



Schweizerische Eidgenossenschaft
Confédération suisse
Confederazione Svizzera
Confederaziun svizra

Eidgenössisches Departement für
Umwelt, Verkehr, Energie und Kommunikation UVEK
Bundesamt für Energie BFE

Jahresbericht 27.01.2014

REALYSE

Load Recognition, Analyse and Benchmark

Auftraggeber:

Bundesamt für Energie BFE
Forschungsprogramm Elektrizitätstechnologien & -anwendungen
CH-3003 Bern
www.bfe.admin.ch

Kofinanzierung:

BKW Energie AG (Bernische Kraftwerke), Viktoriaplatz 2, CH-3000 Bern
Feller AG, Bergstrasse 70, CH-8810 Horgen
Swisscom (Schweiz) AG, M2M Center of Competence, Müllerstrasse 16, CH-8004 Zürich
Bush Energie GmbH / TopTen.ch, Rebweg 4, 7012 Felsberg

Auftragnehmer:

Hochschule Luzern – Technik & Architektur
CEESAR – iHomeLab
Technikumstrasse 21
CH- 6048 Horw
www.iHomeLab.ch

Autoren:

Stephan Tomek, CEESAR – iHomeLab, Stephan.Tomek@iHomeLab.ch
Andreas Rumsch, CEESAR – iHomeLab, Andreas.Rumsch@iHomeLab.ch
Marcel Mathis, CEESAR – iHomeLab, Marcel.Mathis@iHomeLab.ch

BFE-Bereichsleiter:	Dr. Michael Moser
BFE-Programmleiter:	Roland Brüniger
BFE-Vertragsnummer:	SI/500894-01

Für den Inhalt und die Schlussfolgerungen sind ausschliesslich die Autoren dieses Berichts verantwortlich.

Projektziele

Das Projekt REALYSE hat zum Ziel ein Load Disaggregation System für Wohngebäude zu erforschen. Das zu erforschende System ist im Verteilkasten einer Wohnung oder eines Büros platziert und analysiert den Stromkonsum der Wohnung respektive des Büros. Anhand dieser Messdaten werden die einzelnen Verbraucher aus der Stromkennlinie identifiziert. Die Anforderungen an das Mess- und Analysesystem aus Sicht der Systemperformance sind hoch. Mit diesem System sollte jedoch stets eine Balance zwischen Rechenpower für die Verarbeitung der Algorithmen und Energieeffizienz gefunden werden. Ein Internetzugang wird für das Beziehen der Benchmark- Werte und für die Aufbereitung der Informationen benötigt. Abbildung 1 beschreibt das Funktionsprinzip von REALYSE.

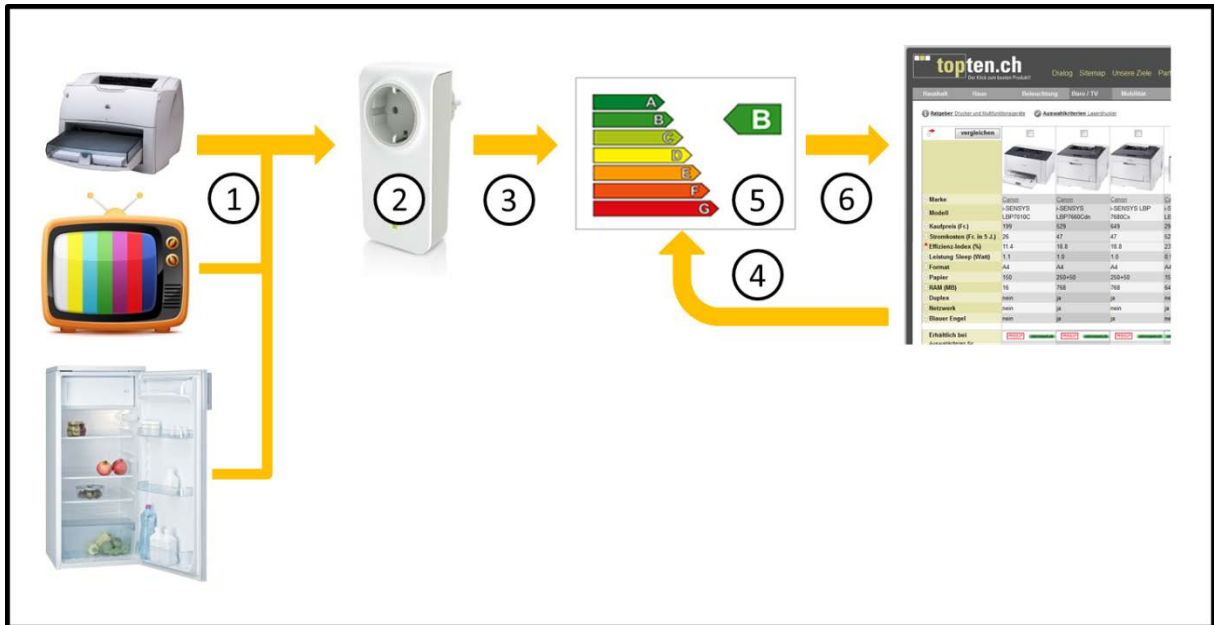


Abbildung 1 Funktionsprinzip von REALYSE

Einer oder mehrere Messadapter (2) sind in der Testumgebung installiert. Die Messadapter messen die angeschlossenen Lasten (1) permanent und detektieren dabei jede Lastveränderung. Die Messwerte (3) werden an eine Zentrale (5) zur Analyse übertragen. Primäres Ziel ist es die Lastveränderungen mittels Softwarealgorithmen zu erkennen und einem Gerät zuzuordnen. Gelingt es nicht, so muss eine Möglichkeit geboten werden, mit ergänzenden Fragen an den Nutzer das Gerät zu bestimmen. Der erkannte Verbraucher wird mit Benchmark-Werten (6) aus dem Internet verglichen (4). Ein Vergleich des erkannten Gerätes mit einem „Best in Class“ Gerät soll den Benutzer motivieren das Gerät auszutauschen oder bewusster einzusetzen.

Abbildung 2 zeigt eine mögliche Anwendung des Systems in einer Wohnung.

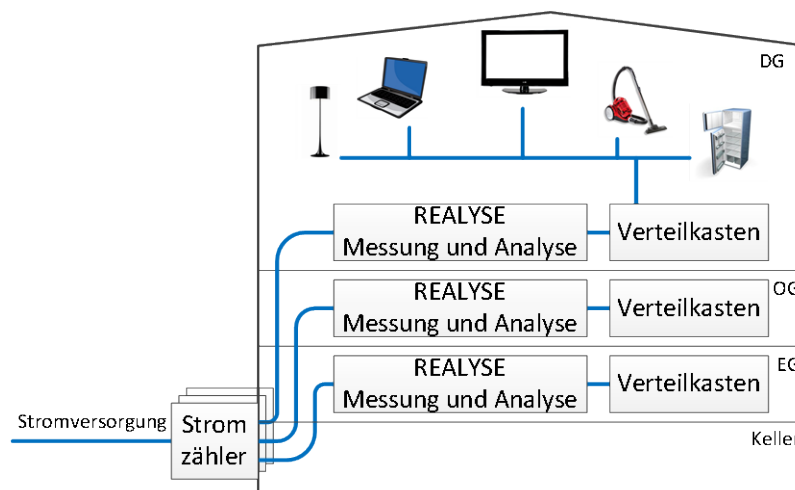


Abbildung 2: Systemübersicht von REALYSE am Beispiel eines Mehrfamilienhauses

Durchgeführte Arbeiten und erreichte Ergebnisse in AP1

In diesem Arbeitspaket wurden die iHomeLab Kontakte zur jüngst gegründeten NIALM Community intensiviert. Im Rahmen dieses Arbeitspaketes wurde geprüft, welche neuen Erkenntnisse in der Community gewonnen worden sind. Gibt es neue Verfahren oder wurden Algorithmen weiterentwickelt oder neue entworfen? Weiter wurden wissenschaftliche Dokumente auch ausserhalb der Community analysiert. Es drängen verschiedene Hersteller mit Disaggregationslösungen auf den Markt, ein Überblick wurde zusammengestellt.

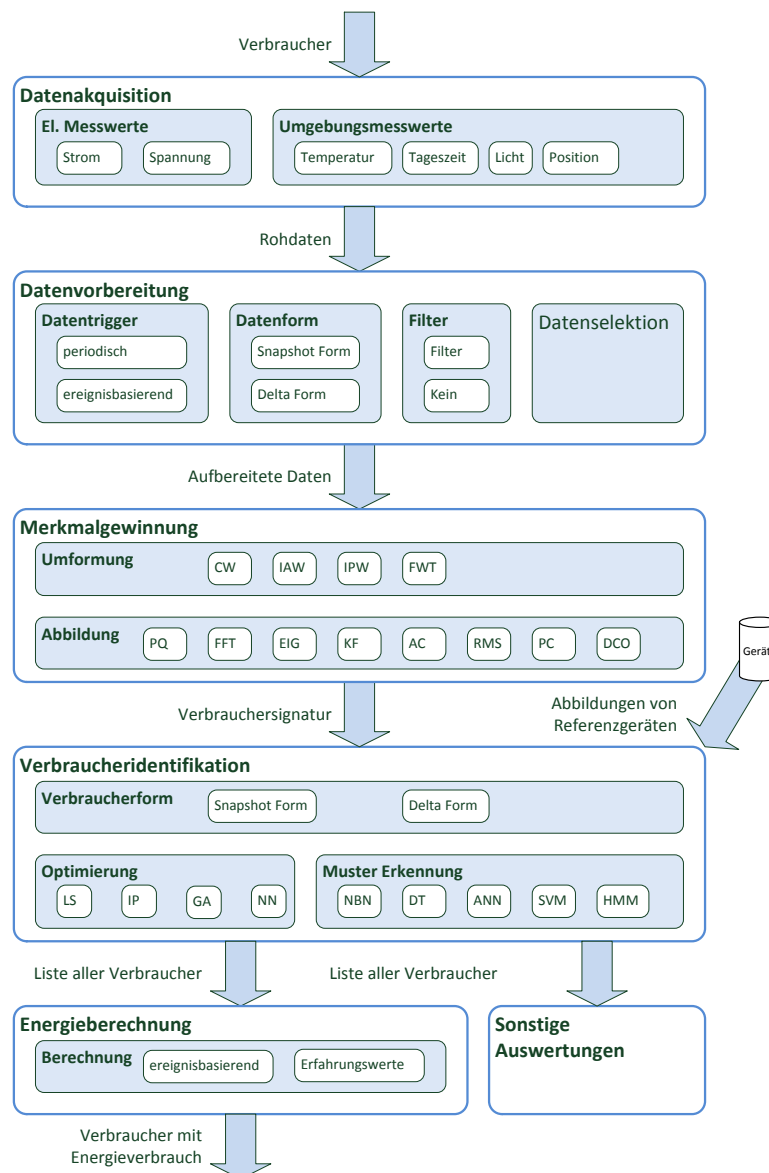


Abbildung 3 Erarbeitetes NIALM Framework

Anhand dieser Daten aus unterschiedlichsten Quellen wurde das bestehende NIALM Framework überarbeitet und mit neuen Erkenntnissen ergänzt (siehe Abbildung 3). All diese Erkenntnisse wurden in einem umfassenden Analysedokument zusammengefasst. Im NIALM Framework wurden unabhängige Prozesse als solche aufgelistet. Jeder einzelne Prozess trägt zu einer hohen Treffsicherheit bei. Eine für den Kunden akzeptable Treffsicherheit von NIALM Produkten ist immer noch die grösste Herausforderung in der NIALM Entwicklung. Ein entscheidendes Kriterium in der Erkennung ist die Abtastrate der Strom- und Spannungskennlinie. Resultate aus verschiedenen Publikationen wurden zusammengetragen und ergaben die in Abbildung 4 dargestellten Richtwerte für die Anzahl möglicher Kategorien, die voneinander getrennt werden können. In den folgenden Arbeitspaketen wird mit einer Abtastrate von 5 kHz gearbeitet. Gemäss Abbildung 4 soll so eine Unterteilung in ungefähr 12 Geräte-

kategorien möglich sein. Eine höhere Abtastrate bedeutet auch immer eine grössere Datenmenge und somit höhere Anforderungen an Rechenleistung, Speicher und Übertragungsmedien.

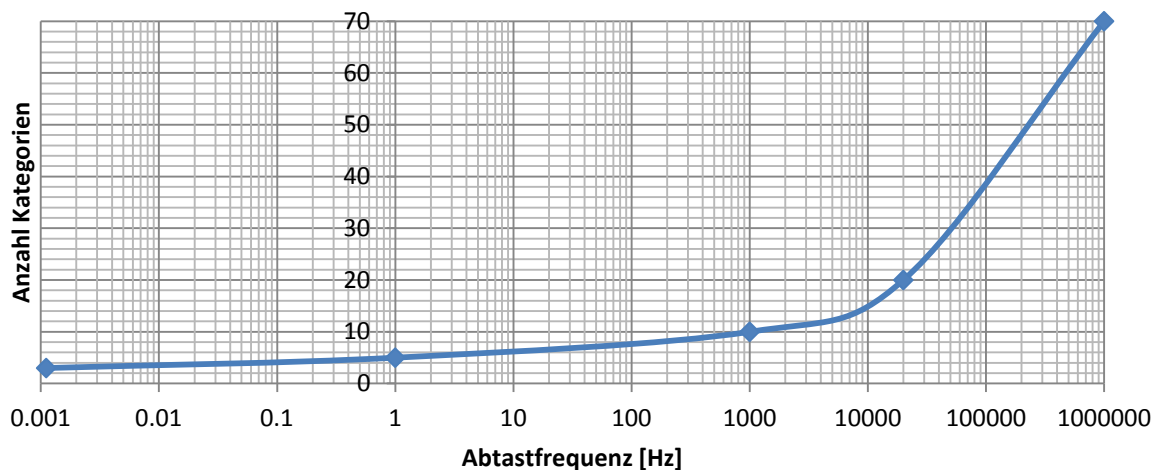


Abbildung 4 NIALM Performance in Abhängigkeit der Abtastrate

Die Komplexität der Algorithmen kann durch den Einsatz einer Delta Form stark reduziert werden. Eine Deltaform beschreibt die Differenz zweier Messkennlinien zu unterschiedlichen Zeitpunkten. In vielen NIALM Forschungen entschied die Qualität dieser Delta Form über Erfolg oder Misserfolg. Eine neue Methode für die Steigerung dieser Qualität wurde in Arbeitspaket 1 erarbeitet. Eine Verifikation ist in folgenden Untersuchungen geplant. Dabei soll die Erkennung von Ereignissen mit demselben Algorithmus erkannt werden, der auch die Verbraucher identifiziert.

Entscheidend über die Robustheit und Eindeutigkeit der Erkennungsalgorithmen ist der Merkmalsvektor als Eingangsvektor für die maschinellen Lernalgorithmen. Viele Publikationen vergleichen unterschiedliche Merkmale miteinander. Ein publikationsübergreifender Vergleich lässt sich jedoch nicht machen. Es fehlt an Bewertungskriterien. Viele Publikationen untersuchten die Qualität der Merkmale über die Performance verschiedener KI Algorithmen. Eine direkte Methode wurde durch die Berechnung der Euklidischen Distanz gefunden. Erstmals wurden in diesem Projekt die Merkmale in Umformung und Abbildung unterteilt. Umformungen heben gewisse Eigenschaften der Messkennlinie stärker hervor. Bei der Abbildung werden Daten auf ein paar wenige Parameter komprimiert. Diese Parameter sollen möglichst orthogonal zueinander sein. Zusammen mit Umgebungsvariablen bilden sie den Fingerabdruck einer Last.

Die Kategorisierung dieses Fingerabdrucks zu einer Verbraucherkategorie ist die Aufgabe des Verbraucheridentifikationsprozesses. Moderne NIALM Algorithmen arbeiten mit Muster Erkennungsalgorithmen. Zu den oft verwendeten Algorithmen zählen Hidden Markov Models, künstliche Neuronale Netzwerke und Bayes Netzwerke. Die Performance dieser Algorithmen ist abhängig von den Eingangsdaten. Sie unterscheiden sich nicht nur in der Art der Kategorisierung, sondern auch mit unterschiedlichen Charakteristiken. Einige müssen bei einem neuen Gerät komplett neu trainiert werden, andere müssen gar nicht trainiert werden (Clusteralgorithmen).

Nationale Zusammenarbeit

Das Projekt REALYSE wird von den folgenden Forschungsinstitutionen und Firmen bearbeitet:

- Hochschule Luzern mit dem iHomeLab
- Swisscom
- Feller
- BKW
- Bush Energie

Internationale Zusammenarbeit

Das iHomeLab der Hochschule Luzern ist Mitglied der internationalen NIALM Community. Zusammen mit den folgenden Forschungsinstitutionen arbeiten wir an Lösungen im Bereich NIALM.

- | | |
|------------------------------------|--------------|
| • M.I.T. (USA) | Z. Kolter |
| • Fraunhofer Institute (USA) | M. Zeifman |
| • Stanford University (USA) | A. Gupta |
| • Carnegie Mellon University (USA) | M. Berges |
| • University of Strathclyde (UK) | L. Stankovic |
| • Universität Darmstadt (D) | A. Reinhard |

Bewertung 2013

Mit dem Arbeitspaket 1 wurde die Grundlage für die nachfolgenden Schritte im Projekt gelegt. So wurde basierend auf dem NIALM Framework ein Vorschlag für das zu entwickelnde System ausgearbeitet.

Zu den Kernaufgaben in AP1 zählten die folgenden Arbeitsschritte:

- Informationsbeschaffung über aktuelle NIALM Verfahren. Dazu zählen das Review des Load Disaggregation Frameworks und die Kontaktaufnahmen zu den NIALM Community Mitgliedern.
- Erstellen einer aktuellen NIALM Produktübersicht
- Vergleich von verschiedenen NIALM Verfahren. Die Gegenüberstellung soll zeigen, welche Verfahren sich am besten für das Projekt Realyse eignen.
- Die Resultate aus dem AP1 werden im Rahmen eines Meilensteinreviews präsentiert.

Am 22.11.2013 konnte das Arbeitspaket 1 dem Steuerungsausschuss vorgestellt werden. Als Vorbereitung erhielten alle Teilnehmer ein umfassendes Analysedokument. Der Steuerungsausschuss hat die geleisteten Arbeiten geprüft und den Meilenstein genehmigt. Das Arbeitspaket 1 konnte termingerecht und im geplanten Umfang abgeschlossen werden.

Ausblick 2014/ 2015

Arbeitspaket 2: Weiterentwicklung des Messsystems und der Erkennungsalgorithmen

Die Kernaufgabe des AP2 verfolgt die Weiterentwicklung der Algorithmen. Dazu müssen die folgenden Arbeitsschritte bewältigt werden:

- Eine Verbrauchertopologie charakterisiert ein Referenzgebäude. Sie soll Verbraucher mit hohem Sparpotential bevorzugt behandeln. Die Algorithmen werden auf die Erkennung dieses Referenzgebäudes optimiert.
- Eine mathematische Beurteilung verschiedener Merkmale soll die Besten davon identifizieren. Dabei muss zuerst ein geeignetes Bewertungskriterium gefunden werden. Ein Set von guten Merkmalen soll zu einer elektrischen Signatur zusammengeführt und mit Umgebungsvariablen angereichert werden.
- Die unterschiedlichen Algorithmen sollen miteinander verglichen werden. Es ist eine möglichst hohe Treffsicherheit anzustreben. Kriterien wie das Training sollen in die Bewertung miteinfließen.
- Ein Konzept für die Messung der Kennlinien Strom und Spannung ist auszuarbeiten. Ein Prototyp soll die Funktionsweise verifizieren.

Arbeitspaket 3: Messsystem und Gesamtsystemintegration

Das Messsystem wird in einer Kleinserie gefertigt und für das Gesamtsystem bereitgestellt. Das Messsystem und die Zentrale werden zu einem Gesamtsystem zusammengeführt.

Arbeitspaket 4: Grundlagen einer Fingerprint Datenbank

Im Projekt wird ein Datenbankmodell für die Fingerprint-Daten entwickelt. Dieses wird mit den im Projekt generierten Messwerten abgefüllt. Ein Daten-Set mit allen relevanten Werten für die Geräteerkennung muss definiert werden und erstmals werden die Fingerprint-Daten in einer zentralen Datenbank abgelegt, damit ähnliche Verbraucher besser identifiziert werden können. Sinnvollerweise wird im Daten-Set auch die Energieeffizienz und die Geräte-Klasse beschrieben. So lassen sich die identifizierten Geräte schnell beurteilen.