



## Titel der Abschlussarbeit

Bachelorarbeit von Marius Wodtke

an der Fakultät für Informatik

In dem Studiengang Informatik (B.Sc.)

eingereicht am 01.01.01 beim Institut für Angewandte Informatik und Formale Beschreibungsverfahren des Karlsruher Instituts für Technologie

Referent: Prof. Dr. Hartmut Schmeck

Betreuer: Kaibin Bao

KIT – Universität des Landes Baden-Württemberg und nationales Forschungszentrum in der Helmholtz-Gemeinschaft

### Eidesstattliche Erklärung

Ich versichere hiermit wahrheitsgemäß, die Arbeit und alle Teile daraus selbständig angefertigt, alle benutzten Hilfsmittel vollständig und genau angegeben und alles kenntlich gemacht zu haben, was aus Arbeiten anderer unverändert oder mit Abänderung entnommen wurde.

Karlsruhe, den DATUM

NAME

### Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung					
	1.1	Motivation	1			
	1.2	Fragestellung	1			
	1.3	Weiterer Aufbau	1			
2		verarbeitung	3			
	2.1	State-of-the-Art	3			
3	Fazi	${f t}$	4			
$\mathbf{A}$	Anh	ang	5			

## Abkürzungsverzeichnis

MVC Model-View-Controller

XML Extensible Markup Language

# Abbildungsverzeichnis

## Tabellenverzeichnis

EINLEITUNG 1

### 1 Einleitung

#### 1.1 Motivation

Energie zu sparen ist ein wichtiges Ziel der Umweltpolitik, private Haushalte stehen hier mit im Fokus, weil sie 40% des CO2-Ausstoßes [VBG08] der USA ausmachen.

Je nach Studie besteht f $\tilde{A}_{4}^{1}$ r die Haushalte ein Einsparungspotential von bis zu 20% [AGSA13], [Fis08] untersucht mehrere dieser Studien und beschreibt ein durchschnittliches Einsparungspotential von 5-12%.

Um dieses Einsparungspotential auszunutzen muss der Nutzer regelmäßig und möglichst genau über seinen Verbrauch aufgeklärt werden, denn er kann sich oft nicht mit seinem Verbrauch identifizieren, weil dieser unsichtbar und durch die langen Rechnungsintervalle nicht im Kopf des Nutzers präsent ist.

Damit der Nutzer anfängt sein Verhalten zu kontrollieren muss er begreifen, dass sich sein Verhalten auf seinen Verbrauch auswirkt und er ihn auch durch die gezielte Veränderungen seines Verhaltens senken kann [Fis08].

Non-intrusive load monitoring (NILM) bietet nun die Chance dem Nutzer genau dieses zu geben, nach [KJ11] ist NILM die Aufgabe aus einem, f $\tilde{A}^{\frac{1}{4}}$ r den gesamten Haushalt messenden, Stromzähler Rückschlüsse  $\tilde{A}^{\frac{1}{4}}$ ber die elektrische Last einzelner Geräte zu ziehen.

Ein solches System könnte die geforderte regelmäßige und genaue Aufklärung des Nutzers übernehmen und ihm so helfen, verschwenderische Verhaltensweisen und Geräte zu identifizieren ohne den Haushalt mit vielen digitalen Zählern  $f\tilde{A}\frac{1}{4}r$  die individuellen Geräte ausrüsten zu müssen.

### 1.2 Fragestellung

#### 1.3 Weiterer Aufbau

Im folgenden wird Kapitel 2 die verwendeten Datensätze genauer untersuchen und ihre Beschaffenheit beschrieben.

Anschließend erörtert Kapitel 3 die Auswahl von Vorverarbeitungsschritten und die Features, die zur Klassifizierung verwendet werden.

Außerdem wird ein Überblick  $\tilde{A}_{4}^{\frac{1}{4}}$ ber die aktuelle Forschung im Bereich Vorverarbeitung und Features gegeben.

Kapitel 4 soll schließlich die eigentliche Klassifizierung beschreiben, hier werden das verwendete Netz und Trainingsmethoden besprochen.

Hier wird ebenfalls ein kurzer Überblick  $\tilde{A}^{\frac{1}{4}}$ ber die aktuelle Forschung gegeben.

Die Evaluierung der Klassifikation findet in Kapitel 5 statt. Hier werden verschiedene Klassifizierungsaufgaben ausgeführt und ausgewertet.

Am Schluss steht ein Fazit, in dem die Ergebnisse zusammengefasst und Rückbezug auf die ursprüngliche Fragestellung genommen wird.

1 EINLEITUNG 2

### 2 Vorverarbeitung

#### 2.1 State-of-the-Art

Ursprünglichstes Merkmal um die Zustände von Geräten zu unterscheiden ist die Wirkleistung.

Sie gibt die elektrische Leistung an, die von einem Gerät in andere Leistungen (z.B. Wärme oder Bewegung) umgewandelt werden kann.

Oft wird die Wirkleistung durch gröbere Quantisierung oder Normalisierung geglättet, [Har92] verwendet hierzu folgende Formel:

 $P_{norm}(t) = (\frac{Nennspannung}{V(t)})^2 * P(t)$  mit P := Wirkleistung in Watt und V := Spannung in Volt, die Nennspannung beträgt in Europa 230 Volt.

Die Normalisierung bietet den Vorteil, dass sie nicht verlustbehaftet ist und wird deshalb häufig verwendet, wenn die Spannung gemessen wurde.

Mit der Wirkleistung allein ist man jedoch nicht in der Lage Geräte mit sehr ähnlichem Verbrauch zu unterscheiden, ein Beispiel wären hier ein 2kW Motor und ein 2kW Heizelement.

Diese lassen sich mit Hilfe der Blindleistung, welche nicht in andere Leistungen umgewandelt wird, unterscheiden, weil der Motor als induktiver Verbraucher mehr Blindleistung als das Heizelement aus dem Stromnetz zieht.

Nachteil hier ist jedoch, dass die Blindleistung (und auch die Spannung) extra gemessen werden muss, die Berücksichtigung dieses Features kostet also Geld [ZR11]. Vergleicht man jedoch eine 60W Glühbirne und einen Laptop mit einem 60W Netzteil, dann stellt man fest, dass diese sich auch unter Hinzunahme der Blindleistung kaum unterscheiden lassen [LLC<sup>+</sup>03].

Hier hilft die Betrachtung von mmicro levelFFeatures.

Hier werden Wellenformen und die harmonischen Komponenten des Frequenzspektrums verwendet um Verbraucher zu unterscheiden, [LLC<sup>+</sup>03] zeigt hier z.B., dass sich Glühbirne und Netzteil in der 3. harmonischen Komponente deutlich unterscheiden. Zusätzlich verändern viele Geräte die Wellenform des Stroms, so dass hier weiteres Potential für die Unterscheidung verschiedener Geräte vorliegt [LNKC10].

MMicro levelFFeatures bieten sehr gute Unterscheidungsmöglichkeiten, benötigen aber auch ein sehr hochfrequent aufgelöstes Signal, üblich sind mehrere kHz, [AOB<sup>+</sup>12] bietet hierzu einen Datensatz mit 12kHz Auflösung.

Messgeräte für eine solche Auflösung sind wesentlich teurer als die häufig für Wirk- und Blindleistung verwendeten Geräte mit einer Auflösung von 1Hz und sind im Gegensatz zu Letzteren oft nicht in normalen Haushalten mit Smartmeter vorhanden [ZR11].

Daher wäre es wünschenswert mit den mmacro levelFFeatures mit einer Auflösung von 1Hz auszukommen.

3 FAZIT 4

## 3 Fazit

A ANHANG 5

# A Anhang

LITERATUR 6

### Literatur

[AGSA13] ARMEL, K CARRIE, ABHAY GUPTA, GIREESH SHRIMALI und ADRIAN AL-BERT: Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? The case of electricity. Energy Policy, 52:213–234, 2013.

- [AOB<sup>+</sup>12] Anderson, Kyle, Adrian Ocneanu, Diego Benitez, Derrick Carlson, Anthony Rowe und Mario Berges: *BLUED: A fully labeled public dataset for event-based non-intrusive load monitoring research.* In: *Proceedings of the 2nd KDD workshop on data mining applications in sustainability (SustKDD)*, Seiten 1–5, 2012.
- [Fis08] FISCHER, CORINNA: Feedback on household electricity consumption: a tool for saving energy? Energy efficiency, 1(1):79–104, 2008.
- [Har92] HART, GEORGE WILLIAM: Nonintrusive appliance load monitoring. Proceedings of the IEEE, 80(12):1870–1891, 1992.
- [KJ11] KOLTER, J ZICO und MATTHEW J JOHNSON: REDD: A public data set for energy disaggregation research. In: Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (SIGKDD), San Diego, CA, Band 25, Seiten 59–62. Citeseer, 2011.
- [LLC<sup>+</sup>03] Laughman, Christopher, Kwangduk Lee, Robert Cox, Steven Shaw, Steven Leeb, Les Norford und Peter Armstrong: *Power signature analysis*. Power and Energy Magazine, IEEE, 1(2):56–63, 2003.
- [LNKC10] LIANG, JIAN, SIMON KK NG, GAIL KENDALL und JOHN WM CHENG: Load signature study Part I: Basic concept, structure, and methodology. Power Delivery, IEEE Transactions on, 25(2):551–560, 2010.
- [VBG08] VANDENBERGH, MICHAEL P, JACK BARKENBUS und JONATHAN M GILLI-GAN: Individual carbon emissions: The low-hanging fruit. UCLA Law Review, 55:08–36, 2008.
- [ZR11] ZEIFMAN, MICHAEL und KURT ROTH: Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook. IEEE Transactions on Consumer Electronics, Seiten 76–84, 2011.