UNIVERSITÄT ZU LÜBECK
INSTITUTE FOR SOFTWARE ENGINEERING
AND PROGRAMMING LANGUAGES

isp

EKSH
Gesellschaft für Energie und
Klimaschutz Schleswig-Holstein GmbH

Abschlussbericht SymHEMS
Symcon Home Energy Management System

Prof. Dr. Martin Leucker
Martin Blankenburg, M.Sc.
Michael Maroszek, M.Sc.

06. Dezember 2017

SymHEMS

Symcon Home Energy Management System

Projektbeschreibung

Durch den Wandel hin zu regenerativen Energien werden einzelne Haushalte oder kleine Wohnanlagen zu sog. Prosumers, d. h. sie sind sowohl Produzent als auch Konsument von Energie. Um eine Vielzahl von Verbrauchern und Erzeugern von Energie in einem gemeinsamen Stromnetz miteinander arbeiten zu lassen, ist ein möglichst lokaler Verbrauch der erzeugten Energie aus volkswirtschaftlicher Sicht sinnvoll. Auch aus privatwirtschaftlicher Sicht wird eine derartige intelligente Verwendung des eigen produzierten Stroms ggf. unter Speichertechniken wie stationäre Energiespeicher oder Elektroautos ökonomisch interessant. Das beantragte Projekt SymHEMS hatte zum Ziel, für ein derartiges Szenario einen Prototyp für eine Optimierungslogik zu entwickeln, mit der in bester Weise der eigen produzierte Strom verbraucht werden kann. Dazu wurde ein Prototyp eines sog. Home-Energy-Management-Systems (HEMS) entwickelt.

Die Firma Symcon ist ein Startup im Bereich der Home-Automatisierung, welches sich 2012 in Lübeck gegründet hat. Mittlerweile ist es einer der Marktführer im Bereich von Heimautomatisierungslösungen. Die Expertise der Firma liegt insbesondere in der geschickten Kombination der Protokolle, mit der unterschiedliche Komponenten in einem Heimnetzwerk analysiert und gesteuert werden können. Mit Hilfe der Lösungen der Firma Symcon kann ein intelligentes Zuhause prinzipiell durch ein HEMS gesteuert werden. Ferner verfügt die Firma Symcon über Demo-Häuser, in der ein HEMS getestet werden kann.

Im Rahmen des Projekts wurde zunächst ein Monitoring-Konzept für den Verbrauch und die Erzeugung von Energie im Haushalt erarbeitet und realisiert. Hierbei wurde auf Ergebnisse des von der EKSH geförderten Vorgänger-Projektes ZeLiM zurückgegriffen, in welchem eine Monitorlösung für Energiespeicher entwickelt wurde. Auf Basis der Produktions- und Verbrauchsdaten wurde nun auch unter Verwendung von weiteren Informationen wie der Wettervorhersage eine Prognose über den erwarteten Energieverbrauch und die erwartete Energieproduktion erstellt. Diese Prognose dazu wird verwendet, um frühzeitig Abweichungen in dem typischen Verbrauch aufzuzeigen. Damit ist es möglich, dem Verbraucher Energiesparpotentiale aufzuzeigen. Als ein Teilergebnis des Projektes SymHEMS wurde daher eine sog. Stromampel realisiert, die im Haushalt einen überdurchschnittlichen Energieverbrauch signalisiert.

Hauptziel des Projektes war aber vielmehr, eine intelligente Steuerung zu entwickeln, die nach Vorgaben eines Bewohners in optimaler Art und Weise entscheidet, welche Energiemengen in Energiespeichern wie einem stationären Energiespeichersystem oder einem Elektroauto zwischengespei-

chert werden, aber auch wann variable Verbraucher wie Gefrierschrank oder Wärmepumpe arbeiten.

Da sich die jährlichen finanziellen Einsparpotentiale in einem Haushalt höchstens im niedrigen dreistelligen Bereich befinden, mußte eine wirtschaftlich praktikable Lösung auf einer kostengünstigen und somit schwachen Hardware-Plattform realisiert werden. Die Symcon GmbH vertreibt zur Zeit die SymBox, welche auf dem Raspberry Pi Compute Module basiert und für ca. 240,- Euro zu erwerben ist. Die SymBox kommt bereits mit sämtlicher für den Betrieb benötigter Peripherie, wie SD-Karte, Netzteil, etc., dem hauseigenen Betriebssystem SymOS und vollständig konfigurierter IP-Symcon Software. Um das Einsparpotential weiter zu vergrößern und vor allem die Amortisierungszeit für die Anschaffungskosten zu verkürzen, kann alternativ ein handelsüblicher Raspberry Pi oder eine ähnliche Plattform verwendet werden, welche die Anschaffungskosten auf etwa 65,- Euro reduziert, dafür allerdings vom Benutzer selbst installiert und konfiguriert werden muss. Eine der fundamentalen Herausforderungen des beantragten Projektes war also, das HEMS so zu implementieren, dass es auf eben solchen kostengünstigen Einplatinencomputern auf effiziente Weise in vertretbarer Zeit zu einer effektiven Lösung gelangt.

Insgesamt war somit Ziel des Projekts, den Prototyp SymHEMS als Home-Energy-Management-System auf Basis der Symcon Komponenten zu erforschen und damit ein SmartGrid in den eigenen vier Wänden zu realisieren.

Kooperationspartner

Die Symcon GmbH wurde am 01.01.2012 durch die beiden geschäftsführenden Gesellschafter (M. Steiner und M. Maroszek) gegründet. Die Symcon GmbH entwickelt Hard- und Software für die Haus- u. Gebäudeautomation. Das Kernprodukt ist die Software IP-Symcon. Sie unterstützt alle gängigen Hausautomations-Systeme und kann diese unter einer Oberfläche zusammenfassen.

Durch die qualifizierte Anwenderresonanz von mehreren Tausend weltweit installierten Lizenzen konnte IP-Symcon stetig verbessert und weiterentwickelt werden. Der Vertrieb erfolgt zu 90% über das Internet. Die Software kann vom Kunden direkt vom Server installiert werden.

Die neuste Entwicklung der Symcon GmbH ist die SymBox. Sie wurde durch das Zukunftsprogramm Wirtschaft mit Mitteln des Europäischen Fonds für regionale Entwicklung (EFRE) gefördert. In der SymBox arbeitet ein energiesparender Mikrocontroller auf einem dafür optimierten Betriebssystem SymOS. Die SymBox macht verschiedene Hausautomationssysteme interoperabel und bietet zusätzlich verschiedene Module und Schnittstellen zur Energieerfassung. Da die in der SymBox verwendete Hardware auf der in diesem Projekt angestrebten Zielplattform basiert, ist sie als Entwicklungs- und Testplattform für das Home Energy Management Systems (HEMS) „SymHEMS“ bestens geeignet und kann somit einen Beitrag zum ressourcenschonenden und energieeffizienten Umgang mit unseren knappen Rohstoffen leisten.

Die Symcon GmbH und das Institut für Softwaretechnik und Programmiersprachen sind seit längerer Zeit bekannt. Beide sind Mitglied im Clustermanagement und der Verein Digitale Wirtschaft Schleswig-Holstein-DiWiSH e.V. Es wurden bereits in verschiedenen Foren Lösungskonzepte diskutiert. Eine formale Kooperation, gesellschaftsrechtliche Beteiligungen oder Beratungsverträge mit dem Antragsteller existieren nicht. Die Symcon GmbH ist Gründungsmitglied der SmartHome Initiative Deutschland e.V.

Einführung in IP-Symcon

IP-Symcon verknüpft verschiedenste Geräte von verschiedenen Herstellern unter einem Dach. Ein einheitliches Schema macht diese innerhalb der Software zugänglich. Dazu läuft der IP-Symcon Dienst als Server-Applikation auf einer fast beliebigen Hardware. Im Anwendungsfall für SymHEMS wurde der Raspberry Pi als Zielplattform vorgesehen, der besonders kostengünstig und sparsam ist. Um den im Regelfall erhöhten Konfigurrationsaufwand zu reduzieren, werden an Endkunden fertige Systeme mit einer vorinstallierten SD-Karte ausgeliefert werden, sodass nur noch die endkundenspezifische Konfiguration vorgenommen werden müssen.

Anbindung der Geräte

IP-Symcon nutzt für die Einrichtung der systemspezifischen Geräte eigene Konfiguratoren und stellt über einen einfachen modularen Aufbau eine Verbindung zu den Geräten her. Dabei ist es egal, ob das Herstellersystem funk- oder kabelgebunden ist. IP-Symcon übernimmt dabei den komplexen und technischen Teil der Gerätekommunikation und stellt dem Endkunden die Funktionalität des Gerätes in einfacher abstrahierter Weise zur Verfügung. Diese können dann beliebig verknüpft werden, um das Eigenheim smart zu gestalten.

Abbildung 1: Anbindung über verschieden Medien

Zustände als Variablen abbilden

Wenn die Verbindung zu den Geräten steht, können die Zustände der Geräte von IP-Symcon ausgelesen und gesetzt werden. Diese werden in Variablen abgebildet, die hinterher in der Visualisierung dargestellt und angesteuert werden. Das SymHEMS Modul, welches im weiteren Verlauf noch detaillierter vorgestellt wird, nutzt diese Variablen einerseits als Datenquelle für die aktuellen Zustände/Verbräuche und andererseits zur Ansteuerung der jeweiligen Geräte.

Verwaltung des Systems

Die IP-Symcon Verwaltungskonsole ist die Einrichtungskomponente. Über diese wird die vorher genannte Einbindung der Geräte realisiert. Zusätzlich können auch weitere Automatisierungsfunk-

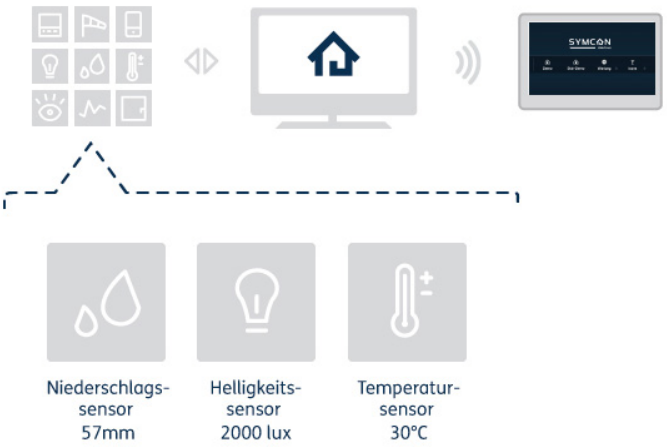

Abbildung 2: Abbildung von Zuständen in Variablen

tionen eingerichtet und verwirklicht werden. Die Einrichtung des SymHEMS-Moduls wird ebenfalls in der Verwaltungskonsole getätigt.

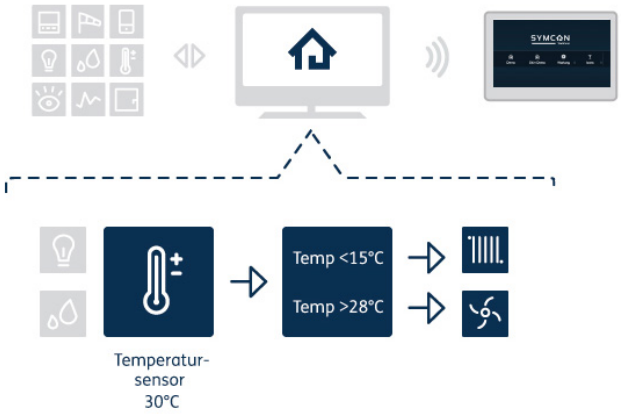

Abbildung 3: Verknüpfen von Sensoren und Aktoren

Visualisierung

IP-Symcon stellt anschließend die Visualisierung der eingerichteten Geräte zur Verfügung. Auch ist ein Steuern über die Visualisierung kein Problem. Für das SymHEMS-Modul werden dort die geplanten Start-/Endzeiten dargestellt, welche auch nach belieben verändert werden können. Sollte der Endkunde den Wunsch haben ein Gerät sofort zu starten, kann dies jederzeit durch manuelles Eingreifen über die Visualisierung geschehen.

Abbildung 4: Visualisierung von IP-Symcon

Aufzeichnung realer Testdaten

Zu Beginn des Projektes wurden Mittel und Wege untersucht, Energieverbrauchswerte elektrischer Verbraucher zu messen und in von Maschinen verarbeitbare Form zu bringen. Dazu wurde ein Übersetzer für die „Smart Message Language“ (SML) - ein Protokoll für die Kommunikation für intelligente Stromzähler (Smart Meter) - implementiert, um die Daten eines solchen intelligenten Stromzählers innerhalb von IP-Symcon nutzbar zu machen. Da es sich bei der SML jedoch um einen sehr jungen Standard handelt, der sich zu Beginn des Projektes gerade in der Zertifizierungsphase befand, mussten wir feststellen, dass der Standard weder einheitlich noch vollständig von den uns zur Verfügung stehenden Geräten implementiert wurde. Weitere Recherchen brachten hervor, dass eine Vielzahl anderer Nutzer ebenfalls dieses Problem hatten, sodass die Entwicklung des Übersetzers vorerst eingestellt wurde. Statt dessen bedienten wir uns herkömmlicher Netzwerksteckdosen, z.B. einer Allnet ALL3075, und nutzten die IP-Symcon Software zum Ein- und Ausschalten der Steckdose und zum Auslesen der aktuellen Energieverbrauchswerte (Spannung, Strom, Leistung). Mit deren Hilfe wurde ein Energieprofil des ECO-Waschprogramms einer handelsüblichen Waschmaschine bei 40°C und 1400 U/min Schleudergang mit Messwerten im Sekundentakt erstellt, damit uns ein realer Datensatz zur Implementierung und zum Testen des nun zu entwickelnden Modells für Energieverbraucher in einem Haushalt zur Verfügung steht.

Implementierung der Energieampel

Die Energieampel soll dem Endkunden einen Überblick über seinen Verbrauch geben. Dabei soll der aktuelle Verbrauch für das Jahr, Monat und die Woche in Relation zum Vorjahr oder einem gewünschten Zielwert gesetzt werden. Beim Verbrauch ist vorgesehen, dass zwischen Strom, Gas und Wasser unterschieden wird. Weiterhin ist es möglich den Zielwert auf einzelne Monate prozentual zu verteilen. Dies ist notwendig, um z.B. beim Gasverbrauch die Wintermonate zu priorisieren in denen geheizt wird, wohingegen die Sommermonate nur geringfügigen Verbrauch aufweisen. Das implementierte Modul gibt dazu je nach Auswahl der Verbrauchsart passende Vorschläge. Kombiniert mit dem wirklichen Verbrauch kann somit für Jahr, Monat und Woche eine Hochrechnung des Verbrauchs erstellt werden, die mit dem gewünschten Zielwert verglichen wird. Je nach Ergeb-

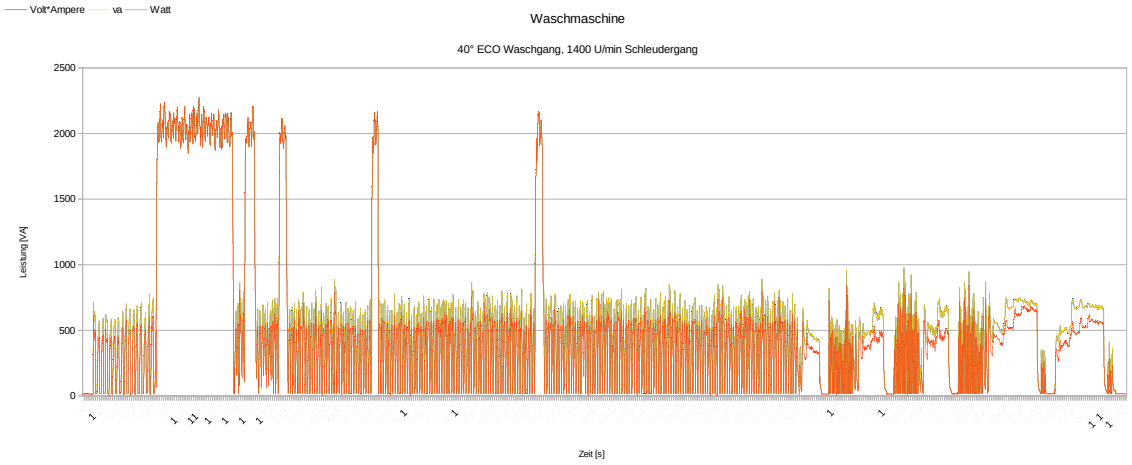

Abbildung 5: Energieprofil 40° ECO Waschgang

nis der Auswertung wird eine Tendenz mit den Ampelfarben dargestellt. Grün wird verwendet, solange der Verbrauch unterhalb des Zielwertes liegt. Liegt der Verbrauch bis 5% über dem Zielwert, wird der Indikator in der Farbe Orange dargestellt. Sollte der Verbrauch über 5% liegen, wird die Anzeige rot markiert. Die visuelle und farbliche Darstellung geben dem Endkunden ein schnell einsehbares Feedback über den Verbrauch, sodass er sich auf gegebenenfalls notwendige Nachzahlungen einstellen kann. Zusätzlich zur Energieampel kann der Kunde die Anzeige der aktuellen Kosten und der Hochrechnung für das aktuelle Jahr, Monat und Woche aktivieren. Sofern ein Erzeuger (z.B. Photovoltaikanlage) im System installiert ist, kann der erzeugte Anteil entsprechend ausgerechnet werden und der Selbstversorgungsnateil ermittelt werden.

Abbildung 6: Energieampel für die Wochenauswertung

Verbraucher

Energieverbrauch	Verbrauchte Energie; Konstante, Funktion oder Tabelle mit zeit-diskreten Messwerten

Abschaltbar

Nicht abschaltbar

Priorität	Beschreibt die Wichtigkeit des Verbrauchers
Frühester Start	Frühester Zeitpunkt, ab dem der Verbraucher eingeschaltet werden darf
Spätestes Ende	Spätester Zeitpunkt, an dem der Verbraucher abgeschaltet werden darf

Nicht verschiebbar

Verschiebbar

Unterbrechbar

Nicht unterbrechbar

Kürzeste Laufzeit	Zeit, die ein Verbraucher eingeschaltet sein muss, bevor er unterbrochen werden kann
Kürzeste Unterbrechung	Zeit, die ein Verbraucher mindestens unterbrochen werdfen muss
Längste Unterbrechung	Zeit, die ein Verbraucher maximal unterbrochen werden darf

Tabelle 1: Klassifizierung von Verbrauchern und deren Eigenschaften

Modellierung

Um solche Energieverbrauchswerte und -kurven für einen Algorithmus nutzbar zu machen, der den Energieverbrauch in einem Haushalt minimiert, wurden im Anschluss die Geräte mit ihren Eigenschaften und verschiedenen Energieprofilen modelliert. Dazu teilten wir die Geräte zunächst in drei Kategorien ein: Erzeuger, Speicher und Verbraucher. Die Verbraucher wiederum teilten wir anhand folgender Fragestellungen ein:

1. Kann das Gerät abgeschaltet werden, ohne die Funktionalität zu beeinträchtigen?
2. Falls es abgeschaltet werden kann, kann man es zu jedem Zeitpunkt an- und ausschalten?
3. Falls es an- und ausgeschaltet werden kann, kann es im laufenden Betrieb unterbrochen werden?

Die Antworten auf diese Fragen führten zu einer Einteilung der Geräte, wie sie in Tabelle 1 zu sehen ist. Die Eigenschaften einer Kategorie von Verbrauchern werden dabei nach unten weiter vererbt, sodass jede Unterkategorie sowohl ihre eigenen Eigenschaften als auch die ihrer Oberkategorie besitzt.

Energieerzeuger und Energiespeicher wurden in ähnlicher Weise mit Eigenschaften versehen, um sie in geeigneter Form in den zu entwickelnden Algorithmus integrieren zu können. Die Eigenschaften können den Tabellen 2 und 3 entnommen werden.

Eigenschaft	*Beschreibung*
Energie	Die produzierte Energiemenge zu einem bestimmten Zeitpunkt
Maximale Energie	Die maximal produzierbare Energie; wird für externe Energieversorger als unendlich angenommen
Effizienzfaktor	Anteil der tatsächlich nutzbaren Energie
Preis	Kosten für Energie; Null für eigene Erzeuger, variiert bei externen Energieversorgern
Vorhersage	Abschätzung, wie viel Energie zu einem bestimmten Zeitpunkt vorhanden sein wird; wird durch Konstante, Funktion oder Wertetabelle repräsentiert

Tabelle 2: Eigenschaften eines Energieproduzenten

Eigenschaft	*Beschreibung*
Ladezustand	Im Speicher vorhandene Energie zu einem bestimmten Zeitpunkt
Kapazität	Gesamtkapazität des Speichers
Eingangseffizienz	Anteil der zugeführten Energie, der gespeichert werden kann
Ausgangseffizienz	Anteil der gespeicherten Energie, der genutzt werden kann

Tabelle 3: Eigenschaften eines Energiespeichers

Um möglichst genaue Prognosen über die Menge der erzeugten Energie machen zu können, kann der Algorithmus Daten externer Dienste nutzen. Simple Modelle zur Prognose der voraussichtlichen Energieproduktion einer Solaranlage finden sich beispielsweise unter http://www.vorhersage-plz-bereich.solar-wetter.com. Diese nehmen aber in der Regel eine parabolische Verteilung der Energie an, sodass zur Mittagszeit der größte Ertrag erzielt wird. Durch eine Kooperation mit dem Deutschen Wetterdienst (DWD) entstand die Möglichkeit bessere Daten zu erhalten. Der DWD bietet Daten auf Basis der aktuellen Wettervorhersagen an, wodurch Prognosen in einem stündlichen Raster basierend auf Sonnenscheindauer und Bewölktheitsgrad zur Verfügung stehen. Aus diesen lassen sich Prognosen darüber ableiten, welche Energieleistung in der jeweiligen Stunde von den Kollektoren zu erwarten ist.

Datum	*Zeit (UTC)*	*Temperatur (°C)*	*Globalstrahlung (W/m²)*
24.10.2016	09:00	0,0	55,5
24.10.2016	10:00	1,0	83,2
24.10.2016	11:00	1,0	83,3
24.10.2016	12:00	1,0	83,3
24.10.2016	13:00	1,0	83,3
24.10.2016	14:00	2,0	55,6
24.10.2016	15:00	1,0	27,8
24.10.2016	16:00	1,0	0,0
24.10.2016	17:00	1,0	0,0

Tabelle 4: Beispieldaten des DWD

Sollte die Energie aus den regenerativen Quellen nicht ausreichen, wird auf den Energieversorger zurückgegriffen, welcher den Strom zu bestimmten festen kWh-Preisen verkauft. Als zukünftige Erweiterung ist denkbar, dass durch Smart Grids und variable Energiepreise diese auch durch den Optimierer berücksichtigt werden können.

Algorithmus

Im Anschluss an die Klassifizierung der Geräte wurde mit der Entwicklung eines geeigneten Algorithmus begonnen, welcher in der Lage ist, anhand der dargestellten Eigenschaften die Nutzung der Geräte derart über den Tag zu verteilen, dass die Kosten für zusätzlich von externen Energieversorgern eingekaufte Energie minimiert wird. Auch hierfür wurde zunächst ein Modell entwickelt, welches die Funktionsweise des Algorithmus in geeigneter Form abbildet. Zu diesem Zweck wurde der Algorithmus in vier Phasen eingeteilt, die Abbildung 7 entnommen werden können.

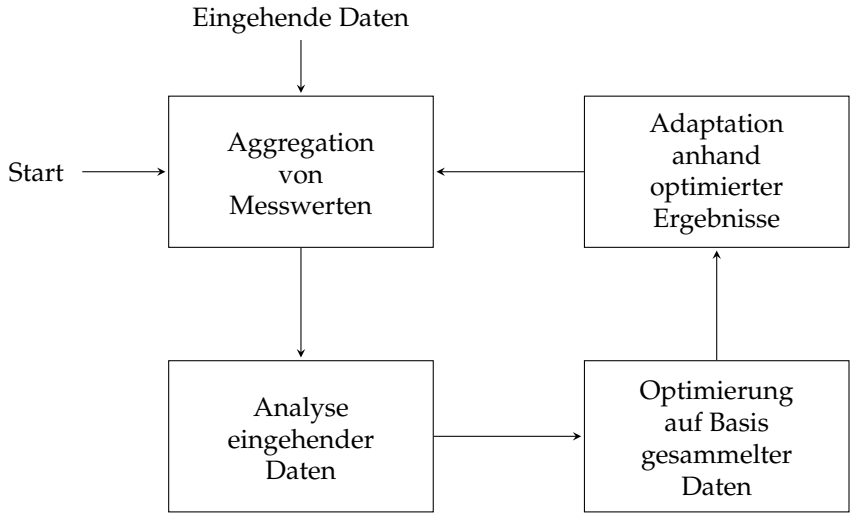

Abbildung 7: Schematische Darstellung des Systems

Aggregation

In der ersten Phase findet die Sammlung von Informationen statt. Dies beinhaltet die aktuellen Verbrauchswerte aller mit dem System verbundenen elektrischen Verbraucher, die momentan erzeugte Energie (z.B. einer Solaranlage), verfügbare Energie und Kapazität vorhandener Energiespeicher sowie Wetterprognosen aus dem Internet.

Analyse

In der Analysephase werden die Daten aus der Aggregation zusammengeführt und aufbereitet, damit sie in der Optimierungsphase genutzt werden können. Durch diese Abstraktion kann die Optimierung unabhängig von dem eigentlichen Gerät stattfinden. Außerdem erlaubt es dem Benutzer des Systems auf einfache Weise neue Geräte in das System zu integrieren, da er lediglich die Profile eines Gerätes anlegen muss (vgl. Abb. 5), um es vom System nutzbar zu machen.

Optimierung

Der Optimierungsalgorithmus unterteilt einen Tag in Zeitabschnitte gleicher Länge. In jedem Zeitabschnitt nutzt der Algorithmus alle Informationen aus der vorherigen Phase, um eine Verteilung der Nutzung der Verbraucher über den Tag zu erzeugen. Diese Verteilung hat eine Minimierung der Kosten für den Zukauf externer Energie zur Folge (vgl. Abb. 8).

Adaptation

In der letzten Phase werden die Daten des Optimierungsalgorithmus umgesetzt, indem Verbraucher nach den zuvor besprochenen Vorgaben und Restriktionen ein- oder ausgeschaltet oder unterbrochen werden. Darüber hinaus werden diese Daten wiederum in der darauf folgenden Iteration in der Aggregationsphase genutzt, um das Ergebnis weiter zu optimieren.

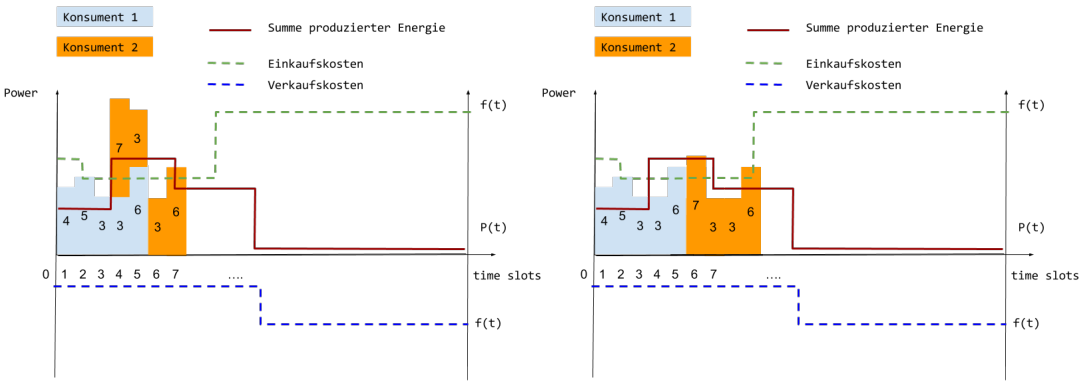

Abbildung 8: Beispielverteilung (l. vor, r. nach Algorithmus)

Nach der Kategorisierung und Charakterisierung der Energieerzeuger, -speicher und -verbraucher begannen wir mit der Entwicklung eines mathematischen Modells dieser Instanzen. In dieses Modell integrierten wir neben den zuvor genannten Eigenschaften der Geräte auch Funktionen, welche sowohl den aktuellen Einkaufspreis für Energie eines externen Versorgers als auch den aktuellen Verkaufspreis für Energie mit berücksichtigen, um letztendlich die Kosten für den Endkunden so gering wie möglich halten zu können. Dies führte uns zu der mathematischen Formulierung eines Minimierungsproblems, welches im weiteren Verlauf des Projektes als Basis für die zu verwendeten Algorithmen dient.

Implementation und Simulation

Die Implementierung der mathematischen Modellierung erfolgt in C++ nach dem C++14 Standard. Die Wahl der Programmiersprache wurde maßgeblich durch das Ziel der leichten Integrierbarkeit in IP-Symcon beeinflusst, welches ebenfalls in C++ geschrieben wurde.

Architekturüberblick

Die grobe Architektur orientiert sich an den vier vorgestellten Komponenten:

1. Aggregation von Informationen
2. Analyse der Informationen
3. Optimierung des Ablaufplans auf Basis der Informationsanalyse
4. Adaption des Systems mit dem Optimierungsergebnis.

Jede dieser Komponenten hat Datenabhängigkeiten zu ihrer Vorgängerkomponente. Der Prototyp implementiert den periodischen Durchlauf aller Komponenten, beginnend bei der Aggregation von Informationen. Die ersten beiden Komponenten werden dabei zu einer Komponente zusammengefasst, die unter Anderem die vom Benutzer angelegten Gerätekonfigurationen in Datenstrukturen umwandelt, den die Optimierungskomponente verwenden kann, um einen optimierten Ablaufplan

zu ermitteln. Für die Simulation wurden die Komponenten 1-3 betrachtet. Dabei wurden Datensätze zur Simulation für verschiedene Geräte erstellt, um die Funktion der einzelnen Komponenten auf Korrektheit zu überprüfen. Der Echtzeitbetrieb nutzt die fortlaufend von den Geräten gemeldeten Zustände und übermittelt neue, vom Optimierer ermittelte Zustände, an die jeweiligen Geräte zum korrekten Zeitpunkt. Folgende Geräte wurden dabei betrachtet, implementiert, simuliert und im Echtzeitberieb getestet:

Erzeuger	*Eigenschaften*	*Beispiel*
Solaranlage (Photovoltaik)	kWp, Vorhersage-Quelle, Verkaufspreis	AEConversion INV350
Energieversorger	Eintarif mit Grundpreis/ Arbeitspreis	E.ON Grundversorgung

Speicher	*Eigenschaften*	*Beispiel*
Lithium-Ion-Speicher	Kapazität, Ladestand, Effizienzfaktor	KNUBIX ESU 5.5

Verbraucher	*Eigenschaften*	*Beispiel*
Waschmaschine	Programm, Temperatur, Drehzahl	BSH Connect, Miele@Home
Trockner	Programm, Trocknungsgrad	BSH Connect, Miele@Home
Geschirrspüler	Programm	BSH Connect, Miele@Home
Boiler	Leisung, Kapazität	Relais-Eingang oder Schaltbare Steckdose
Heizstrahler/-lüfter	Leistung	Schaltbare Steckdose
Infrarot-Heizung	Leistung	Schaltbare Steckdose
Wärmepumpe	Leistung	Relais-Eingang oder Schaltbare Steckdose

Tabelle 5: Implementierte Geräte

Einbindung in IP-Symcon

Um die Implementation des SymHEMS-Moduls in IP-Symcon zu realiseren, wurde bei der Symcon GmbH ein Arbeitsplatz geschaffen, an dem gemeinsam mit Studenten am IP-Symcon Quellcode gearbeitet werden konnte, um das SymHEMS-Modul einzubinden. Unter Anleitung von Herrn Maroszek wurde dazu das notwendige Fachwissen vermittelt. Die Implementation in IP-Symcon erfordert insbesondere im Analyse- und Adaptationsschritt viel Aufmerksamkeit. Dazu werden die in IP-Symcon vorhandenen Variablen, welche die aktuellen Daten wie z.B. Zustände von Geräten und Verbrauchswerte enthalten, mit in den Analyseschritt eingebunden. Zusätzlich war es notwendig, dass das Modul zur Optimierung eine Oberfläche zur Konfiguration erhält. Diese teilt sich in zwei Bereiche auf. Der erste Bereich ist die Konfiguration, welche die Geräte, Speicher und Energiequellen mit ihren jeweiligen Eigenschaften einrichtet. Die Konfiguration wird im Rahmen der Installation vorgenommen und erfordert tiefer gehende Kenntnisse über IP-Symcon, die genutzten Geräte und die IP-Symcon Verwaltungskonsole. Der zweite Teil der Konfiguration enthält die

Benutzer-Ebene. Diese wird als zusätzliche Einstellmöglichkeit innerhalb der Visualisierung dargestellt und steht dem eigentlich tagtäglichen Nutzer zur Verfügung. Als Beispiel ist die gewünschte früheste/späteste Startzeit von einem bestimmten Gerät zu nennen oder die gewünschte Soll-Temperatur eines Raumes. Sind alle Einstellungen korrekt getätigt, so kann der Aggregations- und Optimierungsschritt ausgeführt werden. Dieser für den Endkunden kaum sichtbare Schritt enthält jedoch das meiste Know-How, welches im Rahmen dieser Förderung entstanden ist. Dem Endkunden werden nur die aktuellen prognostizierten Startzeiten präsentiert, die unter den aktuellen Voraussetzungen (Prognosen) die geringsten Kosten produzieren. Selbstverständlich kann der Endkunde ein Gerät, welches eigentlich automatisch angesteuert werden sollte, manuell bedienen und somit aus der aktuellen Optimierung entfernen. Dieses Gerät wird dann wie ein aktuell laufendes, nicht abschaltbares Gerät behandelt und in den Optimierungsprozess einberechnet, der dann erneut ausgeführt werden muss, um ggf. andere Geräte auf einen späteren Zeitpunkt zu verschieben. Diese Implementation hat sich in den weiteren Tests als erfolgreich und für den Benutzer intuitiv erwiesen. Durch die Eingriffsmöglichkeiten konnte das zusätzlich das Einsparpotenzial sichtbar gemacht werden. Als weitere Erweiterung wurde vorgeschlagen, die direkte Kostenänderung anzuzeigen, die bei einem gewünschten Umplanen anfallen würde.

Umgang mit überschüssiger Energie

Um den Eigenverbrauch zu maximieren, können bestimmte Verbraucher wie z.B. Boiler als eine spezielle Art von Speicher definiert werden. Diese Verbraucher können dann die überschüssige Energie abnehmen, diese jedoch hinterher nicht wieder abgeben. Diese zusätzlichen Regeln erlauben somit überschüssige Energie, welche nicht korrekt prognostiziert wurde, nicht mehr in die vorhandenen Energiespeicher passt oder von den vom Optimierer geplanten Verbrauchern nicht vollständig genutzt wurde, zu verbrauchen. Im besten Fall kann somit ein Zähler zur Einspeisung vermieden werden, wodurch weitere Kosten eingespart werden können. [1]

Theoretisches Einsparpotenzial

Sofern kein Speicher vorhanden ist, ist das Einsparpotenzial größer, da die überschüssige Energie für den Eigenverbrauch ausgenutzt wird und somit nicht zu schlechten Konditionen an den Energieversorger verkauft werden muss. Zusätzlich ist für den Verkauf ein Zweirichtungszähler erforderlich, welcher mit Kosten verbunden ist. Sollte ein Speicher vorhanden sein, ist das Einsparpotenzial geringer, da die überschüssige Energie gespeichert und zu einem späteren Zeitpunkt verbraucht werden kann. Das Einsparpotenzial entspricht somit dem Verlust beim Laden/Entladen des Speichers. Zusätzlich kann der Speicher geschont werden, da die Anzahl der Ladezyklen verringert werden kann.

Problemparameter

Zur Lösung des hier vorliegenden algorithmischen Problems wurden neben der Ein-/Abschaltbarkeit und Unterbrechbarkeit der elektrischen Verbraucher eines Haushaltes weitere Parameter identifiziert, welche von einem möglichen Lösungsalgorithmus berücksichtigt und bewertet werden müssen. Parameter wie aktueller Strompreis und Maximallastgrenze können dabei dank Smart Grid direkt vom Energieversorger an das HEMS übertragen werden, welches diese Werte dann in die Berechnung einer optimalen Verbrauchsverteilung einbezieht.

[1] Dies ist nach deutschem Recht zur Zeit eine Grauzone

Der Energieverbrauch von Haushaltsgeräten, die nicht automatisiert gesteuert werden können, findet als Grundlast den Einzug in den Algorithmus. Zu solchen Geräten zählen beispielsweise Beleuchtung, Unterhaltungselektronik oder der Elektroherd. Solche Geräte werden vom Kunden bei Bedarf (*on demand*) ein- oder ausgeschaltet, sodass sich ihr Verbrauch nicht genau vorhersagen lässt. Es ist aber möglich, mit Hilfe von Langzeitanalysen einen durchschnittlichen Wert für diese Grundlast zu berechnen und diesen in den Algorithmus einfließen zu lassen.

Unter Einbezug von extern erzeugten Wettervorhersagedaten lassen sich Prognosen darüber erstellen, mit wieviel Energie erzeugerseitig zu rechnen ist. So ist die Leistung einer PV-Anlage abhängig von der Dauer und Intensität der Sonneneinstrahlung und die eines Windrades abhängig von der Windstärke. Diese Werte können direkt in die Planung von Verbrauchern integriert werden. Auch wenn heutige Wettervorhersagen sehr genau und von hoher Qualität sind, weichen sie dennoch nach wenigen Stunden vom tatsächlichen Ist-Zustand ab. Es lässt sich aber ein gewisser Schwellwert definieren, bei dessen Über- oder Unterschreitung die Vorhersagedaten aktualisiert und eine erneute Berechnung der Verbraucherplanung mit diesen aktualisierten Werten angestoßen werden kann.

Ein weiterer, weniger offensichtlicher Parameter ist der Bewohnerkomfort. Hierbei handelt es sich um einen eher subjektiven Parameter, dessen Erfassung und Bewertung sich zudem hochgradig nicht-trivial gestaltet. In der Literatur (z.B. Ha, Ploix, Jacomino, Le oder der ISO 7730:2005) lassen sich aber Lösungsansätze finden, um einen solchen Parameter in geeigneter Weise zu modellieren. Im Wesentlichen wird hier auf die Differenz von Ist- und Soll- bzw. Optimalwert zurückgegriffen, um so ein Maß für den Bewohnerkomfort zu ermitteln. Je weiter ein Ist-Wert vom Soll- bzw. Optimalwert abweicht, desto geringer ist der Bewohnerkomfort. Dieses Maß lässt sich auf verschiedenste Parameter anwenden, so zum Beispiel die Raumtemperatur oder auch der Zeitpunkt, wann ein Verbraucher seine Aktion beendet haben soll. Bei zu hohen Abweichungen muss das HEMS dann entsprechende Aktionen ausführen und gegebenenfalls die Verbraucher neu planen, um wieder einen möglichst hohen Bewohnerkomfort herzustellen.

Analyse verschiedener Lösungsansätze

Um das hier vorliegende Scheduling-Problem auf angemessene Art und Weise zu lösen, wurden mehrere algorithmische Ansätze verfolgt, um die am besten geeignete Lösung zu finden. Dazu wurde sich auf ein einheitliches Haushaltsszenario bezogen, das in Abbildung 9 veranschaulicht ist. Der Referenzhaushalt umfasst auf der Seite intelligenter Verbraucher eine Waschmaschine, einen Wäschetrockner, eine Geschirrspülmaschine und eine Gasheizung. Auf Seite der Erzeuger stehen neben einem externen Stromlieferanten durch ein Smart Meter außerdem noch eine PV-Anlage und ein BHKW zur Verfügung, das ebenfalls mit Gas betrieben wird. Energiequellen sind demnach Sonneneinstrahlung, Gas und direkte elektrische Energie, während die produzierten Energien Wärme und Elektrizität umfassen. Die restlichen Verbraucher werden zu einer Grundlast zusammengefasst, die sich am H0 Standardlastprofil für Privathaushalte orientiert.

Brute-Force-Algorithmus

Wir haben zunächst einen *Brute-Force*-Algorithmus implementiert, der das Problem zwar nicht effizient lösen kann, aber dafür in jedem Fall ein optimales Ergebnis liefert. Dies wird dadurch erreicht, dass der Algorithmus jede mögliche Verteilung von Verbrauchern über den Tag auf den Energieverbrauch hin untersucht und am Ende diejenige Verteilung mit den geringsten Kosten und dem größten Verbrauch an selbst produzierter Energie ausgibt. Der Speicherbedarf dieses Algorithmus ist überschaubar, jedoch ist der zeitliche Aufwand aufgrund der kombinatorischen Komplexität

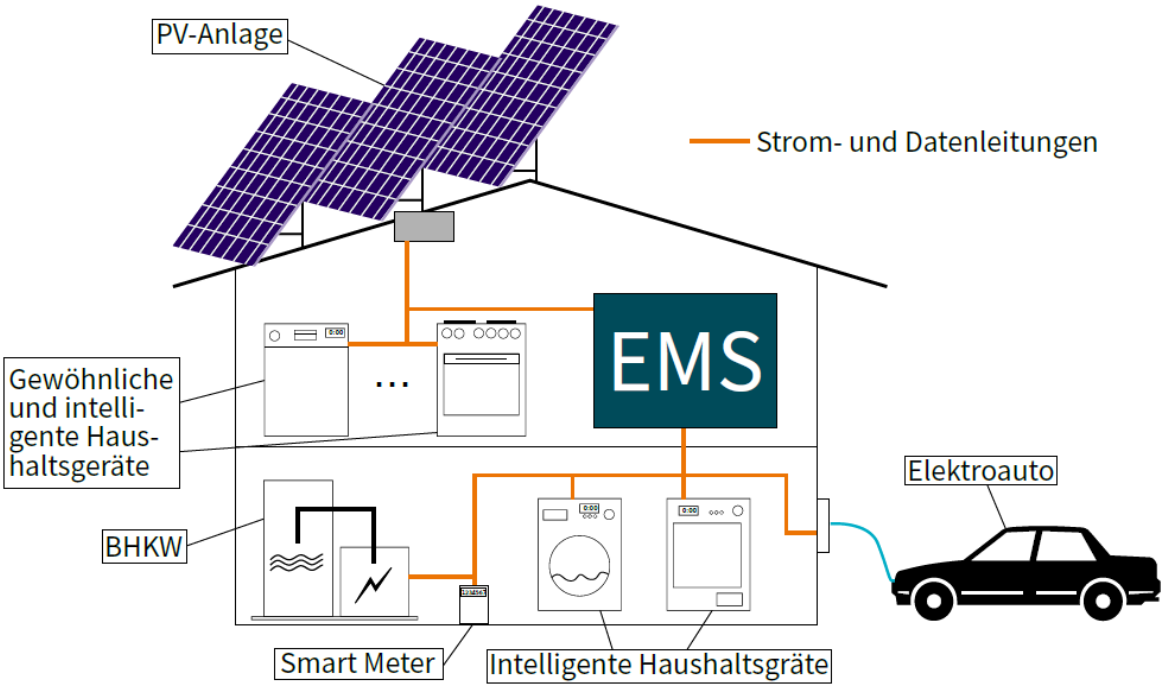

Abbildung 9: Szenario

gerade bei Einbezug unterbrechbarer Verbraucher exponentiell hoch, sodass eine Berechnung auf der geplanten Zielplattform, nämlich einem Einplatinencomputer wie dem Raspberry Pi, nicht praxistauglich ist. Hauptverantwortlich für die kombinatorische Komplexität ist die Auflösung eines Tages in gleichmäßige Zeitintervalle. In einem Testszenario haben wir den Algorithmus eine Verteilung berechnen lassen, die lediglich die Grundlast, eine PV-Anlage, einen Batteriespeicher und eine Waschmaschine als unterbrechbaren Verbraucher beinhaltete. Selbst bei einer Auflösung von einer Stunde pro Zeitintervall dauerte die Berechnung auf einem Rechner mit Intel Core i7-6700K Prozessor mit einem Takt von 4.0 GHz und 32 GB Arbeitsspeicher etwa acht Stunden. Die Berechnung ist aber dennoch sinnvoll, da sie immer ein optimales Ergebnis und damit auch eine Referrenz für die Güte weiterer Algorithmen liefert, welche lediglich eine optimale Lösung approximieren können.

Greedy-Algorithmus

Greedy-Algorithmen (dt. *gierig*) zeichnen sich dadurch aus, dass sie Probleme in Teilprobleme zerlegen, diese dann lösen und schließlich iterativ zu einer Gesamtlösung zusammensetzen. Auch wenn die Teilprobleme optimal gelöst werden, führt dieses Verfahren im Allgemeinen nicht zu einer optimalen Gesamtlösung. Im hier vorliegenden Fall wurden die einzelnen Verbraucher nacheinander der Lösung hinzugefügt und anschließend die bis dahin optimale Lösung als Grundlage für die nächste Iteration mit dem nächsten Verbraucher ausgegeben. Dies reduziert die Berechnungsdauer des Algorithmus enorm, da sich die möglichen Konfigurationen der einzelnen Verbraucher nicht mehr multiplikativ, sondern nur noch additiv auf die Laufzeit des Algorithmus auswirken. Die Laufzeit ist aber dennoch exponentiell in der Anzahl der Zeitintervalle pro Tag, sodass sich auch dieser Algorithmus in der Praxis als nicht effizient herausstellte.

Lineare und Nichtlineare Optimierung

Im Allgemeinen geht es bei linearer bzw. nichtlinearer Optimierung um die Maximierung bzw.

Minimierung einer oder mehrerer Zielfunktionen unter Berücksichtigung verschiedener Nebenbedingungen. Im Fall eines HEMS können solche Zielfunktionen beispielsweise die Berechnung der Kosten für extern eingekaufte Energie oder auch die Berechnung des Verbrauchs selbst erzeugter Energie sein. Die Nebenbedingungen werden dann durch den frühesten Startzeitpunkt eines Verbrauchers, dessen spätesten Endzeitpunkt und weitere durch den Kunden vorgegebene Einschränkungen vorgegeben. Handelt es sich bei allen Zielfunktionen und Nebenbedingungen um lineare Funktionen, so spricht man von einem linearen Programm bzw. von einer linearen Optimierung. Ist die Zielfunktion, mindestens eine Nebenbedingung oder beide nichtlinear, handelt es sich um ein nichtlineares Programm bzw. eine nichtlineare Optimierung. Die Modellierung eines HEMS als ein solches Optimierungsproblem führte zu einem nichtlinearen Programm, welches sich aber mit weiteren Einschränkungen in ein lineares Programm umformulieren und anschließend mit einem Simplex-Algorithmus lösen lies.

Genetischer Algorithmus

Die Modellierung eines Problems als genetischer Algorithmus orientiert sich, wie der Name bereits vermuten lässt, am Vorbild der Genetik und des damit verbundenen evolutionären Verhaltens der Gene. Ein Genom oder Individuum ist in diesem Fall eine binär kodierte mögliche Lösung des modellierten Problems. Die Güte bzw. die Qualität einer solchen Lösung wird mit Hilfe einer sogenannten Fitnessfunktion berechnet, welche angibt, ob ein Individuum sich gegen andere Individuen und seine Umwelt durchsetzt, überlebt und sich fortpflanzt. Jeder Iterationsschritt des Algorithmus erzeugt eine neue Generation von Individuen. Am Ende jeder Iteration und beim initialen Betreten der Schleife wird geprüft, ob ein zuvor definiertes Abbruchkriterium erfüllt ist. Mögliche Wahlen für das Abbruchkriterium sind eine feste Anzahl von Iterationen, eine maximale Anzahl von Iterationen ohne Verbesserung der Lösung oder das Erreichen eines Grenzwertes für die Fitness. Ist das Abbruchkriterium erfüllt, wird die beste Lösung der aktuellen Generation als Lösung des Algorithmus ausgegeben. Ist es nicht erfüllt, so findet nach einer vorgegebenen Strategie eine Paarungsselektion statt, die bestimmt, ob und mit wem sich ein Individuum fortpflanzt. Dabei werden nach dem Vorbild der Natur die Gene des Nachkömmlings aus den Genen der Eltern zusammengesetzt, um so neue Individuen für die nächste Generation zu generieren. Um das Wachstum der Population zu beschränken, findet im Anschluss eine Selektionsphase statt, in der bestimmt wird, welche Individuen überleben und es in den nächsten Iterationsschritt des Algorithmus schaffen.

Es ist uns gelungen, basierend auf Arbeiten von Florian Allerding und Ingo Mauser et al. am Karlsruher Institut für Technologie eine geeignete Modellierung für das hier vorliegende HEMS-Problem zu finden und umzusetzen.

Evaluation der Optimierungsergebnisse

In der Praxis hängt die Qualität der Optimierung signifikant von der Genauigkeit der prognostizierten Verbrauchswerte der Verbraucher und von der Genauigkeit der Prognosen für den Erzeuger ab. Wenn Vorhersagen oder die geplanten Verbrauchswerte nicht stimmen, kann der geplante Verbrauch zu hoch oder zu niedrig sein, wodurch die Verbrauchskosten nicht minimal ausfallen. In Zukunft wäre es denkbar, dass die Verbraucher ihre prognostizierten Verbrauchswerte selbstlerned verbessern. Die theoretischen Grundlagen im Bereich des maschinellen Lernens (z.B. IBM Watson, Google DeepMind) sind dazu mittlerweile vorhanden. Ebenso wäre denkbar die Gewohnheiten oder bereits geplante kollidierende Aktivitäten vom Nutzer mit in die Planung einzubeziehen, indem z.B. der Kalender bekannt ist. Diese Erweiterung sind im Cloud- und IoT-Zeitalter bereits denkbar und die jeweiligen Cloud-Anbieter bieten passende Schnittstellen an, welche algorithmisch integriert werden könnten.

Auf algorithmischer Seite wurde zunächst der naive Ansatz des Durchprobierens aller möglichen Systemkonfigurationen, ein Brute-Force-Algorithmus, untersucht. Dieser erwies sich in der Evaluation durch seine exponentielle Laufzeit als ungeeignet. Anschließend wurde ein Greedy-Algorithmus als weiterer naiver Ansatz untersucht, dessen Laufzeit zwar etwas besser als die des Brute-Force-Algorithmus, insgesamt jedoch ebenfalls exponentiell ist. Deher erwies sich auch der Greedy-Algorithmus als ungeeignet für das Energiemanagement in einem Smart Home. Wie sich bereits bei der Recherche bestehender Lösungen des Problems herausgestellt hatte, konnte das gegebene Problem nur sehr ungenau als lineares Programm formuliert werden. Es wurde daher eine Modellierung als gemischt-ganzzahliges nichtlineares Programm (MINLP) vorgenommen. Die Lösung dieses MINLPs stellte sich als besonders schwierig heraus, da Teile der Modellierung nicht stetig differenzierbar sind und somit nur Black-Box-Verfahren eingesetzt werden können.

Das letzte untersuchte Lösungsverfahren bedient sich eines genetischen Algorithmus. Für alle Gerätetypen des Referenzszenarios wurde eine binäre Codierung entwickelt, die für eine Optimierung mit dem NSGA-II verwendet werden kann. In der Evaluation erwies sich die heuristische Lösung des Energiemanagementproblems durch den genetischen Algorithmus auch bei hoher Problemgenauigkeit als geeignet. Der Brute-Force-Algorithmus, der Greedy Algorithmus und der genetische Algorithmus wurden in Java implementiert. Um einen Vergleich mit weiteren heuristischen Lösungsverfahren anzustellen, könnten in zukünftigen Untersuchungen weitere Solver für das MINLP evaluiert oder ein Branch-And-Bound-Solver implementiert werden. Zur Untersuchung des Einflusses der Modellierungsgenauigkeit könnten die Ergebnisse der verwendeten Modellierungen und Lösungsverfahren mit denen ungenauerer Varianten aus verwandten Arbeiten verglichen werden.

Durch den Einsatz der von uns implementierten Scheduling-Algorithmen, insbesondere des genetischen Algorithmus, konnten wir für das oben beschriebene Haushaltsszenario gegenüber einem nicht-optimierten Haushalt ohne Energiespeicher und BHKW Energiekosteneinsparungen von bis zu 53% verzeichnen. Dadurch amortisieren sich die Anschaffungskosten für die SymBox selbst in einem Einpersonenhaushalt bereits nach etwa einem Jahr, für den Raspberry Pi inklusive Peripherie schon nach etwa 2 bis 3 Monaten.

Im Zusammenhang mit einer realen Testumgebung wäre eine interessante Erweiterung der Optimierungsumgebung, den tatsächlichen Verbrauch der Bewohner eines Smart Homes zu erfassen und mit geeigneten Algorithmen zu lernen. Gelernte Verbrauchsprofile könnten zu besseren Vorhersagen über die Grundlast oder typische Konfigurationszeitfenster intelligenter Haushaltsgeräte führen und damit das Ergebnis der Optimierung weiter verbessern. Da die Modellierung des BHKWs und der Energiespeicher für den genetischen Algorithmus die Länge eines Individuums und damit die Dauer der Optimierung dominieren, könnte untersucht werden, wie sich das Verhältnis von Dauer und Qualität der Optimierung darstellt, wenn diese beiden Gerätetypen mit einer geringeren zeitlichen Auflösung betrachtet werden als die restlichen Typen.

Im Feld konnte das System bereits von einigen unserer Kunden erfolgreich getestet werden. Da diese jedoch sehr technikaffin sind, die notwendigen technischen Vorraussetzungen mitbringen und auch eine niedrige Hemmschwelle für neuartige Technologien haben, sind weitere Evaluationen erforderlich, welche die Nutzbarkeit dieser Optimierung in einem breiten Umfeld ermöglichen. Erst dann kann ein echtes Produkt aus dem Demonstrator extrahiert werden. Weitere Herausforderungen wurden im Bereich Marketing identifiziert, die den sehr komplexen Optimierungsprozess auf einfache Art und Weise dem potenziellen Kunden näher bringen muss. Insgesamt wird die immer weiter fortschreitende Integration aller eletronischer Geräte in unseren Alltag als gute Grundlage für die Umsetzbarkeit eines digitalen Energiespar-Assistenten gesehen, der sich fortlaufend um die Optimierung und Auswertung der vorhandenen Verbraucher kümmert.

Ausblick

Im Verlauf der Entwicklung wurden mehrere Erweiterung vorgeschlagen, die bisher aus Zeitgründen nicht realisiert werden konnten. Im einfachen Fall können dies Erweiterungen bei den unterstützen Verbrauchern und Erzeugern sein, um z.B. Vorhersagen für die thermische Energie aufzubereiten oder Vorhersagen bzgl. Wind für Windkraftanlagen zu integrieren. Im Bereich der Verbraucher wurde das Thema der Heizung simplifiziert. Um z.B. den prognostizierten Energieverbrauch im Bezug auf Soll-, Ist- und Außentemperatur berechnen zu können, wäre ein Berechnungsmodell denkbar, welches anhand des Energiepasswertes (seit 2014 Pflicht) und weiterer Parameter die Thermostate im Haus steuert. Theoretisch könnte es bei viel überschüssiger Energie in der Mittagszeit kosteneffizient sein, wenn das Gebäude über die Soll-Temperatur hinaus geheizt würde und bis zum gewünschten Soll-Temperatur Zielzeitpunkt wieder etwas abkühlt. Eine zusätzliche Erweiterung bei den Speichern könnte die Strategie verfolgen, bei Vorhandensein eines Zweitarifzählers oder bei aktuell günstigen Preisen im Smart Grid die Energie sehr kostengünstig einzukaufen und zu speichern, um diese zu einem späteren Zeitpunkt zu nutzen. Somit wäre es denkbar, dass Gebäude mit Energiespeicher, aber ohne eigene Energieerzeugung ebenfalls gute Einsparungen erzielen.

Das größte Potenzial sehen wir jedoch im Bereich der selbstlernenden Verbraucher, welche ihren prognostizierten Verbrauch anhand von vorherigen Durchläufen besser approximieren können. Dadurch kann ein Anteil der im Abschnitt *Evaluation der Optimierungsergebnisse* beschriebenen Qualität verbessert werden, wodurch eine bessere Optimierung ermöglicht wird.