeutige Abbildung P^k von der geordneten Menge $\{1, 2, \dots, k\}$ auf eine k -elementige Menge M heisst eine Permutation ohne Wiederholung der Elemente von M

$$\forall i \in \{1, \dots, k\} : P^k(i) = s_i \text{ und } s_i \in M \text{ und } s_i \neq s_j \text{ für } i \neq j$$

Anmerkung: Spricht man nur von Permutationen, so sind stets Permutationen ohne Wiederholung gemeint. Eine Permutation der k -elementigen Menge M ist daher durch ein geordnetes k -Tupel bestimmt, das jedes Element von M genau einmal enthält.

Satz: Für die Anzahl $A(P^k)$ aller Permutationen P^k von k Elementen gilt:

$$A(P^k) = k!$$

E.1.2. Variationen

Variationen ohne Wiederholung

Definition: Jedes geordnete r -Tupel von voneinander verschiedenen Elementen einer k -elementigen Menge M ist eine Variation ohne Wiederholung V_r^k von k Elementen der Ordnung r (auch Klasse oder Umfang r).

Anmerkung:

Jede Variation ohne Wiederholung V_r^k ist eine eindeutige Abbildung von der geordneten Menge $\{1, 2, \dots, r\}$ in die Menge M . Aus der Definition folgt sofort: $r \leq k$. Für $r = k$ erhält man die Permutationen von M .

Satz: Die Anzahl $A(V_r^k)$ voneinander verschiedener Variationen ohne Wiederholung ist:

$$A(V_r^k) = \frac{k!}{(k-r)!} = k \cdot (k-1) \cdot \dots \cdot (k-r+1)$$

E.1.3. Kombinationen

Kombinationen ohne Wiederholung

Definition:

Jede r -elementige Teilmenge einer k -elementigen Menge heißt Kombination ohne Wiederholung C_r^k von k Elementen der Ordnung r (auch Klasse oder Umfang r).

Anmerkung:

Fasst man alle Variationen V_r^k von k Elementen der Ordnung r ohne Wiederholung zu einer Äquivalenzklasse zusammen, die aus den gleichen Elementen (ohne Berücksichtigung der Anordnung) bestehen, so entspricht jeder solchen Klasse genau eine Kombination C_r^k umkehrbar eindeutig.

F. Grundlagen Genetischer Algorithmen

F.1. Entstehungsabriss zu den Genetischen Algorithmen

Die Genetischen Algorithmen sind Anfang der 70er Jahre entstanden, parallel zu Ingo Rechenberg entwickelte John Holland in den USA das Verfahren des Genetischen Algorithmus. Grundsätzliche Unterschiede zu den von Rechenberg entwickelten Evolutionären Strategien ist die Kodierung der einzelnen Allele jedes einzelnen Individuums. Bei den Genetischen Algorithmen werden die Chromosomen der Gene und Allele durch Bits repräsentiert. Die ES benutzen für jedes Gen oder jede Genkombination eine reelle Zahl und variieren jeweils mit einem festgelegten Toleranzbereich die einzelnen Parameter. Bei den genetischen Algorithmen wird demgegenüber eine Bitposition verändert. John Holland veröffentlichte in seinem Werk "Adaption in Natural and Artificial Systems" seine Theorien zur Behandlung komplexester Problemstellungen mit Hilfe genetischer Codes in Anlehnung an die Natur. Holland wendete das Konzept der Genetischen Algorithmen zur Lösung praktischer Problemstellungen aus den Bereichen der Ökonomie, Spieltheorie, der Muster-, der Gestalterkennung, des maschinellen Lernens und der künstlichen Neuronalen Netzwerke ein [Schöneburg1994]. Des weiteren entwickelte Holland eine allgemeine formale Sprache zur Beschreibung der Instruktionen und Grammatiken von Programmiersprachen (broadcast language). Er gab auch den wesentlichen Anstoß zur Anwendung der GA bei der Lösung von Optimierungsproblemen.

Tabelle F.1: Begriffe im Zusammenhang mit Genetischen Algorithmen

Begriff	Erklärung
Individuum	Bezeichnet einen Lösungsvektor oder Lösungswert des Optimierungsproblems.
Population	Gesamtmenge aller zur gleichen Zeit existierenden Individuen
Generation	Gesamtmenge aller zur gleichen Zeit aus verschiedenen selektierten Eltern erzeugte Menge von Nachkommen.
Chromosomen	Jedes Chromosom beinhaltet eine feste Anzahl von Genen, Chromosomen werden als Vektoren notiert, die Gene sind dabei dann die einzelnen Komponenten. (Chromosom = Individuum)
Gen	Komponente eines Chromosoms, besteht aus einem binären Wert oder einer Kette binärer Werte (0,1), Gene entsprechen Variablen, die als Platzhalter dienen.
Allel	Bezeichnet die verschiedenartigen Werte eines Gens, hat ein Gen z.B. 10 Allele, kann dieses Gen jeweils genau eines dieser Allele annehmen.

Mutation	Mit Hilfe der Mutation werden einzelne Gene eines Individuums zufällig verändert (mutiert), über diesen Mechanismus wird garantiert, dass lokale Lösungsgebiete auch verlassen werden können.
Fitness und Bewertung	Die Fitness beschreibt die Qualität eines einzelnen Individuums der Population, während die Bewertungsfunktion neben der Fitness auch die Herkunft sowie die Lebensdauer eines Individuums bemessen kann.
Crossover	Beim Crossover werden die Gene von zwei Individuen über Kreuz vertauscht. Die Anzahl der Gene wird dabei in zwei Hälften aufgeteilt. Jeweils eine untere und eine obere Hälfte. Dabei entstehen zwei völlig neue Individuen.
Rekombination	Rekombination bezeichnet den Prozess des Verschmelzens zweier Individuen zu einem Neuen.

F.2. Grundgerüst eines Genetischen Algorithmus

Die Genetischen Algorithmen ähneln den Evolutionsstrategien im Grundgerüst sehr. Die Mannigfaltigkeit der Ausprägung der einzelnen Varianten der GA hat sich bis heute derart diversifiziert, dass zunächst das Grundgerüst in Form eines Pseudocodes angegeben wird.

Die unterschiedlichen Varianten der GAs unterscheiden sich hauptsächlich darin, wie die verschiedenen Subroutinen abgearbeitet werden.

F.2.1. Codierung

Holland und seine Mitarbeiter haben diesem Problem ihre besondere Aufmerksamkeit gewidmet. Dies ist auch damit zu verstehen, dass im Gegensatz zur Variation bei den ES, bei denen einzelne Werte aus einem Toleranzbereich variiert werden, bei den Genetischen Algorithmen durch das Kippen einzelner Bits Parameteränderungen mit riesigen Sprüngen möglich sind.

Beispiel: Es sei x ein Vektor zur Lösung eines beliebigen Optimierungsproblems, x besitze zwei Komponenten,

$$\underline{x} = \begin{bmatrix} 12 \\ 65 \end{bmatrix}$$

in binärer Darstellung bedeutet dies bei einer 8 Bit Kodierung

$$\underline{x}^{(bin)} = \begin{bmatrix} 00001100 \\ 01000001 \end{bmatrix}$$

Da bei den GAs einzelne Bits modifiziert werden, kann sich der Wert des Parameters jeder einzelnen Komponente erheblich ändern.

Wird z.B. das MSB (most significant bit) verändert, in dieser Darstellung das Bit am linken Rand, so springt der Wert von 12 um 128 auf 193, kippt bei der zweiten Komponente das zweite Bit von links, springt der Wert von 65 auf 1,

$$\underline{x}^{(bin)} = \begin{bmatrix} 10001100 \\ 00000001 \end{bmatrix} \text{ und damit } \underline{x} = \begin{bmatrix} 193 \\ 1 \end{bmatrix}$$

während bei den ES eine Änderung beider Komponenten z.B. die erste um + 5%, die zweite um -5% zu einem mutierten Vektor in der Umgebung des Ausgangspunktes führt

$$\underline{x} = \begin{bmatrix} 12.60 \\ 61.75 \end{bmatrix}$$

Aus diesem Beispiel wird sofort deutlich, dass die Art der Kodierung des Problems sowie die Änderung einzelner Parameter nicht trivial ist bei der Lösung eines Optimierungsproblems. Deshalb ist es für manche Optimierungsprobleme sinnvoll, beide Ansätze zu kombinieren, die Evolutionären Strategien, um im Einzugsbereich einer lokalen Lösung die unmittelbare Umgebung näher abzusuchen, sowie Genetische Algorithmen, um durch das Kippen einzelner Bits im Lösungsraum hinreichend zu springen und diesen vollständig zu erfassen.

Der Vektor \underline{x} repräsentiert somit ein Chromosom, welches aus verschiedenen Genen (Komponenten) besteht, jeder Wert des Gens wird Allel genannt. Somit hat die binäre Kodierung zwei Allele pro Gen, jedes Chromosom besteht demnach aus einer variablen Anzahl von Genen. Es können jedoch auch mehrere Komponenten zu einem Gen zusammengefasst werden

F.2.2. Fitness – und Bewertungsfunktion

Die Bewertungsfunktion legt wie die Qualitätsfunktion bei den ES das eigentliche Optimierungskriterium und -ziel fest. Ein GA versucht durch systematisches Erzeugen von suboptimalen Lösungen das Optimum oder die Lösung des Optimierungsproblems zu finden oder zu approximieren. Die Bewertungsfunktion misst oder bestimmt, wie nahe ein Chromosom dem oder den gesuchten optimalen Werten ist. Die Bewertungsfunktion stellt damit ein Maß für die Güte dar. Selbst die Forderung nach Kausalität, dass geringfügige Änderungen der Chromosomen auch nur geringfügige Änderungen der Qualität hervorrufen, muss nicht streng eingehalten werden. Dennoch ist zu beachten, dass sprunghafte Bewertungsfunktionen oftmals die Konvergenz eines GA erheblich vermindern.

Bei den ES wird nicht zwischen der Bewertung eines Chromosomen und seiner Fitness unterschieden, bei den GA hingegen können Fitness- und Bewertungsfunktion keinesfalls gleichgesetzt werden. Bei den GAs wird zur Selektion der Eltern zur Erzeugung der Nachkommen die individuelle Fitness nicht berücksichtigt. Die Fitness wird nur benutzt um zu entscheiden, ob ein Individuum überlebt oder nicht. Bei den ES betrifft die Selektion der Eltern für die Erzeugung der Nachkommen jedes Individuum gleichwahrscheinlich. Bei den GAs ist dies nicht der Fall. Hier wird zunächst der Wert der Bewertungsfunktion mit Hilfe einer variablen Vorschrift in einen Fitnesswert umgerechnet, die Wahrscheinlichkeit für die Wahl der Eltern für die Nachkommen wird in Abhängigkeit der Fitness der einzelnen berechnet. Die Gleichsetzung der Bewertung eines Individuums mit seiner Fitness ist daher streng genommen falsch.

Die Bewertungsfunktion gibt an, wie gut das Chromosom das Optimum approximiert, die Fitness gibt an, mit welcher Wahrscheinlichkeit sich dieses Individuum für die nächste Generation vererbt.

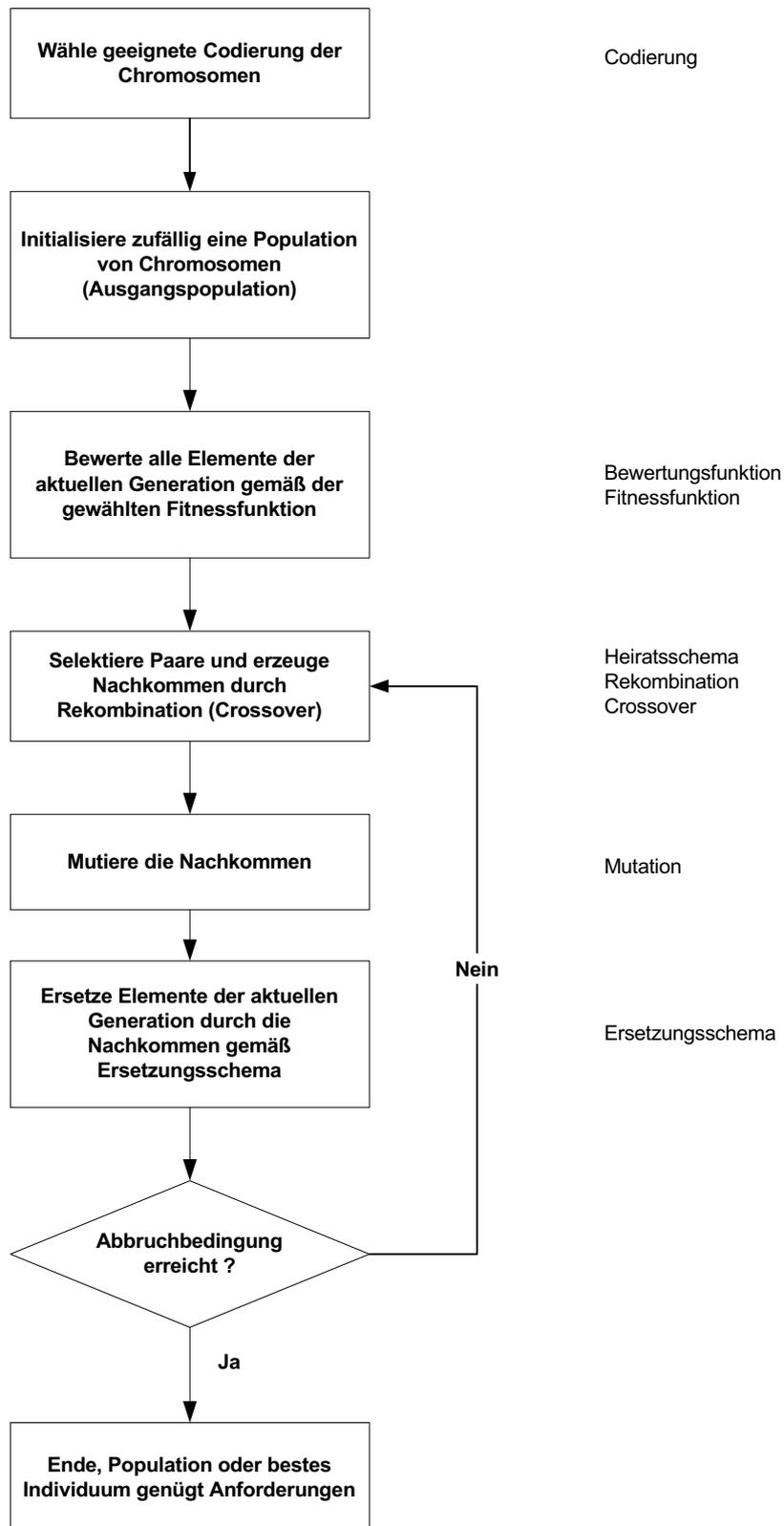


Bild F.1: Grundgerüst eines Genetischen Algorithmus

Sei b_i die Bewertung eines Chromosoms x_i und n die Anzahl der Chromosomen der Population, dann erfolgt die Bewertung der aktuellen Population mit Hilfe von

$$B := \sum_i^n b_i.$$

Identifiziert man nun die Fitness eines Chromosoms mit seiner Bewertungsfunktion, ist

$$Fit_{direct}(x_i) = b_i$$

Hier einige gängige Verfahren zur Berechnung der Fitness aus der Bewertungsfunktion:

$$Fit_{prop} := a \cdot \frac{b_i}{B}$$

kennzeichnet die proportionale Fitness eines Chromosoms, hierbei erhält jedes Individuum einem seiner Fitness im Verhältnis zu allen anderen Individuen proportionalen Wert.

Die Fitnessfunktionen

$$Fit_{lin} = \frac{1}{B - b_i}$$

und

$$Fit_{lin2} = \frac{1}{B - k \cdot i}$$

sind durchaus gegenseitig durcheinander definierbar. Die Definition der Fitnessfunktion ist dabei wie bei den ES die Bewertungsfunktion, jeweils problemspezifisch anzupassen.

F.2.3. Crossover und Rekombination

Die ES benutzen die Mutation, um die einzelnen Gene zu verändern und bedienen sich ausgefeilter Mutationsstrategien, um die Effizienz der Algorithmen zu optimieren.

Im Gegensatz dazu konzentrieren sich GA eher auf das problemabhängige Crossover und Rekombinationsschema. Hauptzweck der jeweiligen crossing-over Methoden ist es, den Suchraum effizient zu durchschreiten. Der Hauptgrund für die Fokussierung der GA Theoretiker auf die Crossing Over Verfahren liegt darin, dass in ihnen problemspezifisches prozedurales Wissen über den Suchraum abgelegt werden kann. Der Grundalgorithmus des GA kann dabei jeweils unverändert bleiben. Somit lassen sich durch verschiedenartige Implementierungen eines problemangepassten Crossing-Over Grundlegende GA auf ein Problem zuschneiden.

Typische crossing over Verfahren sind

one-point-crossover:

Für jedes aus dem Heiratsschema selektierte Chromosomenpaar a_1 und a_2 gilt:

Generiere gleichverteilte natürliche Zufallszahlen aus der Menge von 1 bis zur Länge von $l(a_1)$ und generiere ein neues Chromosomenpaar a_{1neu} und a_{2neu} , indem jeweils die erste Hälfte bis zur Zufallszahl getauscht wird und die zweite Hälfte vom Alten übernommen wird.

Two-Point-Crossover:

Für jedes aus dem Heiratsschema selektierte Chromosomenpaar a_1 und a_2 gilt:

Generiere gleichverteilte natürliche Zufallszahlen p_1 und p_2 und generiere neue Chromosomenpaar $a_{1\text{neu}}$ und $a_{2\text{neu}}$ durch $a_{1\text{neu}}(i) = a_2(i)$ und $a_{2\text{neu}}(i) = a_1(i)$ wenn $p_1 \leq i \leq p_1$ sowie $a_{1\text{neu}}(i) = a_1(i)$ und $a_{2\text{neu}}(i) = a_2(i)$ wenn $p_2 < i < p_1$. Da ja nicht bekannt ist, welche Zufallszahl größer ist, wird somit zufällig variiert, nach welchem One-Point-Crossover rekombiniert wird.

Zufallsschablone fürs Crossover

Generiere für einen binären Zufallsvektor welcher in der Länge gleich der Länge der Chromosomen a_1 und a_2 ist und zufällig $z_i = 1$ oder 0 besitzt. Entsprechend des Wertes $z(i) = 1$ wird $a_{1\text{neu}}(i) = a_2(i)$ gesetzt und bei $z(i) = 0$ wird $a_{1\text{neu}}(i) = a_1(i)$ gesetzt, $a_{2\text{neu}}(i) = 1 - a_{1\text{neu}}(i)$ ein dazu komplementärer Vektor.

Mutationen

Die Mutationen besitzen bei den GAs eine wesentlich geringere Bedeutung als bei den ES. Bei den ES wird mit Hilfe der Mutation einzelner Gene der Parameterraum systematisch abgesucht. Diese Aufgabe hat bei den GAs das Crossover übernommen, so dass der Mutation an sich keine große Bedeutung mehr zuteil wird. Die Mutationen bei den GA dienen lediglich dazu, eine zu frühe Konvergenz des Algorithmus zu verhindern und ein bestimmtes Maß an Divergenz und Inhomogenität innerhalb der Population zu erzeugen.

Die einzelnen Mutationsstrategien wählen dabei häufig nur ein Gen des Chromosoms aus und ändern oder invertieren dieses zufällig von 0 auf 1 oder entsprechend invers.

G. Literaturverzeichnis

- [Adams2001] Adams N.M., Hand D.J., TillR.J.: "Mining for classes and patterns in behavioural data", Journal of the Operational Research Society 52 (2001) 1017-1024
- [Ahlers2003] Ahlers, Ernst : "Richtig vernetzen, Anschluss mit und ohne Kabel", c't Computerzeitschrift Ausgabe 06/2003, Heinz Heise Verlag, Hannover
- [Ball1965] Ball, Geoffrey H.; Hall, David J.: "A Clusterinh Technique for Summarizing Multivariate Data", Behavioral Science, Volume 12, 1967, pp153-155
- [Bandemer1997] Bandemer, H.: "Ratschläge zum mathematischen Umgang mit Ungewissheit", Teubner Verlag 1997, ISBN 3-8154-2118-7
- [Bandemer1992] Bandemer, H.; Näther, W.: "Fuzzy Data Analysis", Theory and Decision Library, Series B: Mathematical and Statistical Methods, Kluwer Academic Publishers, ISBN 0-7923-1772-6
- [Beutin2001] Beutin, Paul, Schröder: Marketing in Energieversorgungsunternehmen: Instrumente und Erfolgsfaktoren in Zeiten der Deregulierung, Management Know-how M63, 2001, ISBN 3-89333-267-7, sowie Zeitschrift für Energiewirtschaft, 3/2001 (ZfE 3/2001)
- [Bezdek1973] Bezdek, J.C.: "Fuzzy Mathematics in Pattern Classification", Dissertation (Ph.D.), Cornell University, USA, 1973, University Microfilms, A XEROX Company, Ann Arbor, Michigan
- [Chau1999] Chau T., Wong A.K.C.: "Pattern discovery by residual analysis and recursive partitioning", IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering 11 (1999) 833-852
- [Dormanns1993] Dormanns M., Heiss H.-U.: "Task Assignment by Self Organizing Maps", Interner Bericht Nr. 17/93, Universität Karlsruhe, Fakultät für Informatik, Mai 1993
- [Destatis2002] Statistisches Bundesamt, Datenreport 2002, verfügbar auf www.destatis.de

- [Destatis2003] Deutsches Statistisches Bundesamt, "Datenreport 2002, Zahlen und Fakten über die Bundesrepublik Deutschland", Statistisches Bundesamt (Hrsg.) In Zusammenarbeit mit dem Wissenschaftszentrum Berlin für Sozialforschung (WZB) und dem Zentrum für Umfragen, Methoden und Analysen, Mannheim (ZUMA)
- [Dostert2000] Dostert, Klaus, "Powerline Kommunikation", Franzis Verlag, Poing, 2000, ISBN 3-7723-4423-2
- [EHZ2003] eHZ VDN-Lastenheft Elektronische Haushaltszähler, Entwurf zur Freigabe, Version 0.9 vom 14.11.2003, EMSYCON GmbH, Dr. M. Wisy, im Auftrag für den VDN (Verband der Netzbetreiber) der VWEW
- [EMH2003] H. Malek, Dr. Grannemann, Informationen zum Zählermarkt in Deutschland, Firma EMH Wittenburg, Hamburg, www.emh-meter.de
- [EMVG1998] EMV Gesetz vom 18.09.1998 zur Umsetzung der Richtlinie 89/336/EWG des Rates vom 3. Mai 1989 zur Angleichung der Rechtsvorschriften der Mitgliedstaaten über die elektromagnetische Verträglichkeit
- [Enel2003] Internet Artikel über den Einsatz von fast 30 Mio. fernauslesbarer Zähler in Italien, www.enel.it
- [Enetics1995] www.enetics.com, sowie EPRI Annual Report 1996, Electric Power Research Institut,
- [etz2003] M.Baranski, W.Berpohl, J.Voss, "Optischer Sensor zur Erfassung der Wirkleistungsaufnahme am Ferrariszähler" etz 11/2003, VDE-Verlag 2003, Berlin
- [Fritzke1992] B. Fritzke, "Wachsende Zellstrukturen - ein selbstorganisierendes neuronales Netzwerkmodell", Dissertation, Erlangen 1992
- [Görlitz2003] Metering Automation, Artikel über den Skalar mit Anbindung ans Mobilfunknetz über GPRS
- [Gruener2001] Grüner Messtechnik, 78713 Schramberg, unter: <http://www.gruenerm.de/>, Oktober 2001
- [Grey1997] P.Grey, "Psychology, Chapter 9: Perception", Worth Publishers, 1997

- [Hadley1969] Hadley G.; "Nichtlineare und Dynamische Programmierung", Physica-Verlag Würzburg-Wien, 1969
- [Hand2002] Hand D.J., Adams N.M., Bolton R.J.: "Pattern Detection and Discovery", Proceedings of ESF Exploratory Workshop London, UK, 2002, Springer Verlag
- [Hart1984] George W. Hart; "Nonintrusive Appliance load data acquisition method" MIT Energy Laboratory Technical Report, Sept. 1984
- [Hart1985] George W. Hart; "Prototype nonintrusive appliance load monitor", MIT Energy Laboratory Technical Report, Electric Power Research Institute Technical Report, Sept. 1985
- [Hart1987] Hart G.W. : "Minimum Information Estimation of Structure", Dissertation, Massachusetts Institute of Technology, June 1987, Laboratory for Information and Decision Systems, Cambridge, MA 02139
- [Hart1992] George W. Hart; "Non-intrusive Appliance Load Monitoring"; Proceedings of the IEEE, Vol.80, Nr.12, Dezember 1992, S.1870-1890
- [Heistermann1994] Heistermann J.: "Genetische Algorithmen - Theorie und Praxis evolutionärer Optimierungen", Teubner Verlag, 1994, ISBN 3-8154-2057-1
- [HUT2004] SOM-Toolbox für MATLAB, entwickelt und veröffentlicht von der Helsinki University of Technology, Laboratory of Computer and Information Science, Neural Networks Research Centre, Finland; <http://www.cis.hut.fi/projects/som-toolbox/>
- [Jobman1995] Jobman, D.R.; "The Handbook of Technical Analysis", Probus Publishing Co. (1995)
- [Jain1996] Jain, K.A.; Mao, J.; Mohiuddin, K.M.: "Artificial Neural Networks: A Tutorial", Theme Feature, IEEE 1996
- [Jumpteck2002] Produktdatenblatt zu Embedded Systemen mit Geode mit 200MHz Prozessoren, Fa. Jumpteck, 2002
- [Kahmann2003] Kahmann, Martin, "Elektronische Zähler", Handbuch Elektrizitätsmesstechnik, Kapitel 4, VDE-Verlag, ISBN 3-8007-2700-5,

- [Kohonen1994] T.Kohonen, "Self Organizing Maps", Springer Series in Information Sciences, Springer Verlag, ISBN 3-540-58600-8
- [Kröse1996] Kröse,B.; van der Smagt,P.: "An Introduction to Neural Networks", University of Amsterdam, Niederlande, electronic book, www.fwi.uva.nl/research/neuro
- [Larson1978] Larson,R.E.; Casti,J.L.: "Principles of Dynamic Programming - Part I", Control and System Theory Vol. 7, Marel Decker, New York, 1978, ISBN 0-8247-6589-3
- [Margossian1993] Bedig Margossian; "Deriving End-Use Load Profiles Without End-Use Metering: Results of Recent Validation Studies"; Report from Quantum Consult Inc., Berkley, USA, 1993
- [Margossian1991] John Powers, Bedig Margossian, Bruce Smith; "Using a Rule-Based Algorithm to Disaggregate End-Use Load Profiles from Premise Level Data"; IEEE Computer Applications in Power, April 1991, S.42-47
- [Mayring1993] Mayring, Phillip: Einführung in die qualitative Sozialforschung, Psychologische Verlagsunion, München 1993
- [Moore1996] Taylor Moore, "Load Monitoring", EPRI Journal 1996, S.24-S.28
- [Norford2003] C.Laughman, K.Lee, R.Cox, S.Shaw, S.Leeb, L.Norford, P.Amstrong; "Power Signature Analysis"; IEEE power & energy magazine, 03/04 2003, S.56-63
- [NZR2003] Nordwestdeutsche Zählerrevision, 49196 Bad Laer, unter: <http://www.nzr.de/>, Januar 2003
- [Pihala1998] Hannu Pihala, VTT Energy; "Non-intrusive appliance load monitoring system based on a modern kWh-meter"; Thesis for the degree of Licentiate in Technology, VTT Publications 356, Technical Research Centre of Finland 1998
- [PTB2000] Physikalisch Technische Bundesanstalt in Braunschweig, PTB Mitteilungen 110 (2000), Heft 1
- [Prior1997] Prior D; "Nachbildung der Energiebedarfsstruktur der privaten Haushalte - Werkzeug zur Bewertung von Energieeinsparmaßnahmen", VDI Fortschritt-Berichte Reihe 6, Energietechnik Nr. 379, VDI Verlag 1997

- [PESAG2003] Informationen von Mitarbeitern der PESAG AG Paderborn (jetzt E.ON Westfalen Weser) H. Johannesmeier/H.Koch
- [PTB1982] Friedel, Richard; Volkmann, Gerhard: "PTB Prüfregeln Elektrizitätszähler", 2. Auflage, Physikalisch-Technische Bundesanstalt, Braunschweig 1982
- [Rheine1989] Voß J., Ortjohann E.: Feldversuch Dynamische Tarife, Universität Paderborn, Fachbereich Elektrotechnik, Fachgebiet Elektrische Energieversorgung
- [RegTP2000] Regulierungsbehörde für Telekommunikation und Post, Jahresbericht 2000
- [Rabiner1989] L.R.Rabiner; "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition"; Proceedings of the IEEE, Vol. 77, Nr. 2, Februar 1989
- [Rahmann1998] A.F.R. Rahman, M.C. Fairhurst, "An evaluation of multi-expert configurations for the recognition of handwritten numerals", Pattern Recognition 31 (9) (1998) 1255-1273
- [Roos1994] J.G. Roos, University of Pretoria; "Non-intrusive Load Monitoring of Electrical Appliances"; Elektron April 1994;
- [Schöneburg1994] Schöneburg E., Heinzmann F., Feddersen S.: "Genetische Algorithmen und Evolutionsstrategien - Eine Einführung in Theorie und Praxis der simulierten Evolution", Addison-Wesley, 1994, ISBN 3-89319-493-2
- [Schöning2001] Schöning, Prof. Dr. Uwe: "Algorithmik", Spektrum Akademischer Verlag GmbH, Heidelberg, Berlin, 2001, ISBN 3-8274-1092-4
- [Shannon1948] Shannon, C.E.: "A Mathematical Theory of Communication", Reprint from The Bell System Technical Journal Vol. 27, 1948
- [Stickel1987] T.D. Stickel and L.C. Markey; "Residential load control and metering equipment" EPRI Tech 1987
- [TAB2000] Technische Anschlussbedingungen für den Zählerplatz, VDEW Verlag, 2000
- [Techem2000] Beschreibung des Produktes Assisto von Techem aus dem Jahr 2000, www.techem.de

- [VDEW1995] VDEW Messgerätestatistik, Stand 31. Dezember 1995, Verband der Elektrizitätswirtschaft
- [VDEW-EJ2002] VDEW Energie Journal Ausgabe 3/2002, Verband der Elektrizitätswirtschaft, www.vdew.de
- [VDEW2001] VDEW Jahresbericht 2001, Verband der Elektrizitätswirtschaft, www.vdew.de
- [Wagner1993] Wagner, Friedrich Ernst; Kiel: "Haben mechanische Zähler eine Zukunft?", Jahrbuch für Optik und Feinmechanik, 1993, S.189-206, Fachverlag Schiele & Schön GmbH, ISBN 3-794-90554-7
- [Walther2002] Walther, Anne; Rollwage, Nikolaus, "Investitionsrechnung", WRW-Verlag, 2002, ISBN 3-927250-76-7
- [Wortmann1994] Wortmann, Klaus: Psychologische Determinanten des Energiesparens, Beltz, Psychologie Verlags Union, Weinheim 1994
- [Zayer2003] P.Zayer, M.Kahmann : "Handbuch der Elektrizitätsmesstechnik", VWEW Energieverlag, Dezember 2003
- [Zmeureanu1999} R.Zmeureanu, L.Farinaccio: "Using a pattern recognition approach to disaggregate the total electricity consumption in a house into the major end-uses", Energy and Buildings 30 (1999) pp245-259
- [Zmeureanu2000] R.Zmeureanu, M.L.Marceau: "Nonintrusive load disaggregation computer program to estimate the energy consumption of major end uses in residential buildings", Energy Conversion & Management Vol. 41, 2000, pp1389-1403
- [Zmeureanu2002] R.Zmeureanu, L.Farinaccio: "Use of soft computing techniques for the evaluation of energy performance of equipments in buildings", Department of Building, Civil and Environmental Engineering Concordia University, Montreal, Quebec, CA-NADA

Studien- und Diplomarbeiten am Lehrstuhl für Nachhaltige Energiekonzepte ehemals Elektrische Energieversorgung, vertreten durch Prof. Dr.-Ing. Jürgen Voss, Universität Paderborn

- [Sommer2000] Sommer, Frank: "Energiebedarfsvisualisierung für private Haushalte", Seminararbeit Nr. EEV0010, Frank Sommer, Juni 2000
- [Rohdepeter2001] Rodepeter, Ralf: "Entwicklung eines Siedlungsservers zur Vernetzung privater Haushalte mit fernauslesbaren Zählern", Diplomarbeit Nr. EEV0024, Okt. 2001
- [Hoberg2001] Hoberg, Kai: "Mathematische Modelle zur Lastanalyse privater Haushalte"; Studienarbeit EEV0029, Jan. 2001
- [Mohs2000] Mohs, Joachim: "Datensicherheit in vernetzten Hausautomations-Kommunikationssystemen", Studienarbeit Nr. EEV0027, Nov. 2000
- [Szpak2001] David, Szpak: "Hardware-Verfahren zur Datensicherheit in Hausautomations-Kommunikationssystemen", Studienarbeit Nr. EEV0028, März 2001
- [Mohs2001] Mohs, Joachim: "Energienahe Mehrwertdienste für private Haushalte", Diplomarbeit Nr. EEV0101, April 2001
- [Schickhaus2001] Schickhaus, Dirk: "Test und Optimierung eines NIALM Algorithmus mit realen Daten"; Studienarbeit Nr. EEV0034, August 2001
- [MaikranzMüller2001] Maikranz, Julia; Müller, Christina: "Akzeptanzstudie zur Energiebedarfsvisualisierung", Studienarbeit Nr. EEV0036 + EEV0037, Juli 2001
- [Többer2002] Többer, Holger : "Entwicklung eines Softwaresimulators zur Nachbildung des Lastverlaufs privater Haushalte"; Diplomarbeit Nr. EEV0108, Aug. 2002
- [Höfer2002] Höfer, Henning: "Zukunftsweisende Zählertechnik im privaten Haushalt", Studienarbeit Nr. EEV0203, Nov. 2002
- [Henke2003] Henke, Christian: "Optischer Sensor zur Messung der Momentanleistung eines Ferrariszählers", Studienarbeit Nr. EEV0113, März 2003
- [Harlos2003] Harlos, Dietmar: "Optimierung einer Mikrocontrollerschaltung zur Aufnahme der Momentanleistung eines Energiezählers", Diplomarbeit Nr. EEV0205, Jan. 2003

[MüllerKirk2004]

Müller-Kirk, Martin: "Neuro-Fuzzy Clusterverfahren für NIALM Systeme; Diplomarbeit Nr. EEV0207, April 2004

Lebenslauf

Name Baranski
Vorname Michael
Wohnort Schlaunstr. 17,
33184 Altenbeken
Michael_baranski@web.de
Geburtsdatum/-ort 16.01.1968, Halle in Westfalen
Nationalität Deutscher
Familienstand verheiratet, 1 Kind



Schulbildung

1974 - 1978 Grundschule Langenheide
1978 - 1989 Kreisgymnasium Halle in Westfalen,
Abschluss: Allgemeine Hochschulreife

Wehrdienst

Jun.1989 - Jun. 1991 Grundwehrdienst mit anschließender freiwilligen Weiterverpflichtung als Soldat auf Zeit in der Instandsetzung als Kfz-Panzerschlosser, Instandsetzungsbataillon 1, Luttmersen, Neustadt am Rübenberg

Studium

Sep. 1991 - Jun. 1995 Fachhochschule Bielefeld, Studium der Elektrotechnik, Vertiefungsrichtung Energietechnik, Abschluss: Diplom-Ingenieur (FH)
Okt. 1995 - Aug. 1999 Universität Paderborn, Ergänzungsstudiengang Elektrotechnik /Automatisierungstechnik, Abschluss: Diplom-Ingenieur

Beruf

Okt. 1999 - Febr. 2005 Wissenschaftlicher Mitarbeiter an der Universität Paderborn, Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik, Lehrstuhl für Nachhaltige Energiekonzepte, vertreten durch Prof. Dr.-Ing. Jürgen Voss
Seit März 2005 Entwicklungsingenieur für Erdschlussortungs- und Spannungsregelungssystemen bei der Fa. A.Eberle GmbH & Co. KG in Nürnberg

Schwaney, 06.01.2006

Michael Baranski

