

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 Auswertelgorithmen 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.

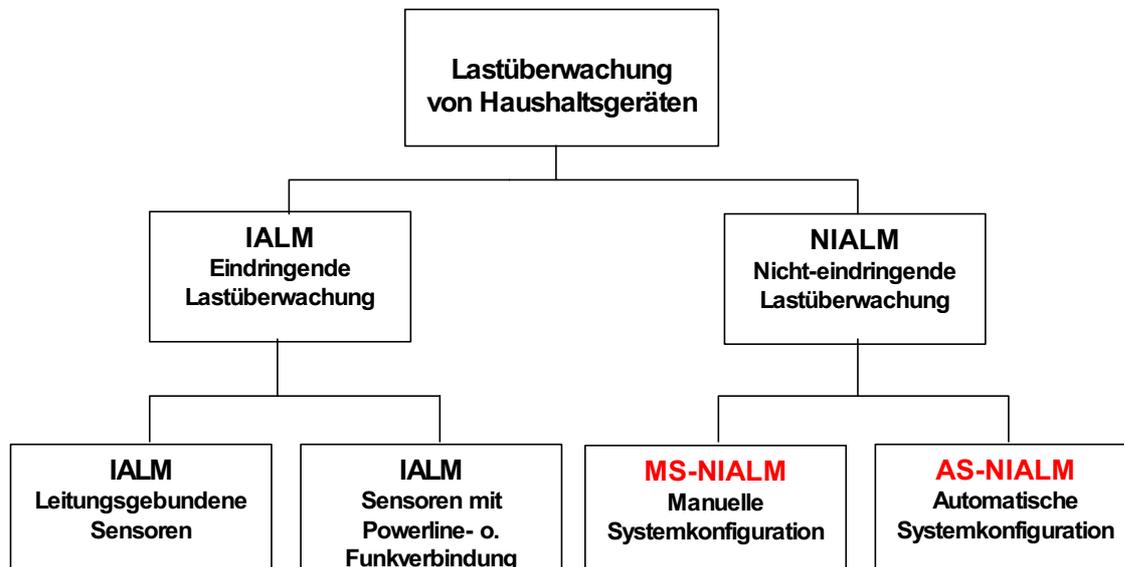


Bild 2.1: Gliederung Lastüberwachungsverfahren im privaten Haushalt

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 **P**rivatsphäre des Haushalts,
- der **H**ardwareaufwand des Systems,
- der Grad der **G**eräteerkennung bzw. die Fähigkeit des Systems, elektrische Verbraucher zu erkennen,
- der **S**oftwareanteil 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).

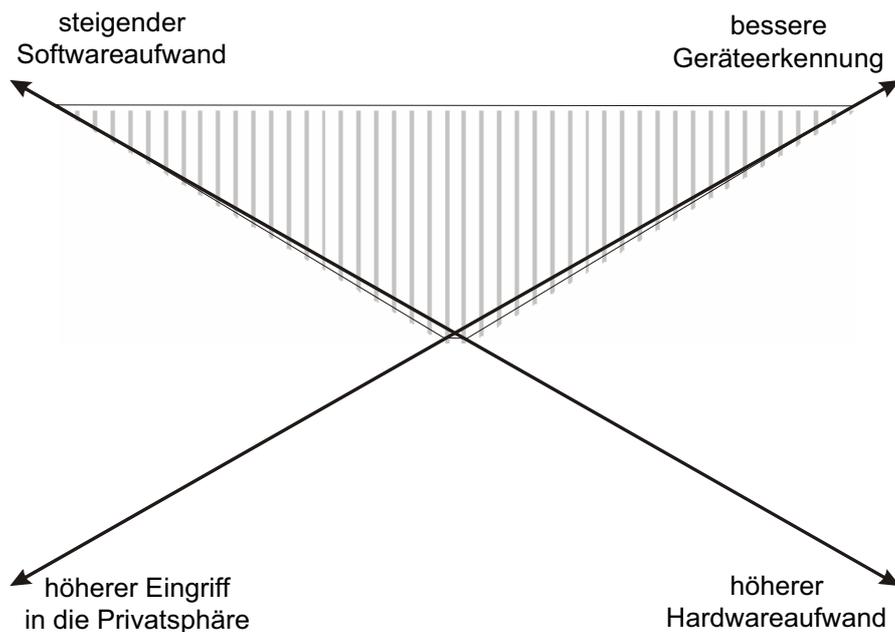


Bild 2.2: Eigenschaften eines idealen NIALM-Systems

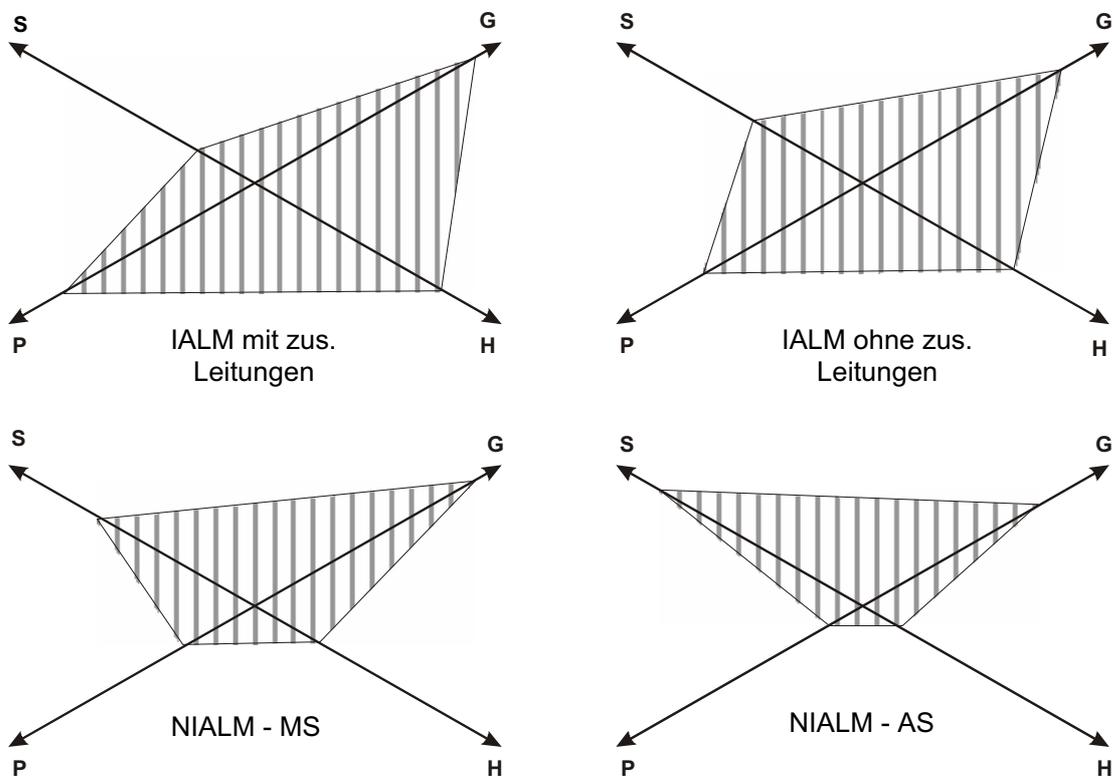


Bild 2.3: Netzdiagramme zur Bewertung der Lastüberwachungssysteme

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.