



NEMoGrid

New Energy Business Models in the Distribution Grid
Abschlussbericht ZSW: Entwicklung, Simulation und Validierung
relevanter Geschäftsmodelle

24. Juni 2021

Benjamin Matthiss, Katharina Strecker, Abdul Azzam, Jann Binder
*Zentrum für Sonnenenergie- und Wasserstoff-Forschung Baden-Württemberg (ZSW),
Stuttgart*

Gefördert durch:



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

Vorhabensbezeichnung:

NemoGrid

ZE: Zentrum für Sonnenenergie- und Wasserstoff-Forschung Baden-Württemberg (ZSW) **FKZ:** 0350016A

Laufzeit des Vorhabens: 01.09.2017 bis 31.12.2020

Kontakt

Zentrum für Sonnenenergie- und Wasserstoff-Forschung Baden Württemberg
Meitnerstraße 1, 70563 Stuttgart
Benjamin Matthiss

Projektpartner in Deutschland

Technische Universität Chemnitz
Professur Allgemeine Psychologie und Arbeitspsychologie
Wilhelm-Raabe-Str. 43, 09120 Chemnitz
Susen Döbelt

Kooperationspartner in Deutschland

Sonnen GmbH
Am Riedbach 1
87499 Wildpoldsried
Dr. Benjamin Schott

Das diesem Bericht zugrunde liegende Vorhaben wurde mit Mitteln des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie unter Förderkennzeichen 0350016A gefördert.

Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren.

Kurzfassung

Das Hauptziel des NEMoGrid-Projekts ist die netzdienliche Integration erneuerbarer Energien in das Verteilnetz sowie die Einbindung von Prosumenten in verteilte Geschäftsmodelle. Dazu wurden verschiedene innovative Geschäftsmodelle entwickelt und untersucht, welche die aktive Beteiligung der Bürger und die Übernahme ihrer neuen Rolle als Prosumenten fördern.

Die Demo-Standorte des Projekts in Rolle (CH), Lugaggia (CH) und Björklinge (SE) wurden von verschiedenen Projektpartnern genutzt, um die Modellierungsansätze und die Geschäftsmodelle zu validieren. Die technischen Entwicklungen innerhalb von NEMoGrid werden durch eine Nutzer- und Akzeptanzstudie der TU-Chemnitz unterstützt, die empirische Daten zu den Anforderungen, Entscheidungen und Interaktionen von Pro- und Konsumenten sammelt. Ergebnisse aus den Arbeiten wurden genutzt, um die Geschäftsmodelle an die Bedürfnisse der Nutzer anzupassen.

Als Grundlage für ein effektives Energiemanagement wurden Algorithmen zur probabilistischen Lastvorhersage entwickelt und anhand von Messdaten aus den Testgebieten validiert. Das Energiemanagement basiert auf einem dezentralen Algorithmus, welcher das Verhalten von Prosumenten im Energiesystem steuern respektive anreizen kann. Weiterhin wurde eine ressourceneffiziente verteilte Regelung für Wärmepumpen entwickelt, welche nur die lokalen Spannungs- und Temperaturmessungen als Eingangsgrößen benötigt. Im Ergebnis können die entwickelten Algorithmen die Ökonomie verbessern sowie die Belastung der Netzbetriebsmittel reduzieren.

Schließlich wurden die im Projekt entwickelten Methoden zur verteilten Steuerung von Wärmepumpen an einem ländlichen Netzgebiet in Schweden simulativ getestet sowie die Ansteuerung der Wärmepumpen in dem Testgebiet selbst vorgenommen. Hierbei konnte gezeigt werden, dass die Trafolast des Testgebiets durch die gezielte Ansteuerung der Wärmepumpen signifikant reduziert wird, ohne den Komfort der Nutzer merklich einzuschränken.

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	3
1 Projektübersicht	7
1.1 Planung und Ablauf des Forschungsvorhabens	7
1.1.1 Änderungen bezüglich der Antragsphase	8
1.2 Über diesen Bericht	8
2 Wissenschaftliche Ergebnisse	9
2.1 AP1: Szenario 2030	9
2.1.1 Daten aus den Testgebieten	9
2.2 AP2: Markt und Tarifgestaltung	12
2.3 AP3: Modellierung und Simulation	14
2.3.1 Modellierung der Verteilnetze	14
2.3.2 Thermisches Gebäudemodell	16
2.3.3 Modellierung der Wärmepumpen	21
2.3.4 Entwicklung eines kurzfristigen Vorhersagemodells für Last und Erzeugung	28
2.3.5 Entwicklung von Energiemanagement-Algorithmen	32
2.3.6 Dezentrales Energiemanagement	35
2.3.7 Fuzzy Basierte Regelung	36
2.4 AP5: Simulationsergebnisse, Reproduzierbarkeit und Umsetzung in Testgebieten	37
2.4.1 Fuzzy Regelung im Testgebiet Ramsjö, Schweden	38
2.4.2 Ergebnisse der Optimalregelung	40
2.4.3 Einfluss der Vorhersagefehler	41
2.4.4 Praxisimplementierung in den Testgebieten	42
2.4.5 Marktbasierte Regelung	44
3 Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse	45

4 Veröffentlichungen von Forschungsergebnissen	47
Eigene Veröffentlichungen	48
Literatur	49

1 Projektübersicht

1.1 Planung und Ablauf des Forschungsvorhabens

Die Projektlaufzeit betrug 37 Monate und der Bearbeitungszeitraum reichte vom 01.12.2015 bis zum 31.12.2020. Die Arbeitspakete des Projektes sind in Abbildung 1.1 in einen funktionalen Zusammenhang dargestellt.

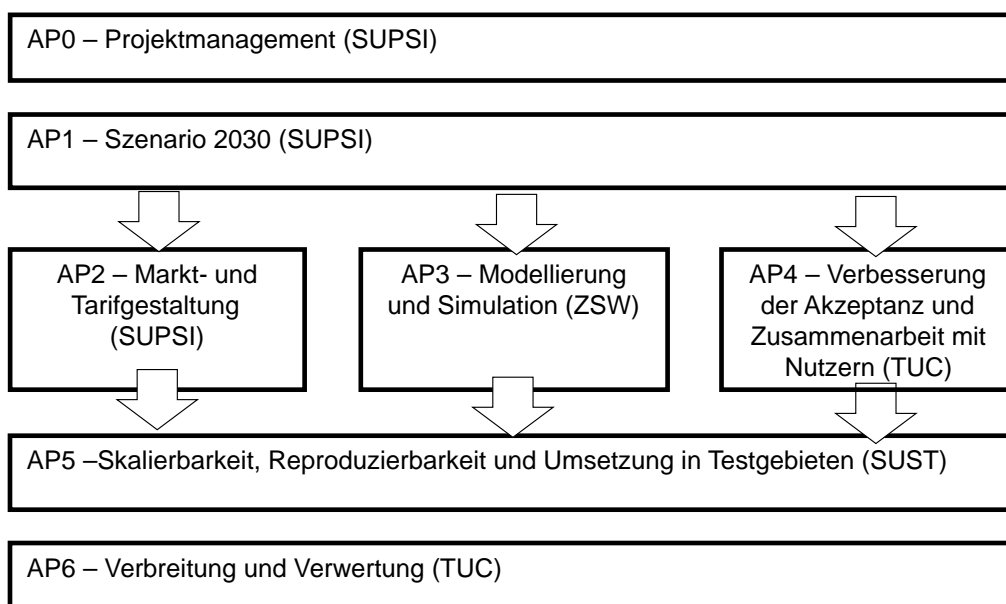


Abbildung 1.1 – Strukturdiagramm der Arbeitspakete.

Das ZSW hatte die Aufgabe das Arbeitspaket 3: *Modellierung und Simulation* zu leiten sowie Beiträge zu weiteren Arbeitspaketen zu liefern. Um die Effektivität der neuen Geschäftsmodelle zu testen, wurde eine Simulationsumgebung entwickelt, welche die technische und ökonomische Evaluation ermöglicht. Dabei wurden detaillierte Modelle zur energetischen Simulation von Gebäuden entworfen und verschiedene Netzmodelle der Testgebiete erstellt.

1.1.1 Änderungen bezüglich der Antragsphase

Aufgrund der in den Pilotprojekten aufgelaufenen Verzögerungen und des Ausfalls von slock.it (dem deutschen Partner, der für die Implementierung des Blockchain-basierten P2P-Marktes und des Algorithmus der künstlichen Intelligenz für die intelligente Steuerung von Lasten und Speichern im Projekt verantwortlich war), mussten die betroffenen Arbeitspakete neu verteilt werden. Hierbei wurde festgelegt, dass die Entwicklung der Smart Contracts von Hive Power [1] übernommen wird sowie die Entwicklung der Verteilten Künstlichen Intelligenz für das Schweizer Testgebiet von SUPSI übernommen wird. Weiterhin wechselte das Testgebiet in der Schweiz von Rolle nach Lugaggia, da die geeignete Infrastruktur nicht rechtzeitig installiert werden konnte. In dem Testgebiet Lugaggia wurde zuvor bereits ein 50kWh Batteriespeicher installiert, wodurch die Installation von zusätzlichen Batteriespeichern nicht nötig war.

Zudem wurde der Zeithorizont des AP1 *Szenario 2025* aufgrund der Verzögerungen im Projekt auf 2030 erhöht.

1.2 Über diesen Bericht

Dieser Abschlussbericht beinhaltet ausschließlich die am ZSW erarbeiteten Ergebnisse. Alle weiteren Ergebnisse der Projektpartner sind in den entsprechenden Deliverables auf der Homepage veröffentlicht [2].

Dieser Abschlussbericht ist in fünf Kapitel untergliedert. Kapitel 1 bietet zunächst einen Überblick über das Vorhaben, die beteiligten Partner und die Projektziele. Die wichtigsten wissenschaftlichen Ergebnisse des ZSW sind in Kapitel 2 zusammenfasst. Kapitel 3 gibt Auskunft darüber, wie die Ergebnisse in den Folgeprojekten verwertet wurden und werden. Schließlich sind in Kapitel 4 die erfolgten Veröffentlichungen der Ergebnisse dargestellt.

2 Wissenschaftliche Ergebnisse

Im Folgendem werden die wissenschaftlichen Erkenntnisse und Ergebnisse der jeweiligen Arbeitspakete beschrieben.

2.1 AP1: Szenario 2030

Das Ziel dieses Arbeitspaketes ist es, die Zukunftsszenarien für die im Projekt behandelten Testgebiete und deren beeinflussende Variablen für das Jahr 2030 zu untersuchen. Hierzu gehört auch die Aufbereitung der Daten aus den Testgebieten und Vorbereitung der Netzdaten.

Zudem werden in den verschiedenen Szenarien differenzierte Annahmen über rechtliche Vorgaben und Marktmöglichkeiten in unterschiedlichen europäischen Ländern berücksichtigt. Für weitere Information und ausführlichere Erläuterungen wird auf [3] und [4] verwiesen.

2.1.1 Daten aus den Testgebieten

Die Eingangsdaten stammen von zwei Versuchsstandorten des Nemogrid-Projekts: Rolle (Schweiz) und Björklinge, Uppsala (Schweden).

Wetterdaten

Die zur Simulation der Testgebiete verwendeten Wetterdaten stammen jeweils von der *American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers* (ASHRAE) [5]. Die Daten stellen ein Referenzjahr mit stündlichen Werten dar. Dieses zeichnet sich dadurch aus, dass es die typischen Wettermuster über einen

mehrjährigen Beobachtungszeitraum abbildet. In Abbildung 2.1a ist der Außentemperaturverlauf für Uppsala in Schweden zu sehen und in Abbildung 2.1b der Temperaturverlauf für München. Es sind jeweils die Monate Januar bis Februar dargestellt. Zudem wurden Wetterdaten der Wetterstation des Flughafens Uppsala verwendet.

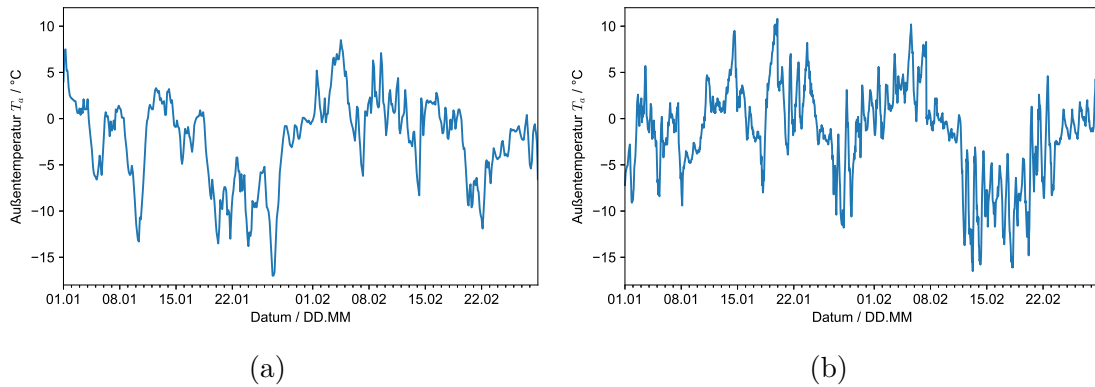


Abbildung 2.1 – Außentemperaturverlauf vom 01. Januar bis 28. Februar für (a) Uppsala, Schweden und (b) München, Deutschland. Die täglichen Temperaturschwankungen sind in München deutlich stärker als in Schweden.

Testgebiete des Projekts

Rolle Der Schweizer Demostandort, dem die Daten entnommen wurden, befindet sich in Rolle, einer kleinen Stadt am Genfer See. Der Datensatz besteht aus Messungen, die von 62 Netzqualitätsmessgeräten der Klasse A nach IEC 61000-4-30 stammen, die von DEPSys (Schweiz) hergestellt und vom lokalen DSO (Romande Energie) in sekundären Unterstationen und NS-Schränken des Verteilungsnetzes der Stadt Rolle installiert wurden. Er wurde mit numerischen Wettervorhersagen von Meteoblue (Schweiz) angereichert, die alle 12 Stunden aktualisiert werden. Die Messdaten dieses Demonstrators wurden verwendet, um verschiedene Vorhersagealgorithmen zu testen, wie in Abschnitt 2 beschrieben. Der Teststandort Rolle wurde nicht genutzt, um die im Rahmen des NEMoGrid-Projekts entwickelten Geschäftsmodelle zu testen, da Romande Energie nicht, wie ursprünglich geplant, die Demand Side Management-Ausrüstung installiert hat. Stattdessen wurde im Rahmen des Projekts der neue Teststandort Lugaggia verwendet (beschrieben in Deliverable D5.4). Wir entschieden uns jedoch, Rolle weiterhin zum Testen der Prognosealgorithmen zu verwenden, da die Datenhistorie in Lugaggia nicht lang genug war,

um einige der Prognosealgorithmen wie z. B. die neuronalen Netze zu trainieren (Kapitel 2.3.4).



Abbildung 2.2 – Satellitenbild von Ramsjö entnommen aus Google Earth [6]

Ramsjö bei Uppsala, Schweden Der Ort ist ein Neubaugebiet mit überwiegend gleichen oder ähnlichen Häusern. Die Häuser stehen in kurzen Abständen zueinander, wie auch in Abbildung 2.2 zu sehen. Ramsjö besteht aus 137 Häusern, die über ein radiales 0,4 kV Niederspannungsnetz miteinander verbunden sind. Für die Normaußentemperatur $T_{a,norm}$ wird die Temperatur von Stockholm angenommen, die $T_{a,norm} = -13\text{ °C}$ beträgt [7]. Das Testgebiet in Schweden befindet sich um Björklinge, nördlich von Uppsala, in der Mitte Schwedens. Das Netz besteht aus 12.800 Kunden, die von 10 Hochspannungsstationen und 900 sekundären Umspannwerken versorgt werden, und hat insgesamt 2212 km Stromleitungen. Zwei dieser Unterstationen werden seit Mitte 2017 überwacht. Die gesammelten Daten werden zum Trainieren der entsprechenden Vorhersagealgorithmen verwendet (siehe Kapitel 2.3.4).

Lugaggia Lugaggia ist ein Dorf in der Nähe von Lugano in der Südschweiz und beherbergt das Schweizer Testgelände, in dem der lokale P2P-Markt getestet wird.

Das Projekt Lugaggia Innovative Community (lic.energy) besteht aus einer Selbstverbrauchercommunity von 18 Prosumern, einer Schule und einer 50 kWh Zentralbatterie. In der Community sind 63 kWp PV installiert, und die intelligente Steuerung erfolgt über die Steuerung der Zentralbatterie, 10 Wärmepumpen und 7 Elektroboiler für die Warmwasserbereitung. In Zusammenarbeit mit dem örtlichen DSO wurde die Netztopologie der Gemeinde Lugaggia vollständig abgebildet und in der Simulationsumgebung des Projektpartners SUPSI umgesetzt.

Wüstenrot Die Gemeinde Wüstenrot nahm als assoziierter Partner am Projekt bei. Dabei wurden aufgezeichnete Messwerte der Wärmepumpenaktivität sowie der Heizleistung verwendet, um die initialen Wärmepumpenmodelle zu entwickeln.

2.2 AP2: Markt und Tarifgestaltung

Das Hauptziel des Marktes ist die Reduktion der Transformatorlast zu Spitzenzeiten unter die zulässige Grenze. Interessant ist hierbei der Verteilnetzbetreiber (DSO), da dieser bei Überschreitung haftet und Strafe zahlen muss. Die Marktteilnehmer (Player) sind die Haushalte, welche sich im Netzgebiet befinden. Diese werden durch den Anreiz, welcher durch den Markt entsteht angeregt, ihre Maximallast zu reduzieren. Um dies zu erreichen wurde eine feste Vergütungszahlung festgelegt, welche der DSO an die Player zahlt, falls ihre Last unter einer gewissen Grenze bleibt (max_{low}). Wird diese Grenze überschritten verringert sich die Vergütung bis zur absoluten Grenze max_{high} .

Die Grenzwerte nochmal zusammengefasst:

1. Das untere Maximum (max_{low}): Dieses repräsentiert die Wunschleistung des DSO. Bleibt der Player unter diesem Wert, wird ihm der volle Einsatz des DSOs ausgezahlt. Überschreitet der Player diese, wird ihm ein Anteil des DSO Einsatzes ausgezahlt.
2. Das obere Maximum (max_{high}): Dieses repräsentiert die absolute Maximalleistung. Wird diese vom Player überschritten, bekommt der DSO den gesamten Einsatz des Players.

Die Details über Penalty, Vergütung und Grenzwerte werden von DSO und Player außerhalb der Blockchain festgelegt. Eine Veranschaulichung dieser Marktregeln

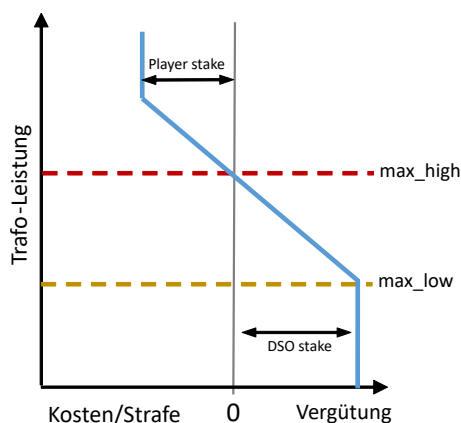


Abbildung 2.3 – Veranschaulichung der Limits und der resultierenden Zahlungen für den *Player*. Bleibt er unter der Grenze max_{low} bekommt er die volle Vergütung, überschreitet er max_{high} wird er bestraft.

für den *Player* ist in Abbildung 2.3 zu sehen. Es wird vor der Markteröffnung ein Einsatz von den *Playern* und dem *DSO* hinterlegt. Die Höhe errechnet sich aus der Anschlussleistung und der Höhe von Straf- bzw. Vergütungszahlungen von *Player* und *DSO*.

Der Markt wurde in unserem Beispiel täglich eröffnet und geschlossen. Die Abrechnung erfolgte über die Blockchain. Bei der ersten Transaktion, ausgelöst durch den *DSO*, werden alle initialen Eigenschaften definiert (z. B. Start- und Enddatum/-zeit, maximale erreichbare Spitzenwerte, Belohnung, etc.). Nach dem Ablauf des Marktes wird dieser durch zwei Blockchain Transaktionen abgerechnet: In der ersten speichert der *DSO* die Daten über die maximal gemessene Transformator Leistung auf der Blockchain; dann bestätigt der Kunde die vorherige Transaktion oder nicht. Danach werden die Einnahmen/Strafzahlungen automatisch durch die Smart Contracts an die beiden Akteure verteilt. Wenn *DSO* und Kunde sich nicht einig werden (d. h., der Kunde lehnt die *DSO*-Abrechnung ab), führt ein vertrauenswürdiger Schiedsrichter eine zusätzliche Transaktion durch, um den Markt endgültig zu schließen und den Betrüger zu bestrafen. Für weitere Details verweisen wir auf die offizielle Dokumentation der Nemogrid Smart Contracts [8].

In Abbildung 2.4 sind drei simulierte Marktszenarien abgebildet.

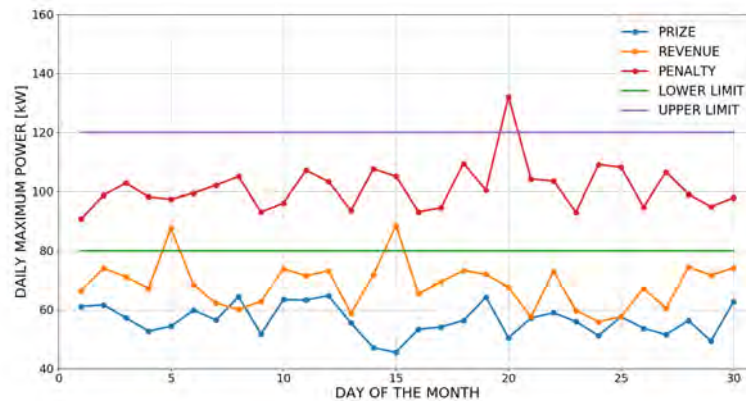


Abbildung 2.4 – Ergebnisse der einfachen Marktsimulation mit 3 Szenarien: Prize, Revenue und Penalty. Zudem sind die Grenzen abgebildet [8].

2.3 AP3: Modellierung und Simulation

2.3.1 Modellierung der Verteilnetze

Ziel dieses Arbeitspaketes ist es, ein Simulationsframework für die Projektfragestellungen zu erstellen. Die Eingangsdaten werden von zwei Teststandorten des Nemogrid-Projekts gesammelt: Lugaggia (Schweiz) und Uppsala (Schweden), wobei das Testgebiet Lugaggia von der Fachhochschule SUPSI betreut wurde.

Das Verteilnetz in Uppsala

Das schwedische Testgelände besteht aus zwei 300KVA-Unterstationen im Netz des kundeneigenen DSO Upplands Energi AB, nördlich von Uppsala gelegen. Insgesamt versorgen die beiden Unterstationen 132 Haushalte. Leider war die Topologie des Netzes, das von den beiden Unterstationen versorgt wird, den Projektpartnern nicht exakt bekannt. Deshalb wurde das Netz anhand geografischer Daten und typischer Kabeltypen nachmodelliert.

Bei dem Netz handelt es sich um ein 0,4 kV Niederspannungsnetz, das über einen Ortsnetztrafo mit einem 10 kV Mittelspannungsnetz verbunden ist. Der Ortsnetztransformator hat eine Nennscheinleistung von $S_{Trafo,N} = 500$ kVA. Das Mittelspannungsnetz wird als Slack-Knoten mit konstanter Spannung und Frequenz angenommen. In Abbildung 2.5 ist der Aufbau des Stromnetzes zu sehen.

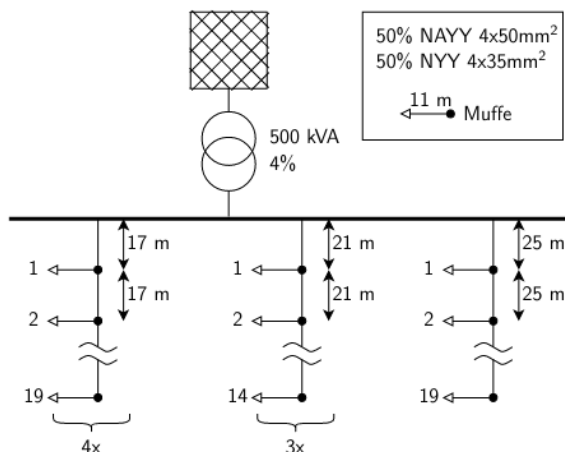


Abbildung 2.5 – Schema des Stromnetzes in Ramsjö, Schweden

Algorithmen und Simulationsumgebung

Zur Simulation des Netzes wird die im Projekt GridPredict (FKZ 0325931, [9]) entwickelte Lastflussumgebung weiterverwendet. Dabei wird das Netz über einen Lastfluss nach dem Newton-Raphson-Verfahren berechnet. Weiterhin können probabilistische Lastflusssimulationen durchgeführt werden, was besonders bei der Verwendung von probabilistischen Prognosen für das Energiemanagement einen deutlichen Mehrwert bietet.

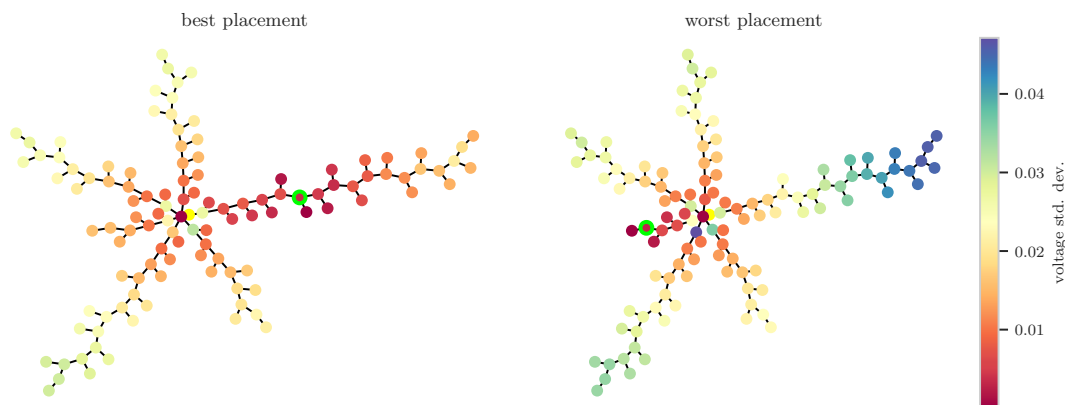


Abbildung 2.6 – Die beste und schlechteste Platzierung einer Messstelle in einem Testnetz.

Zur besseren Ausnutzung von Messequipment im Netz wurde ein Algorithmus zur optimalen Platzierung von Smart-Metern entwickelt. Dieser ermöglicht es in den Testgebieten gezielt Messequipment zu installieren. Eine gute und zuverlässige Platzierungslösung wurde unter Verwendung eines Multistart Hillclimb Optimierungs-

algorithmus mit der euklidischen Norm der Spannungsstandardabweichung als Kostenfunktion gefunden. Ein Beispiel für ein Testnetz ist in Abbildung 2.6 dargestellt. Ergebnisse des Algorithmus wurden in [10] veröffentlicht.

Weiterhin wurde die bereits in GridPredict begonnene Speicherauslegung und Platzierung weiterentwickelt und in [11] veröffentlicht.

2.3.2 Thermisches Gebäudemodell

Das thermische Gebäudemodell dient zur Abschätzung des thermischen Gebäudeenergiebedarfs und der zeitabhängigen Gebäudeinnentemperatur in Abhängigkeit von Heizleistung und Wetter. Darüber hinaus werden verschiedene Komponenten implementiert, um eine vollständige Gebäudesimulation zu ermöglichen, z. B. ein thermischer Speicher und eine Wärmepumpe. Die Gebäudesimulation ist in Python implementiert und nutzt EnergyPlus [12] als Gebäudesimulations-Framework.

Gebäudemodell

Das Gebäudemodell basiert auf einem Referenzgebäude, das an verschiedene Simulationsszenarien angepasst werden kann. Der Heizbedarf kann zum Beispiel durch Änderung des Energiestandards des Gebäudes oder durch Änderung der Gebäudeausrichtung, welche die solaren Gewinne beeinflusst, angepasst werden. In den nächsten beiden Kapiteln wird das Referenzgebäude sowie seine Einordnung in den Energiestandard beschrieben.

Referenz-Gebäude

Als Referenzgebäude wird ein Einfamilienhaus mit einer Gebäudenutzfläche von 179,5 m² verwendet. Die Nutzfläche des Gebäudes liegt im Bereich eines typischen Einfamilienhauses für Anlagensimulationen in Europa. Die Hüllfläche beträgt 416,8 m², der Bruttorauminhalt 561 m³. Die Hüllfläche und das Brutto-Gebäudevolumen werden anhand der Außenmaße des Referenzgebäudes berechnet. Die Nutzfläche wird in Abhängigkeit vom Gebäudevolumen berechnet. Zusätzlich wird angenommen, dass die Bodenplatte des Gebäudes an einen unbeheizten Keller angeschlossen ist. Der Dachboden wird nicht in die beheizte Fläche eingerechnet. Es wird davon

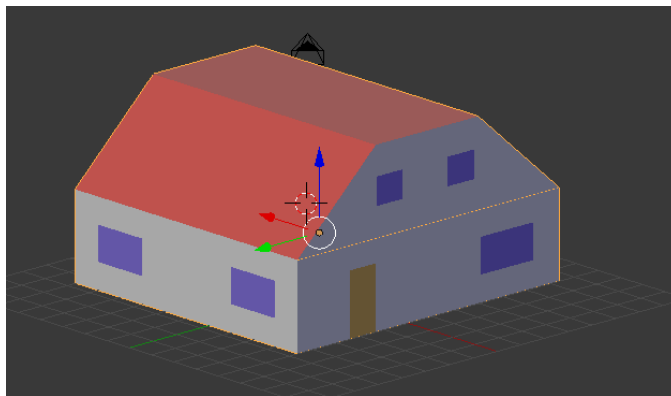


Abbildung 2.7 – Referenzgebäude der Simulation

ausgegangen, dass das Gebäude unverschattet ist und kein Sonnenschutz vorhanden ist.

Gebäude-Klassifizierung

Um eine Menge typischer Einfamilienhaushalte zu generieren, die in Verteilnetzen vorhanden sind, wurde der Baustandard eines typischen deutschen Dorfes ausgewertet. Die Unterscheidung der verschiedenen Gebäudeklassen wurde nach den jeweiligen Baustandards der Energieeinsparverordnung [13] vorgenommen. Diese Baunormen legen für Häuser, die im Zeitraum der jeweils gültigen Verordnung gebaut wurden, die maximal zulässigen Beiwerte und Materialeigenschaften der zu verwendenden Materialien fest. Daraus lässt sich der maximal zulässige spezifische Jahresheizwärmebedarf ableiten. Die Einteilung in Gebäudeklassen erfolgte nach dem Baujahr und den Maximalwerten für den Jahresheizwärmebedarf. Ein Vorteil der Unterteilung nach diesen Jahren bzw. den jeweiligen Anpassungen der Vorschriften sind die annähernd gleichen Abstände zwischen den einzelnen Vorschriften. Mit diesen Informationen kann die jeweilige Verteilung der Gebäudemodelle generiert werden. In Abbildung 2 ist die resultierende Verteilung dargestellt.

Gebäude Ersatzschaltbild

Um die hohe Komplexität der Wärmeberechnung für das entworfene Energiemanagement zu vereinfachen, wurden RC-Ersatzschaltbilder der Häuser angefertigt. Diese werden online anhand lokaler Messwerte (Temperatur) gefittet und ermöglichen dadurch die Implementierung komplexer Regelalgorithmen. Dies ermöglicht

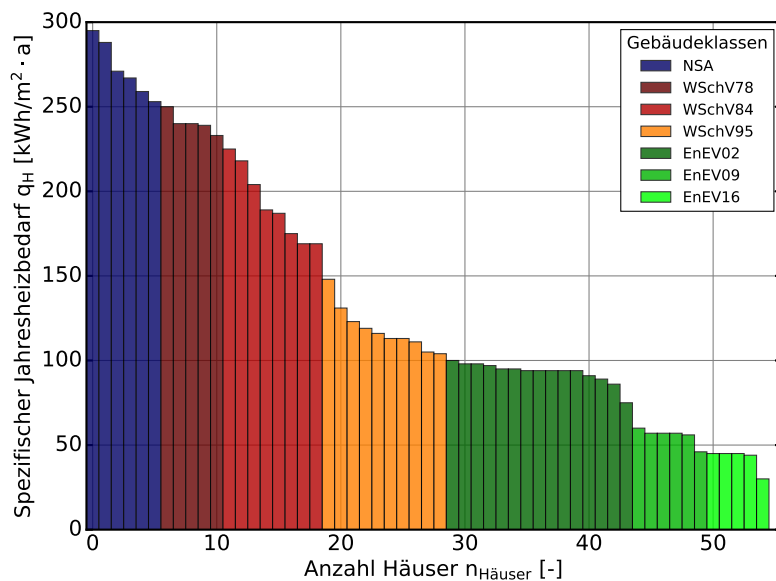


Abbildung 2.8 – Verteilung des Wärmebedarfs der verschiedenen Gebäudestandards

es zudem, Simulationen mit mehreren Gebäuden in einer angemessenen Zeit durchzuführen und das thermische Verhalten eines Gebäudes mit ausreichender Detailgenauigkeit zu erfassen. In diesem vereinfachten Modell wird ein Gebäude durch drei Hauptparameter charakterisiert:

- Die Wärmekapazitäten des Gebäudes C [J/K]
- Der Wärmewiderstände des Gebäudes R [K/W]
- Die Gesamtfläche der auftreffenden Strahlung A [m²]
- Die Temperaturen T [°C]
- Die solare Einstrahlung P_{solar} [W]
- Die zugeführte Wärmeleistung $P_{th,WP}$ [W]

In diesem Projekt wurde zusätzlich zum 1R1C-Modell ebenfalls das in der Gebäudemodellierung oft verwendete 3R2C-Modell untersucht, da es eine höhere Genauigkeit bei immer noch akzeptabler Komplexität aufweist (siehe Abbildung 2.9).

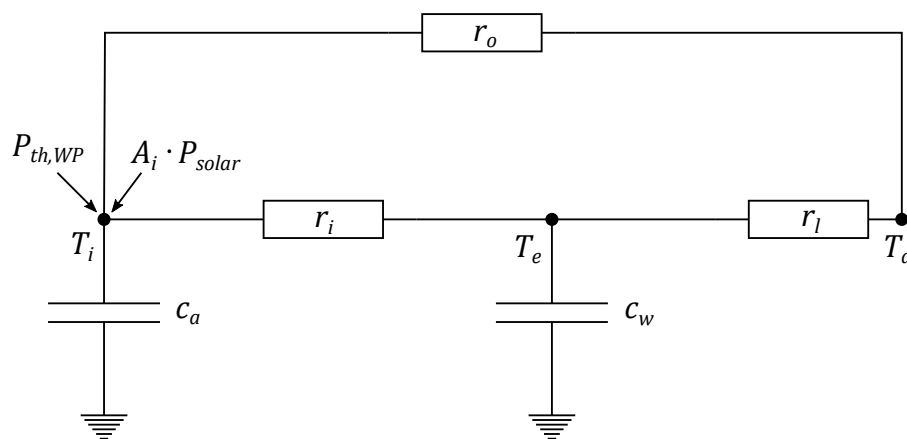


Abbildung 2.9 – Thermisches 3R2C-Ersatzmodell

Bodenmodell

Um die Effizienz von Sole/Wasser-Wärmepumpen zu modellieren, muss die Erdreichstemperatur in der Einbautiefe der Erdkollektoren abgeschätzt werden. Da die Trinkwasserleitungen ebenfalls im Erdreich verlegt sind, kann die Eintrittstemperatur des Trinkwassers ebenfalls mit der Erdreichstemperatur abgeschätzt werden. Die Modellierung des Erdreichs erfolgt nach dem Modell des halb unendlichen Körpers [14]. Das Prinzip dieses Modells ist, dass die Temperatur des Erdreichs in großen Abständen zu den Erdkollektoren als konstant angesehen wird. Für das Erdreich kann diese mit der Jahresmitteltemperatur abgeschätzt werden, da die oberflächennahe Temperatur bei Vernachlässigung geothermischer Effekte hauptsächlich von der Lufttemperatur beeinflusst wird. Für die Bodentemperaturen wird zusätzlich ein Zeitversatz berücksichtigt. Nach [15] beträgt dieser ca. 24 Tage pro Meter Bodentiefe. Für eine Tiefe von 0,8 m ergibt sich ein Versatz von ca. 19 Tagen, für 1,5 m Tiefe 36 Tage. In Abbildung 2.10 sind die Bodentemperaturen für zwei Tiefen dargestellt.

Thermischer Speicher

Das Modell des thermischen Energiespeichers wird als Schichtwasserspeicher implementiert. Es berücksichtigt Auftrieb, Wärmeübertragung, Wärmeverluste und Mischungsverluste nach [16]. Es unterscheidet sich durch den Lade- und Entladevorgang: Es wird davon ausgegangen, dass der Speicher mit nur geringer Störung der Schichtung geladen wird. Daher wird in der oberen Schicht Wärme zu- und

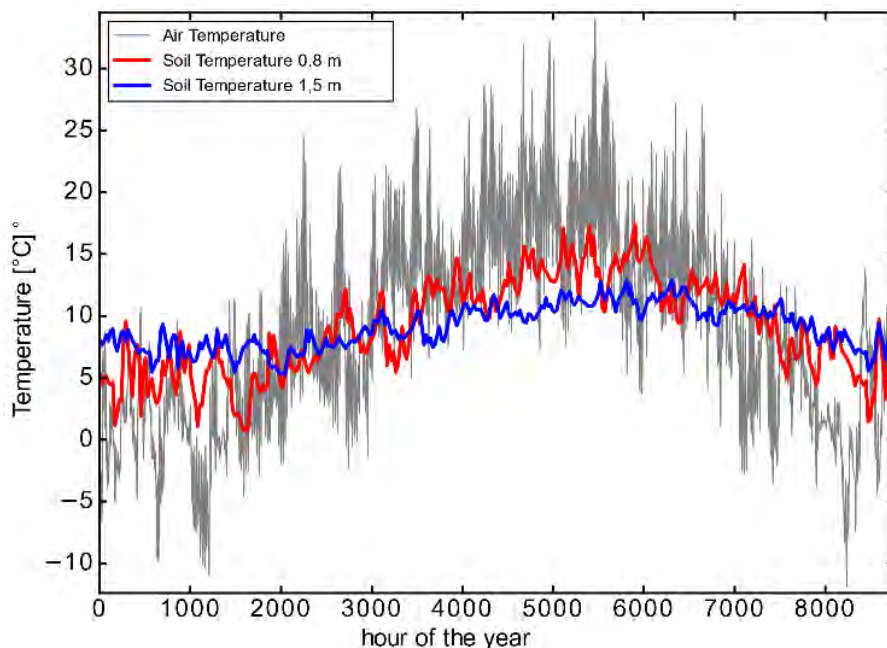


Abbildung 2.10 – Erd- und Lufttemperatur über den Zeitraum von einem Jahr

abgeführt, während in der unteren Schicht Frischwasser oder Heizungsrücklauf eingespeist wird. In 2.11 ist die Temperaturschichtung zu Beginn der Simulation und nach einem Lade- und Entladezyklus dargestellt.

Detaillierte Energiebilanzsimulation mit EnergyPlus

EnergyPlus ist ein freies, quelloffenes und plattformübergreifendes, vollständiges Gebäudeenergie-Simulationsprogramm. Es kann verwendet werden, um verschiedene Aspekte des Gebäudeenergieverbrauchs zu modellieren, wie Heizung, Kühlung, Lüftung, Beleuchtung oder Steckdosen- und Prozesslasten. Seine Entwicklung wird vom Building Technologies Office (BTO) des U.S. Department of Energy (DOE) finanziert. Es wird in der Simulation eingesetzt, um die thermischen Energiebilanzen der Gebäude zu simulieren. Es bietet komplexe und genaue Simulationsalgorithmen, die in der Literatur mehrfach verifiziert wurden [17–19].

FMU und Python-Einbindung

Das Functional Mock-up Interface (FMI) definiert eine standardisierte Schnittstelle, mit der verschiedene Simulationssoftware miteinander verbunden werden kann.

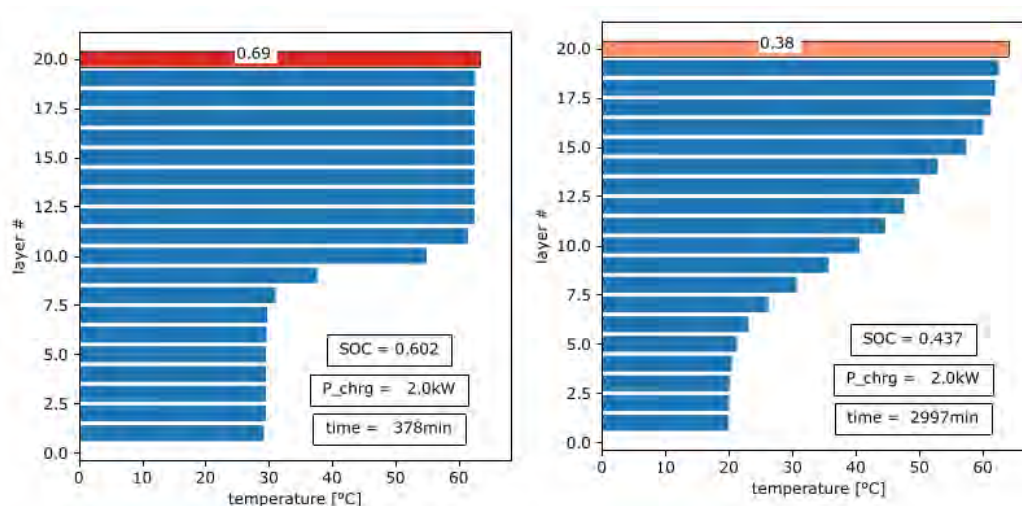


Abbildung 2.11 – Plot der Temperaturverteilung im Wassertank zu Beginn der Simulation (links) und nach einem vollen Lade- und Entladezyklus.

Die Idee hinter FMI ist folgende: Wenn das reale Produkt aus einer Vielzahl von Komponenten besteht, die auf komplexe Weise interagieren und von einer Reihe komplexer physikalischer Gesetze gesteuert werden, dann sollte es auch möglich sein, ein virtuelles Produkt zu erstellen, das aus einer Reihe verschiedener physikalischer (Software-)Modelle besteht. Das FMI-Framework wird verwendet, um EnergyPlus mit dem Python-Simulationsframework zu verbinden. Dazu muss die EnergyPlus-Instanz in eine so genannte Functional Mockup Unit exportiert werden. Dies geschieht mit dem Tool EnergyPlusToFMU [20] und der Einbindung in die Simulationsumgebung mittels PyFMI [21].

2.3.3 Modellierung der Wärmepumpen

Um ein zukünftiges Verteilnetz realitätsnah zu simulieren, ist die Einbindung von Wärmepumpen in das Simulationsmodell essenziell. Dabei wird der steigenden Anzahl von Wärmepumpen im europäischen Raum Rechnung getragen. Für die Simulation der Wärmepumpe müssen mehrere Einflüsse berücksichtigt und für die Bestimmung der maximal generierten Wärmeleistung gegeneinander abgewägt werden. Dabei ist die thermodynamische Modellierung der erste Schritt, da der Wärmepumpe im Heizmodus der umgekehrte Carnot'sche Kreisprozess zugrunde liegt. Neben der thermodynamischen Betrachtung ist der Teillastbetrieb von großer Bedeutung, weil drehzahlvariable Wärmepumpen den Markt heutzutage dominieren und damit eine Abkehr von leistungsstarrten Anlagen zu beobachten ist.

Für die thermodynamische Modellierung der Wärmepumpe wird der Carnot'sche Kreisprozess als physikalisches Fundament für weitere Berechnungen verwendet. Anhand des Schemas in Abbildung 2.12 wird der Kreisprozess und die damit verbundenen Zustandsänderungen ersichtlich. Die Zustandsänderungen des linksdrehenden Carnot-Prozesses beginnen mit der Verdampfung des Kältemittels durch den von der Umgebung bereitgestellten Wärmestrom. Die Wärmequelle hierfür kann entweder Umgebungsluft oder mittels Geothermie erwärmtes Wasser sein. Das gasförmige Kältemittel wird im nächsten Schritt in einem Kompressor mittels zugeführter mechanischer Energie komprimiert und dadurch erhitzt. Anschließend wird das gasförmige Kältemittel in einem Kondensator abgekühlt, wobei das Wasser im Wärmetauscher den Wärmestrom aufnimmt und damit den Heizkreis bildet. Das flüssige Kältemittel wird nun in einer Drossel auf den Ausgangsdruck entspannt, was zu einer Abkühlung führt. Zum Schluss kann das Kältemittel wieder dem Verdampfer zugeführt werden, welches den Kältemittelkreislauf abschließt.

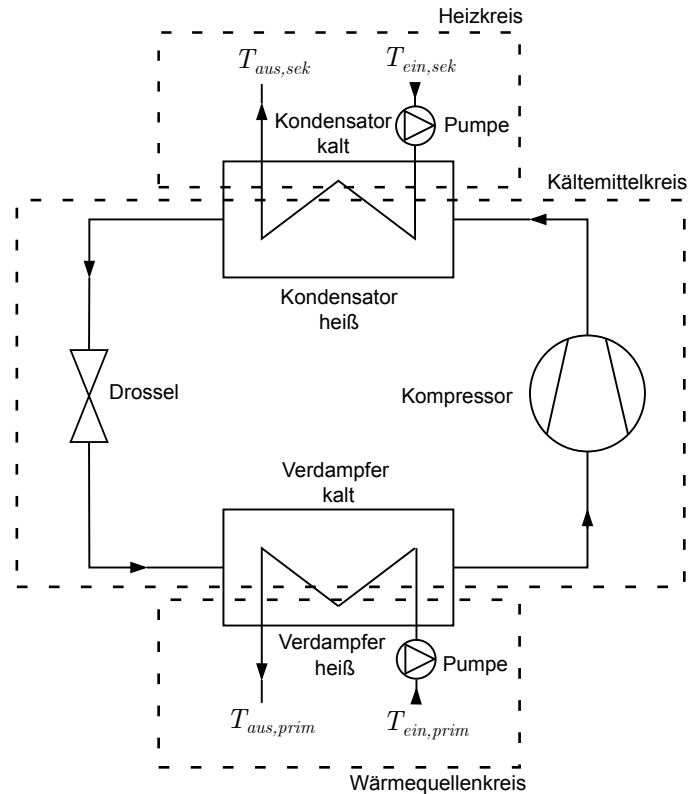


Abbildung 2.12 – Schema einer Wärmepumpe mit eingezeichneten Teilkreisen und Komponenten.

Die simulative Einbindung und numerische Berechnung der Zustandsänderungen im Wärmepumpenprozess beansprucht bei einer Simulation einen hohen Rechen-

aufwand. Deswegen muss ein Kompromiss zwischen der Modellgenauigkeit und dem Rechenaufwand erzielt werden. Das Ziel der Vereinfachung ist die effiziente Berechnung des "Coefficient of Performance"(COP), welcher das Verhältnis von abgegebener Wärme zu zugeführter elektrischer Energie beschreibt, wie in Gleichung 2.1 definiert ist. Zusätzlich kann der COP als Faktor des Gütegrads η_G und der carnotschen Leistungszahl ϵ_{carnot} ausgedrückt werden. Dabei ist der Gütegrad ein Maß für die Verluste einer Wärmepumpe, bezogen auf das theoretische Maximum des Kreisprozesses, die carnotsche Leistungszahl, hier durch den Index "ges" ausgedrückt. Diese ist über die Temperatur der Wärmequelle T_h und der Vorlauftemperatur des Heizkreislaufs (Wärmesenke) bzw. der Kondensationstemperatur des Kältemittelkreises T_k zu definieren.

$$\text{COP} = \frac{Q_{th}}{E_{el}} = \frac{\dot{Q}_{th}}{P_{el}} = \eta_{G,ges} \cdot \epsilon_{carnot} \quad (2.1)$$

$$\epsilon_{carnot} = \frac{T_k}{T_k - T_h} = \eta_{carnot}^{-1} \quad (2.2)$$

Für die Berechnung des COPs sind einige Einflussfaktoren zu berücksichtigen. Zum einen sind, wie bereits erwähnt, die Vorlauf- und Rücklauftemperaturen von großer Bedeutung, da diese einen direkten Einfluss auf die carnotsche Leistungszahl besitzen. Die größte Auswirkung auf den Gütegrad besitzen die mechanischen Verluste, weswegen der Kompressor als dominierende mechanische Komponente behandelt wird und damit den Gütegrad maßgeblich bestimmt. Dies wurde in [22] und ebenfalls in [23] untersucht, wobei die Resultate der experimentellen Untersuchungen die hohe Bedeutung des Kompressors für die Effizienz einer Wärmepumpe hervorheben.

Um einen besseren Überblick über die Effizienzberechnungen einer Wärmepumpe zu erhalten, werden im Folgenden die einzelnen Berechnungsschemata aufgeteilt und gesondert erläutert. Diese Aufteilung ist ebenfalls in der Abbildung 2.13 zu sehen. Einerseits wird der Temperatur-bezogene Gütegrad betrachtet, welcher im Faktor ϵ_{carnot} berücksichtigt wird. Andererseits wird dem leistungsbezogenen und damit vorrangig mechanischen Teillastverhalten mit $\eta_{G,ges}$ Beachtung geschenkt.

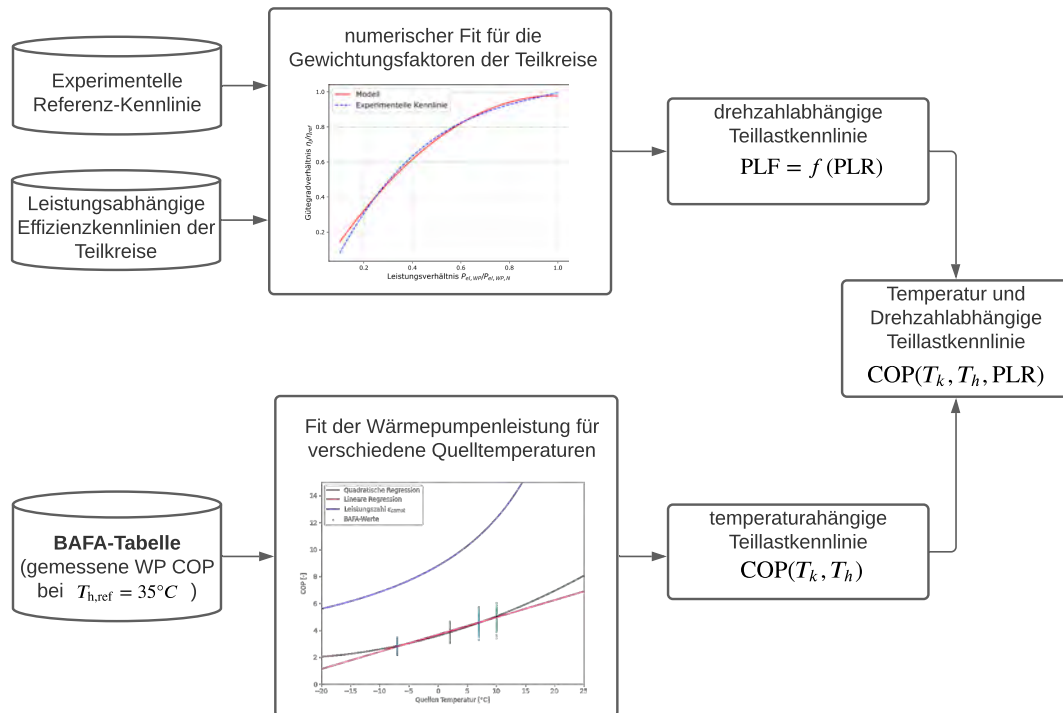


Abbildung 2.13 – Einflussfaktoren für die Berechnung des COPs. Es werden einerseits die Effizienzkennlinien der Teilkreise gewichtet zusammengesetzt und an eine gemessene Referenzkennlinie angenähert, wodurch die Drehzahlabhängigkeit der Kennlinie abgebildet wird. Andererseits wird die Temperaturabhängigkeit des Wirkungsgrades anhand der BAFA Tabelle gefittet.

Temperaturabhängiges Teillastverhalten

Für die thermischen Einflüsse sind die Vorlauf- und Rücklauftemperaturen essenziell, da die Berechnung der Leistungszahl ε_{carnot} daraus folgt. Dabei wird nach Gleichung 2.2 die Temperatur der Wärmequelle T_h und die Vorlauftemperatur des Heizkreislaufrs T_h verwendet. Um den thermischen Einfluss der Quelltemperatur auf den COP zu ermitteln, wird die Carnotsche Leistungszahl in Verhältnis zur Referenz-Leistungszahl gesetzt und mit einem Referenz-COP multipliziert. Die Referenz-Leistungszahl $\varepsilon_{carnot,ref}$ und der Referenz-COP werden hierbei aus dem Prüf-/Effizienznachweis vom Bundesamt für Wirtschaft und Ausfuhrkontrolle (BAFA) [24] ermittelt. Diese Tabelle beinhaltet alle förderfähigen Wärmepumpen in Deutschland und ihre jeweiligen Daten und Kennzahlen.

Im ersten Schritt der Modellierung wird die Quellen- und Vorlauftemperatur bestimmt. Damit wird zum einen der aktuelle Carnot-Wirkungsgrad berechnet, wel-

cher die Inverse der Carnotschen Leistungszahl darstellt. Zum anderen wird mithilfe der BAFA-Tabelle ein Referenz-COP ermittelt, der mithilfe einer Regression bestimmt wird.

Die Polynomkoeffizienten konnten aus den Regressionskurven bestimmt werden und mit der Gleichung 2.3 kann damit in Abhängigkeit der Quelltemperatur der thermische COP (COP_T) berechnet werden, welcher im weiteren Verlauf den Referenz-COP darstellt.

$$\text{COP}_{\text{ref}(T_h)} = p_0 + p_1 \cdot T_h + p_2 \cdot T_h^2 \quad (2.3)$$

Nachdem die Referenz-Leistungszahl bestimmt wurde, kann über das bereits erwähnte Verhältnis vom maximalen zum vorherrschenden Carnot-Wirkungsgrad der gesamte thermische Einfluss auf die Leistungszahl berechnet werden, wie in Gleichung 2.4 beschrieben.

$$\text{COP}(T_k, T_h) = \text{COP}_{\text{ref}}(T_k, T_{h, \text{ref}}) \cdot \frac{\eta_c(T_k, T_{h, \text{ref}})}{\eta_c(T_k, T_h)} \quad (2.4)$$

Neben der Temperaturabhängigkeit spielt für die Performance einer Wärmepumpe die relative Auslastung und das Verhalten der Teilkomponenten eine große Rolle. Da wie bereits erwähnt eine thermodynamisch genaue Modellierung bzw. Simulation ohne entsprechend detaillierte Eingangsdaten nicht möglich ist, jedoch etwaige Nichtlinearitäten des Komponentenverhaltens berücksichtigt werden müssen, wird in diesem Modell das leistungsbezogene Teillastverhalten genauer untersucht. Dabei wird zum einen auf das open-source Paket TESPpy zurückgegriffen, welches für thermische Simulationen und Berechnungen konzipiert, wurde [25]. Anschließend werden mit Hilfe verschiedener Studien die Annahmen validiert.

Leistungsbezogenes Teillastverhalten

In der Standardbibliothek von TESPpy befindet sich eine Vielzahl verschiedener Gütegradkennlinien unterschiedlicher thermischer Komponenten wie Wärmeübertrager oder Kompressor. Dabei stellen diese Kennlinien das relative Gütegradverhältnis dar, d.h. sie treffen eine Aussage über die relative Güte einer Komponente

i in Abhängigkeit zur relativen Leistung, mathematisch beschrieben in Gleichung 2.5:

$$\frac{\eta_{G,i}}{\eta_{G,ref,i}} = f\left(\frac{P_i}{P_{i,ref}}\right) = f(PLR) = f(X) \quad (2.5)$$

Hierbei ist die relative Güte das Verhältnis der tatsächlichen Güten im Teillastfall η_G zur Güte im Referenzfall $\eta_{G,ref}$, bzw. bei Nennleistung. Die relative Leistung einer Komponente wird dabei ausgedrückt durch das Verhältnis von tatsächlicher Leistung P zur Referenz (Nenn-) Leistung P_{ref} , welches als Partial Load Ratio (PLR) bezeichnet wird, bzw. durch das Verhältnis X der von der geänderten zugeführten Leistung beeinflussten Parameter der jeweiligen Komponente.

Nach Abbildung 2.12 lässt sich die Wärmepumpe in drei Teilkreise und sieben Teilkomponenten unterteilen, welche zur Übersicht in Tabelle 2.1 entsprechend ihrer stofflich entkoppelten Teilkreise aufgeführt sind.

Tabelle 2.1 – Teilkreiscomponenten des Wärmepumpenmodells sortiert nach den drei Teilkreisen.

Teilkreise	Komponenten
Wärmequellenkreis, Teilkreis 1	Pumpe, Heiße Seite des Verdampfers
Kompressorkreis, Teilkreis 2	Kalte Seite des Verdampfers, Kompressor, Heiße Seite des Kondensators
Heizkreis, Teilkreis 3	Kalte Seite des Kondensators, Pumpe

Die Begriffe „heiß“ und „kalt“ bezeichnen dabei die Eintrittstemperatur des Mediums auf der jeweiligen Seite in die Wärmetauscher und die daraus folgende Richtung der Wärmeübertragung von der wärmeren, heißen Seite zur kälteren Seite.

Die Parameter für die Güte sind für die einzelnen Komponenten verschieden definiert, entsprechend dem Zweck, mit welcher die Komponente zum Transport, zur Übertragung oder zur Aufwertung der Energie beiträgt. Da der Kompressor für die mechanischen Verluste und das Teillastverhalten einer Wärmepumpe die dominierende Komponente darstellt [22], ist das Teillastverhalten und damit das erzeugte Druckverhältnis des Kompressors ausschlaggebend für den PLR der Wärmepumpe.

Die verschiedenen Gütegradverhältnisse der unterschiedlichen Komponenten der Wärmepumpe können der TESP_y-Bibliothek entnommen werden [25]. Folglich können mit diesen Gütegraden die Kennlinien der verschiedenen Teilkreise bestimmt werden und anschließend zu einem Gesamtgütegrad verrechnet werden. Dabei werden innerhalb der Teilkreise selber Gewichtungsfaktoren für die Komponenten eingesetzt. Die somit erhaltenen Gütegrade der Teilkreise erhalten ebenfalls Gewichtungsfaktoren, um der Bedeutung der Komponenten und Teilkreise Beachtung schenken zu können. Da die in der TESP_y-Bibliothek integrierte Wärmepumpenmodellierung aufgrund der genauen Berechnung aller thermodynamischen Vorgänge sehr zeit- und rechenintensiv ist, wurde zur Simulation ein kennlinienbasiertes Modell entwickelt. Eine Erweiterung ist zudem die Modellierung des drehzahlabhängigen Teillastverhaltens. Der vereinfachte Ablauf des Modells ist in Abbildung 2.13 dargestellt.

Validierung

Für die Validierung und Verbesserung wurden verschiedene Studien analysiert und die Ergebnisse in die Wärmepumpenmodellierung integriert. Aufgrund des bereits hohen Anteils an Wärmepumpen im schwedischen Markt ist das Royal Institute of Technology (KTH) in Stockholm Herausgeber zahlreicher Untersuchungen zur Thematik der drehzahlvariablen Wärmepumpen und deren Teillastverhalten. Ebenfalls erstellte die Hochschule Luzern im Auftrag des schweizerischen Bundesamtes für Energie eine Studie zur kontinuierlichen Leistungsregelung von Wärmepumpen.

Die Studien des KTH befassen sich vor allem mit dem Kompressor als dominierende Komponente für das Teillastverhalten [22, 26]. Dabei liegt das Hauptaugenmerk auf dem isentropen Wirkungsgrad, da der Carnot Wirkungsgrad sich auf den gesamten thermodynamischen Wärmepumpenprozess bezieht.

Um abschließend das hier vorgestellte Wärmepumpenmodell zu validieren, wird eine Kennlinie der Hochschule Luzern aus ihrer Studie zur kontinuierlichen Leistungsregelung von Wärmepumpen verwendet [23]. Dabei wird die Methode der kleinsten Fehlerquadrate (Least-Square-Fitting) verwendet um zu ermitteln, mit welchen Gewichtungsfaktoren die einzelnen Teilkreis-komponenten der Wärmepumpe zum Gesamtwirkungsgrad beitragen. Dazu wurde die Open-Source Python-Bibliothek LMFIT verwendet [27]. Die größten Gewichtungsfaktoren fallen hierbei für den Kompressorkreis und den Kompressor an, was die Wichtigkeit des Kompressors für

das Teillastverhalten einer Wärmepumpe bestätigt. In der Abbildung 2.14 kann das Ergebnis des Least-Square-Fits betrachtet werden.

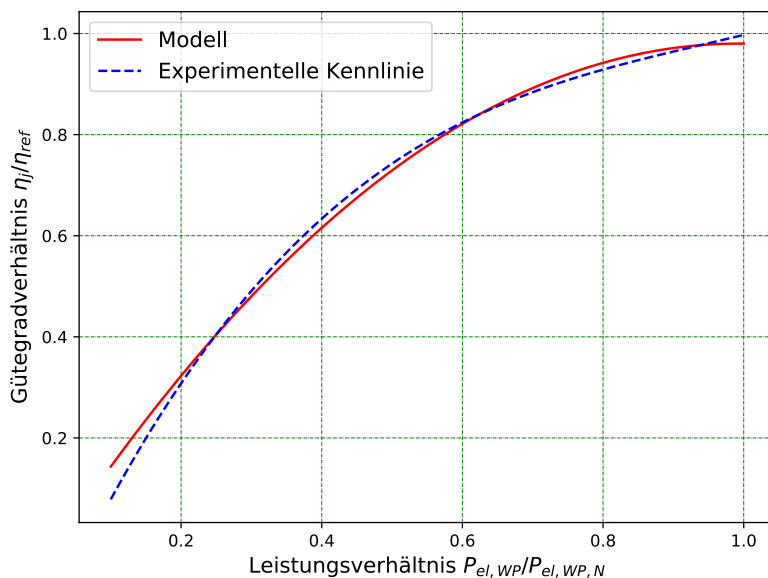


Abbildung 2.14 – Least-Square-Fit der TESP-Kennlinien an die experimentell bestimmte Kennlinie nach [23]

2.3.4 Entwicklung eines kurzfristigen Vorhersagemodells für Last und Erzeugung

Moderne Energiemanagement Algorithmen basieren auf den Prognosen des elektrischen Verbrauchs der Erzeugung. Dabei liegt die zeitliche Auflösung typischerweise in der Größenordnung von Minuten und der Horizont bei etwa 24 Stunden, da es eine starke tägliche Saisonalität gibt.

Probabilistische Prognosen

Methoden zur Lastprognose können in zwei Kategorien unterteilt werden: deterministische und probabilistische Prognose. Die deterministische Prognose sagt einen diskreten Lastwert für einen Zeitschritt voraus, während die probabilistische Prognose versucht, zusätzlich die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Vorhersage zu

schätzen. Probabilistische Prognosen sind zu einer attraktiven Alternative geworden, da die Information über die Vorhersagegenauigkeit besonders für Entscheidungsprobleme nützlich ist. Trotz der Vorteile erfordern probabilistische Prognosen im Vergleich zu deterministischen Prognosen wesentlich anspruchsvollere Methoden sowohl für die Vorhersage als auch für die Auswertung [28].

Verschiedene Regelungsalgorithmen, die in Simulationen getestet wurden, erfordern die Vorhersage der Leistung am Netzanschlusspunkt (NAP) mit dem Hauptnetz. In diesem Abschnitt werden die implementierten Prognosemodelle für die Leistungsvorhersage am Verknüpfungspunkt und auf der Prosumer-Ebene vorgestellt und verglichen. Die entwickelten Algorithmen werden mit realen Messdaten von den Teststandorten verifiziert und iterativ verbessert.

Neuronale Netze

Aufgrund ihrer guten Generalisierungsfähigkeit sind NNs eine beliebte und effektive Methode im Bereich der Prognose. Die Verwendung von NN erfordert jedoch eine ausreichende Menge historischer Daten, da die Anzahl der trainierbaren Parameter vergleichsweise hoch ist. Aus diesem Grund schneiden sie bei kleineren Trainingsdatensätzen oft schlechter ab als andere Machine-Learning basierte Methoden.

In diesem Projekt werden Feedforward-NNs verwendet, die aus zwei vollständig verbundenen versteckten Schichten bestehen. Diese versteckten Schichten werden von einer Eingabe- und einer Ausgabeschicht umschlossen. Die Ausgabeschicht unterscheidet sich zwischen der deterministischen und der probabilistischen Vorhersageaufgabe. Bei der deterministischen Aufgabe sagt das NN für jeden Prognoseschritt einen einzelnen Lastwert voraus. Im Gegensatz dazu verwendet das probabilistische NN einen Klassifikationsansatz, wie in [29] beschrieben. Für jeden Prognoseschritt sagt das NN die Wahrscheinlichkeit voraus, dass die Last in eine der vorgegebenen Klassen fällt. Die Klassen werden definiert, indem der Bereich der möglichen Lastleistungen in N gleich große Bins unterteilt wird.

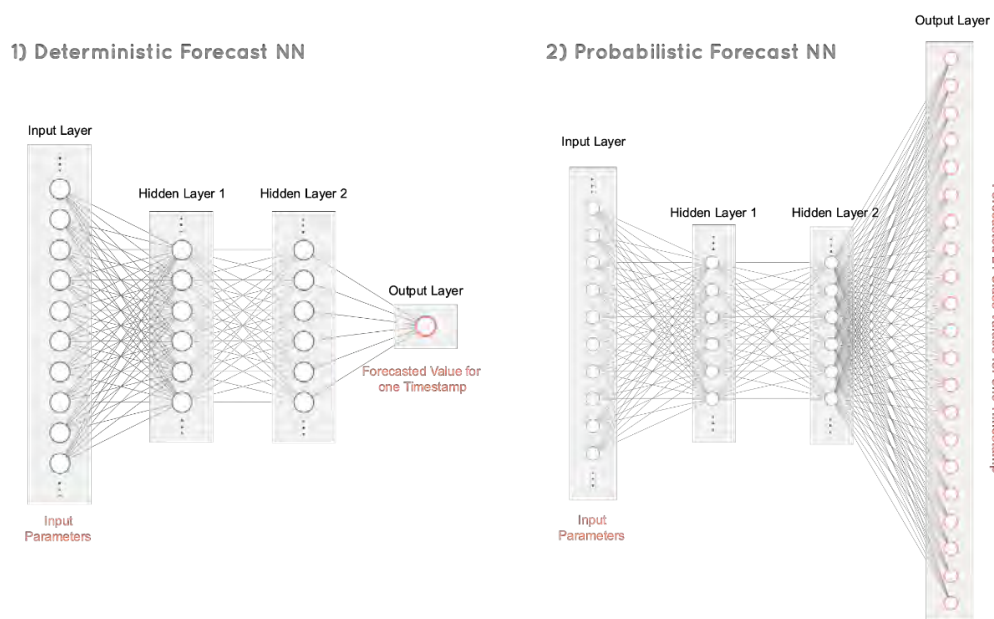


Abbildung 2.15 – Neuronale Netzwerkkonstruktion für die deterministische und probabilistische Vorhersageaufgabe. Der Graph ist auf die Ausgabe eines Zeitschrittes vereinfacht. Außerdem zeigt die dargestellte Anzahl der Neuronen (Kreise) in den Eingangs- und versteckten Schichten nur eine Auswahl der tatsächlichen.

Verschiedenste Eingangsdaten werden verwendet, um kurzfristige Vorhersagen zu verbessern. Die in diesem Zusammenhang betrachteten Variablen bestehen unter anderem aus Numerischen-Wettermodell-Daten, kategorialen Zeitmerkmalen und Beobachtungen aus vorangegangenen Stunden. Für beide Umspannwerke wurden die gleichen Wettermodell-Daten verwendet. Aufgrund fehlender Werte innerhalb der Lastbeobachtungen konnten wir etwa 390 Tage (stündliche Beobachtungen) für die Trainings- und Validierungsdaten verwenden.

Vorhersagegenauigkeit

Die neuronalen Netze, wie in Abschnitt 2.3.4 beschrieben, wurden auch auf die Daten aus dem Testgebiet Rolle angewendet und erzielten gute Ergebnisse. Ein Beispiel für eine kombinierte probabilistische und deterministische Vorhersage ist in Abbildung 2.16 dargestellt.

Im Allgemeinen lieferten die trainierten NN-Modelle zufriedenstellende Ergebnisse. Zufälligerweise ähnelte der RMSE von Schweden (Ramsjoansen und Backe) trotz der geografischen Entfernung und anderer Unterschiede dem RMSE der Prognosen

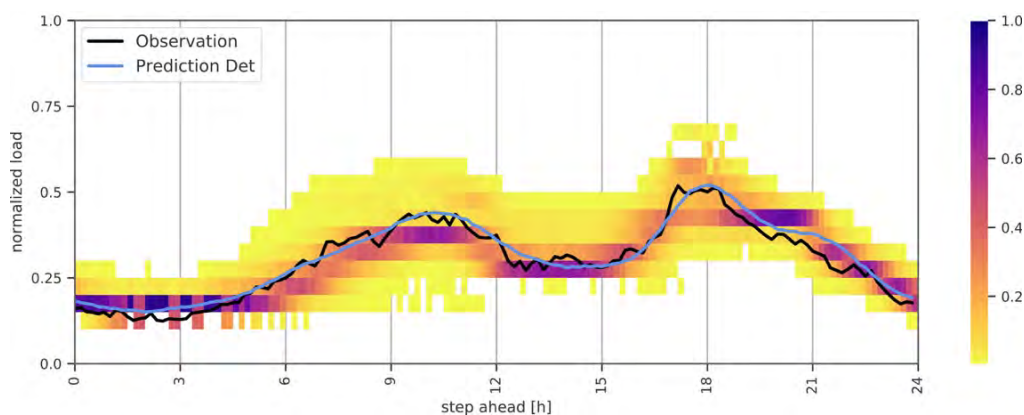


Abbildung 2.16 – Beispiel einer kombinierten deterministischen und probabilistischen Vorhersage basierend auf dem Neuronalen-Netz, trainiert auf dem Rolle-Datensatz. Die Farben auf der rechten Seite zeigen die vorhergesagte Wahrscheinlichkeit der probabilistischen Prognose an.

für das Testgebiet in Rolle (siehe Tabelle 2.2). Beim Vergleich der beiden schwedischen Umspannwerke waren die Prognosen für das Umspannwerk Ramsjoansen etwas genauer als die für das Umspannwerk Backe. Weitere Untersuchungen zeigten auch, dass die NN-Modelle für Sommertage deutlich besser abschneiden als für Wintertage, was nachvollziehbar ist, da die Last im Laufe eines Tages im Winter stärker schwankt. Abbildung 2.17 zeigt zwei Beispiele für eine Sommer- bzw. Wintervorhersage für die beiden Umspannwerke.

Tabelle 2.2 – Ergebnisse der Lastprognose von Rolle/Uppsala unter Verwendung der NN-Methoden

Ort	Vorhersage-Modell	Score	Verluste (normalisiert)	Verluste (absolut)
Ramsjoansen	deterministisch	RMSE	0.0361	13.380
Backe	deterministisch	RMSE	0.0404	13.881
Rolle	deterministisch	RMSE	0.0355	30.236
Ramsjoansen	probabilistisch	CRPS	0.01992	7.383
Backe	probabilistisch	CRPS	0.0271	9.3115
Rolle	probabilistisch	CRPS	0.0206	17.545

Die vorgestellten Ergebnisse zeigen einen Proof of Concept für die Anwendung von NN auf die Uppsala-Datensätze unter Verwendung nur der verfügbaren Daten. Weitere Verbesserungen können durch die Verwendung zusätzlicher NWP-Modelle für die erklärenden Variablen oder die Verwendung verschiedener Modelle für unterschiedliche Vorhersagehorizonte erreicht werden.

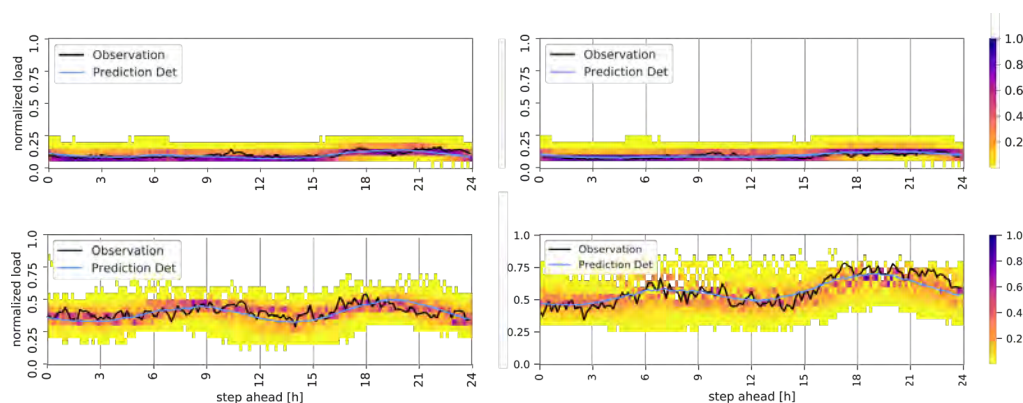


Abbildung 2.17 – Beispiel für zwei Sommervorhersagen (oben) und zwei Wintervorhersagen (unten). Links sind die Ergebnisse für das Umspannwerk Ramsjoansen und rechts das Ergebnis für das Umspannwerk Backe dargestellt.

Implementierung

Die beschriebenen Vorhersagemodelle sind in Python implementiert und können auf jedem Rechner mit einem Python-Interpreter eingesetzt werden. Für zukünftige Zwecke können die trainierten Modelle einfach angewendet und für verschiedene Anwendungsfälle kombiniert werden. Die angepassten Modelle und Plotting-Methoden können in eine Web-Anwendung oder jede andere mit Python kompatible Software integriert werden.

2.3.5 Entwicklung von Energiemanagement-Algorithmen

Um die Entscheidungsprozesse im Energiesystem sicher, verteilt und autonom zu gestalten müssen geeignete Algorithmen entwickelt werden. Hierzu wurden in dem Projekt verschiedene Algorithmen entwickelt und anhand von Messwerten aus den Testgebieten oder Referenzdatensätzen verifiziert.

Im Rahmen des Projektes wurden einerseits Algorithmen getestet welche auf zentralen und dezentralen Optimierungsansätzen aufbauen. Diese können die Informationen aus den probabilistischen Vorhersagen verwerten und bezüglich der gegebenen Randbedingungen die optimalen Entscheidungen für die Steuerung der Einheiten treffen.

Zudem wurde ein Algorithmus basierend auf der Fuzzy-Logik entwickelt. Dieser nutzt die Netzspannung und die Messung der Innentemperatur, um daraus Ent-

Mathematische Beschreibung Das Energiemanagement ist für den kosteneffizienten Betrieb aller Geräte innerhalb des SCC verantwortlich. Das Ziel ist die Minimierung der Gesamtenergiekosten:

$$\arg \min_{p_{p,i}} \sum_{i \in \text{SCC}} \underbrace{f_i(p_{p,i})}_{\text{lokale Kosten der VPPs}} + \underbrace{\sum g(p_c)}_{\text{externe Kosten der Community}} \quad (2.6)$$

Wie in Gleichung 2.6 ersichtlich, werden sowohl die externen Kosten, welche auf den externen Marktgegebenheiten basieren, als auch die internen Kosten berücksichtigt. Die internen Kosten hängen von weiteren Größen im VPP ab. Diese sind z.B. die jeweiligen Stromgestehungskosten, das aktuelle Verhältnis zwischen Erzeugung und Verbrauch oder die Stromspeicherkosten. Die Kostenfunktionen mit ihren zugehörigen Randbedingungen für die VPPs werden auf der Grundlage des *Power Node* Frameworks definiert und aus dem Papier [30] entnommen.

Robuster optimierter Betrieb unter Unsicherheiten

Um den reibungslosen und nahezu optimalen Betrieb von Speichern und steuerbarer Erzeugung in einem Netz mit einem hohen Anteil an erneuerbaren Energien zu gewährleisten, müssen die Prognosefehler für Last und Erzeugung berücksichtigt werden. Aber selbst mit den heute verfügbaren fortschrittlichen Prognosen kann der Vorhersagefehler einen erheblichen Einfluss auf die Betriebsleistung des Systems haben. In diesem Abschnitt werden Algorithmen für einen robusten Betrieb vorgestellt.

Der Algorithmus basiert auf dem MPC Ansatz. Dabei wird ein dynamisches Modell des Energiesystems verwendet, um das zukünftige Verhalten innerhalb eines diskreten Zeithorizonts T vorherzusagen. Dieses Modell hängt von verschiedenen Eingaben wie der vorhergesagten Erzeugung oder Nachfrage sowie der Prognosegüte ab. Zu jedem Abtastzeitpunkt wird das komplette Optimierungsproblem über den Horizont gelöst, aber nur der erste Schritt implementiert. In diesem Fall wurde die Schrittweite variabel gewählt, um die Komplexität des Optimierungsproblems zu reduzieren (siehe Abbildung 2.19). Sämtliche Randbedingungen der gesteuerten Komponenten wie Startzeiten, Leistungsbegrenzungen oder maximale Leistungsänderungen werden berücksichtigt.

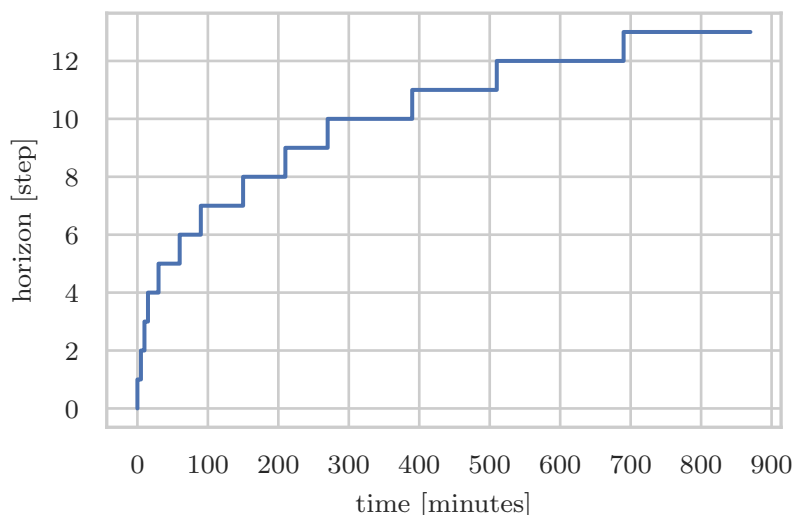


Abbildung 2.19 – Die Zeitschrittweite Δt nimmt für größere Horizonte zu. Dies ermöglicht es, die Genauigkeit der kurzfristigen Vorhersagen zu nutzen und gleichzeitig die Energiebilanz der längeren Horizonte in der Optimierung zu erfassen [31].

Aus diesen Informationen werden dann für die nächsten Zeitschritte Trajektorien berechnet, welche die systembedingten Randbedingungen mit einer zuvor bestimmten Wahrscheinlichkeit einhalten. Weitere Informationen sind in [31] zu finden.

2.3.6 Dezentrales Energiemanagement

Das oben erläuterte zentrale Energiemanagement kann auch dezentral aufgestellt werden. Hierzu werden *local controller* (LC) eingeführt, welche die lokale Regelung übernehmen (siehe Abbildung 2.20). Der *central controller* (CC) bleibt weiterhin vorhanden und übernimmt die Koordination der einzelnen LCs, welche über Anreizsignale bewerkstelligt wird. Beim Entwurf des Algorithmus wurde nicht darauf abgezielt, das Verhalten der Nutzer zu modellieren. Stattdessen wurde davon ausgegangen, dass jeder Nutzer die eigenen Kosten optimiert. Es wird angenommen, dass die Benutzer keine aktive Entscheidung treffen und keine Annahmen über die Marktgleichgewichtspreise haben. Die Interaktion mit dem Algorithmus erfolgt komplett automatisiert. Gleichzeitig werden die verteilten Berechnungen von einem zentralen Koordinator orchestriert, der sich am Netzanschlusspunkt mit dem Verteilungsnetz befindet. Kurz gesagt zielt jeder Benutzer darauf ab, seine Energieabrechnungskosten zu minimieren, während er gleichzeitig dazu beiträgt, ein Ziel auf Systemebene zu optimieren (welches eine Funktion der gemeinsamen Aktionen

aller Prosumer ist). Bei Kommunikationsunterbrechungen bietet sich bei der dezentralen Optimierung der Vorteil, dass die einzelnen virtuellen Kraftwerke weiterhin lokal optimal betrieben werden können. Das Gesamtsystem kann hierbei zwar nicht mehr optimal betrieben werden, die einzelnen Untereinheiten arbeiten jedoch weiterhin lokal kostenoptimal. Des Weiteren wird das Optimierungsproblem und somit die benötigte Rechenleistung auf mehrere virtuelle Kraftwerke verteilt.

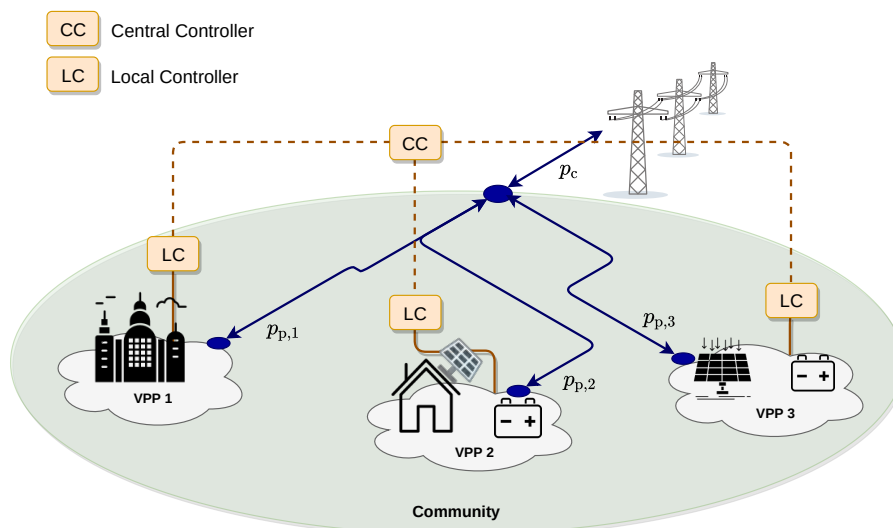


Abbildung 2.20 – Struktur des dezentralen Energiemanagements: Die *local controller* werden über Anreizesignale eines *central controller* gesteuert, behalten aber ihre Entscheidungshoheit bei.

2.3.7 Fuzzy Basierte Regelung

Die Fuzzy-Regelung ist eine Regelmethode, die auf einer unpräzisen Regelbeschreibung, der sogenannten Fuzzy-Logik basiert.

Im Projekt wurden verschiedene Fuzzy-Regler implementiert und getestet. Alle gemeinsam regeln die Leistung der Wärmepumpe in Abhängigkeit von der Innentemperatur und der Spannung u am Netzanschlusspunkt des Hauses. Die Spannung ist dabei ein Indiz für die Last am Trafo, wodurch aufwendige Kommunikation entfällt. Die entsprechenden Zugehörigkeitsfunktionen sind in Abbildung 2.21 dargestellt. Ein Beispiel für die Regeln eines einfachen Fuzzy Reglers ist in Tabelle 2.3 dargestellt.

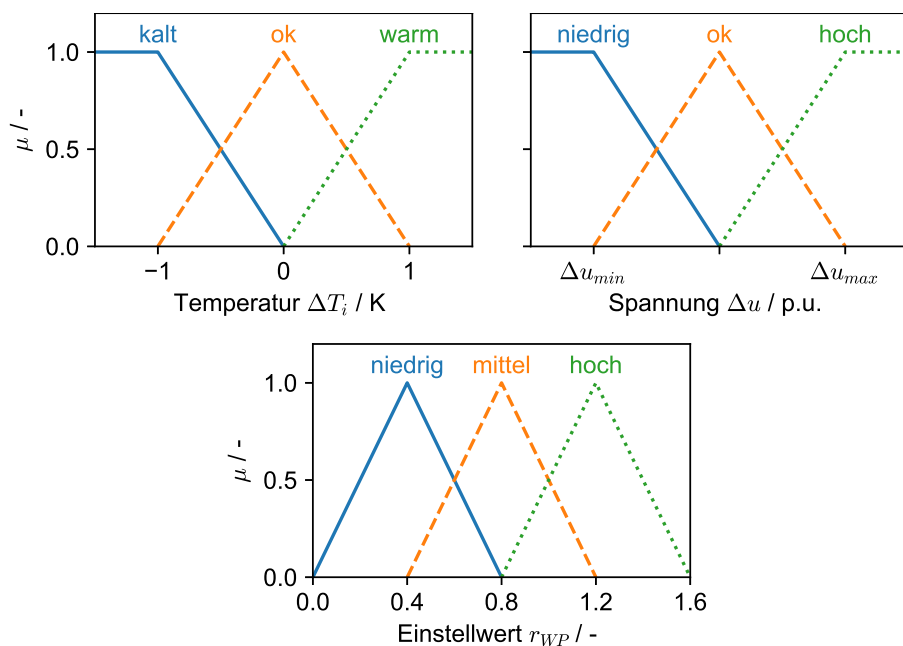


Abbildung 2.21 – Zugehörigkeitsfunktionen für die Ein- und Ausgangsgrößen des Fuzzy Reglers.

Tabelle 2.3 – Beispiele der Regeln für den einfachen Fuzzy Controller.

Regel	WENN		DANN
	Δu	ΔT_i	
1	niedrig	kalt	mittel
2	niedrig	ok	niedrig
3	niedrig	warm	niedrig
4	ok	kalt	hoch
5	ok	ok	mittel
6	ok	warm	niedrig
7	hoch	kalt	hoch
8	hoch	ok	mittel
9	hoch	warm	niedrig

2.4 AP5: Simulationsergebnisse, Reproduzierbarkeit und Umsetzung in Testgebieten

Im Folgenden werden die verschiedenen Simulationen und entworfenen Regelungen auf die Szenarien in den Testgebieten angewendet.

2.4.1 Fuzzy Regelung im Testgebiet Ramsjö, Schweden

Um die Funktionalität zu bewerten, wird der Mittelwert des Integrals des quadratischen Fehlers (mean integral squared error, MISE) genommen. Der MISE wird sowohl zur Bewertung der Überlastung des Transformators als auch zur Bewertung der Innentemperaturabweichung von der Solltemperatur verwendet. Der MISE der Transformatorüberlastung $MISE_{\text{trafo}}$ wird durch Gleichung 2.7 berechnet und stellt das zeitliche Integral der Trafoüberlastung dar. Die betrachtete Zeitspanne ist hierbei mit t gekennzeichnet und die Transformatorüberlastung mit $p_{\text{trafo, over}}$.

$$MISE_{\text{trafo}} = \frac{1}{t} \int_0^t p_{\text{over}}^2 dt \quad (2.7)$$

Der MISE der Innentemperaturabweichung $MISE_{\text{temp}}$ lässt sich analog dazu nach Gleichung 2.8 berechnen, wobei n_{house} für die Anzahl an Häusern mit Wärmepumpen im Netz steht.

$$MISE_{\text{temp}} = \frac{1}{t \cdot n_{\text{house}}} \sum_n^{n_{\text{house}}} \int_0^t \Delta T_{i,n}^2 dt \quad (2.8)$$

Die Fuzzy Regelungen sollen den Transformator dadurch entlasten, dass sie die Solltemperatur im Haus zu geeigneten Zeiten erhöhen und somit mehr Energie im Haus speichern, wodurch die Heizleistung bei kritischen Zeitpunkten reduziert werden kann. Die gespeicherte Energie hilft damit besonders kalte Zeiten besser zu überdauern. In Tabelle 2.4 sind die Werte von $MISE_{\text{temp}}$ und $MISE_{\text{trafo}}$ der jeweiligen vorausschauenden und normalen Regelung dargestellt sowie die maximalen und minimalen Werte für die Innentemperatur T_i und der relativen Trafolast $p_{\text{trafo, rel}}$ (normiert auf die max. Nennleistung) dargestellt.

Tabelle 2.4 – Werte von $MISE_{\text{Temp}}$ und $MISE_{\text{Trafo}}$ für die Regelungen Temperaturkurve, PI, Fuzzy-Einfach und Fuzzy-Speicher

Regelung	$MISE_{\text{temp}}$	$MISE_{\text{trafo}}$	$T_{i,\min}$ [°C]	$T_{i,\max}$ [°C]	$p_{\text{trafo, rel}}$ [%]
PI	0	1,136	20	22	122
Fuzzy	0,003	0,013	19,2	22,2	109
Fuzzy-Vorrausschauend	0,001	0,012	19,4	22,2	108

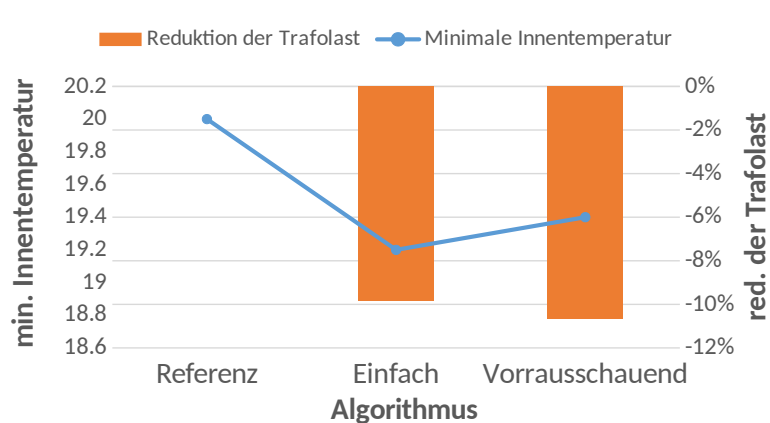


Abbildung 2.22 – Vergleich der Ergebnisse der Fuzzy Regelung bezüglich der Trafolast und der minimalen Innentemperatur in den Häusern.

In Abbildung 2.23 ist der Verlauf der Innentemperatur und der Trafolast abgebildet. Hierbei ist zu erkennen, dass die Innentemperatur zwischen dem 26.01 und 28.01 stark einbricht. Dies ist einerseits darauf zurückzuführen, dass in diesem Zeitraum die Außentemperatur sinkt.

Gleichzeitig wird die Wärmepumpe durch den Algorithmus so gesteuert, dass die Trafolast möglichst nicht überschritten wird. Dies geschieht, indem die Innentemperatur während der Lastspitze langsam abgesenkt wird. Der Fuzzy Regler hat gegenüber der Referenzregelung einen schlechteren $MISE_{temp}$, was damit zusammenhängt, dass die Leistung der Wärmepumpe häufiger durch den Regler beschränkt wird.

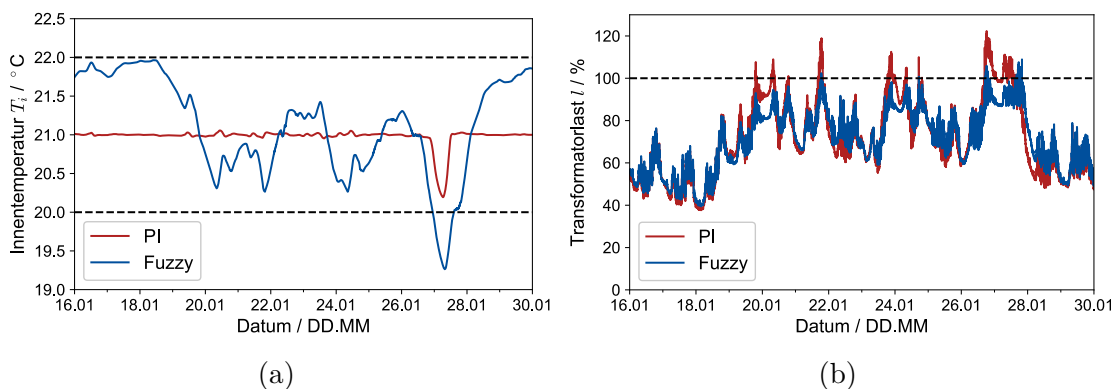


Abbildung 2.23 – Verlauf der Innentemperatur (a) und die Belastung des Transformators (b) für die Fuzzy Regelung im Vergleich zur Referenz (PI). Es ist zu erkennen, dass die Fuzzy Regelung die Innentemperatur zuerst etwas anhebt und danach absinken lässt. Hierdurch können die Lastspitzen am Transformator (rechtes Bild) deutlich reduziert werden.

Die Leistungsfähigkeit des Fuzzy Reglers kann noch erhöht werden, indem er mit qualitativen Temperaturvorhersagen versorgt wird. Die Genauigkeit der Vorhersage ist weniger wichtig, da für die Regelung nicht relevant ist, wie weit die Temperatur tatsächlich absinkt, sondern nur dass eine kalte Periode bevorsteht. Dies funktioniert auch, wenn die wahre Temperatur deutlich von der Vorhersage abweicht.

2.4.2 Ergebnisse der Optimalregelung

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der dezentralen Optimalregelung vorgestellt. Ziel war es, eine Regelung zu entwerfen, welche einerseits dezentral aufgebaut ist, aber gleichzeitig die Leistung eines zentralen Algorithmus aufweist. Tabelle 2.5 zeigt einen Vergleich zwischen dem zentralen und dem dezentralen Ansatz in Bezug auf RMSE und Kosten. Die Abweichung zwischen den Ergebnissen in Bezug auf die Energiekosten des Beispielszenarios (Externe Versorgung, Stromgestehungskosten für lokale Erzeugung) beträgt unter 3 %.

Tabelle 2.5 – Berechnete Abweichung und relative Kosten (als Maß für die Leistungsfähigkeit) zum Vergleich der zentralen und verteilten Regelstrategie)

Regelstrategie	rel. Abweichung der Trajektorien einzelner Erzeuger (RMSE)	rel. Kosten
Zentrale Regelung	0,00	100,00 %
Verteilte Regelung	0,02	102,72 %

In Abbildung 2.24 ist das Konvergenzverhalten des Algorithmus abgebildet. Es ist eine gewisse Mindestanzahl an Iterationen zur Konsensbildung erforderlich. In diesem Fall, welcher sich auf ein Beispielszenario mit 3 VPPs bezieht, konvergiert der Algorithmus durchschnittlich nach 10 Iterationen.

Dennoch ist die dezentrale Steuerung im Vergleich zur zentralen zeitsparender, wenn das Zielproblem in Teilprobleme zerlegt wird. Die Teilprobleme werden parallel gelöst, die Konvergenzgeschwindigkeit kann durch adaptive Strafparameter beschleunigt werden.

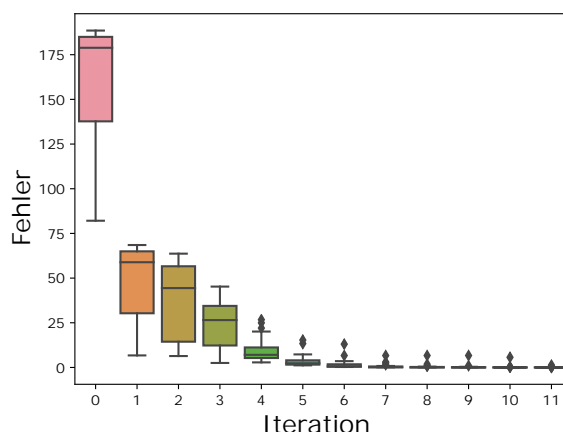


Abbildung 2.24 – Konvergenzverhalten des dezentralen Algorithmus: durchschnittlich konvergiert der Algorithmus nach ca. 10 Iterationen

Durch die geringe Abweichung der dezentralen Regelung von der zentralen Regelung hat sich die Eignung des Konzepts zur Regelung von SmartGrids oder Eigenverbrauchsgemeinschaften gezeigt. Die Kommunikation und Festlegung der Anreize zwischen der zentralen Kontrollinstanz und verteilten Erzeugern und Verbrauchern kann hierbei per Blockchain erfolgen.

2.4.3 Einfluss der Vorhersagefehler

In Abb. 2.25 sind die relativen Gesamtkosten in Abhängigkeit von der Vorhersagegenauigkeit für ein Szenario mit und ohne lokale Batteriespeichersysteme dargestellt. Auf der x-Achse sind die Szenarien der Vorhersagefehler aufgelistet und auf der y-Achse sind die Kosten relativ zu einem perfekten Szenario ohne Vorhersagefehler und ohne Batteriespeicher dargestellt. Das erste Szenario, *real*, zeigt die Kosten basierend auf realen Vorhersagen, die mit neuronalen Netzen erzeugt wurden. Der zweite Punkt beschreibt die robuste Optimierung. Hierbei wird der Vorhersagefehler bei der Optimierung berücksichtigt und sichergestellt dass mit einer vorgegebenen Wahrscheinlichkeit die Randbedingungen eingehalten werden können. Dies ist das konservativste Szenario, das einen sicheren Betrieb der Anlage bei Vorhersagefehlern gewährleisten soll. Die folgenden Spalten beschreiben synthetische Vorhersageszenarien mit einem RMSE von 0.0, 0.1 und 0.2 bezogen auf den Maximalwert des Profils.

In Abb. 2.25 ist zu sehen, dass die Kosten mit abnehmender Vorhersagegenauigkeit steigen. Ein Grund dafür ist unter anderem das verzögerte Anfahrverhalten gewis-

ser Anlagen. Die Steuerung muss die benötigte Leistung vor dem Abrufzeitpunkt anfordern, damit genügend Zeit für das Anfahren der Anlage (z.B. BHKW) bleibt. Die gleiche Darstellung gibt es auch für ein Szenario mit einer 20-kWh-Batterie zu sehen. Im Vergleich zum Szenario ohne Batterie muss sehr wenig EE-Energie gedrosselt werden, da der Überschuss in der Batterie gespeichert werden kann.

In allen Fällen senkt der Einsatz einer Batterie die Gesamtkosten, da die Batterie pro eingespeicherte kWh in diesem Szenario günstiger ist als der Kauf von Strom aus dem Netz. Darüber hinaus kann die Batterie den Effekt von Vorhersagefehlern in gewissem Maße kompensieren: Die Kosten für $\varepsilon_{\text{pred}} = 0.1$ sind fast die gleichen wie für den Fall mit $\varepsilon_{\text{pred}} = 0.0$ und die erforderliche Stromversorgung aus dem Netz kann reduziert werden. Die realen Vorhersagen schneiden im Vergleich zu den perfekten Vorhersagen ($\varepsilon_{\text{pred}} = 0, 0$) etwa 5% schlechter ab. Das Worst-Case-Szenario verursacht die höchsten Kosten, bietet aber auch die höchste Betriebssicherheit.

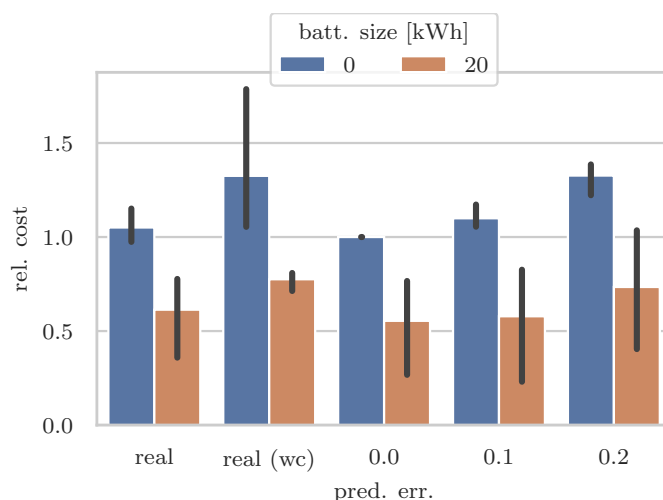


Abbildung 2.25 – Vergleich der absoluten Kosten der verschiedenen Fehlerszenarien mit und ohne Batterie. Die Fehlerbalken zeigen das Vertrauensintervall von 95% der zugrunde liegenden Daten. [31]

2.4.4 Praxisimplementierung in den Testgebieten

Dieses Arbeitspaket hat das Ziel, die zuvor entwickelten Algorithmen in den Testgebieten in der Schweiz und Schweden zu testen. Aufgrund der verspäteten Umsetzung sowie dem Wechsel eines Testgebiets (von Rolle nach Lugaggia) wurde in Schweden die Umsetzung der Ansteuerung durchgeführt.

Zur Steuerung der Wärmepumpen wurde mithilfe des von NGENIC [32] und Sustainable Innovation [33] bereitgestellten API die von den Wärmepumpen registrierte Außentemperatur im Netzgebiet gesteuert. Hierdurch verändern diese aufgrund der internen Wärmepumpenregelung ihre Heizleistung. Eine detaillierte Beschreibung ist in dem entsprechenden Deliverable veröffentlicht [34].

Durch diese indirekte Ansteuerung sind keine exakten Leistungsvorgaben der Wärmepumpe möglich und es ist zudem ein zeitlicher Versatz in der Ansteuerung bemerkbar. Eine beispielhafte Aktivierung ist in Abbildung 2.26 dargestellt.

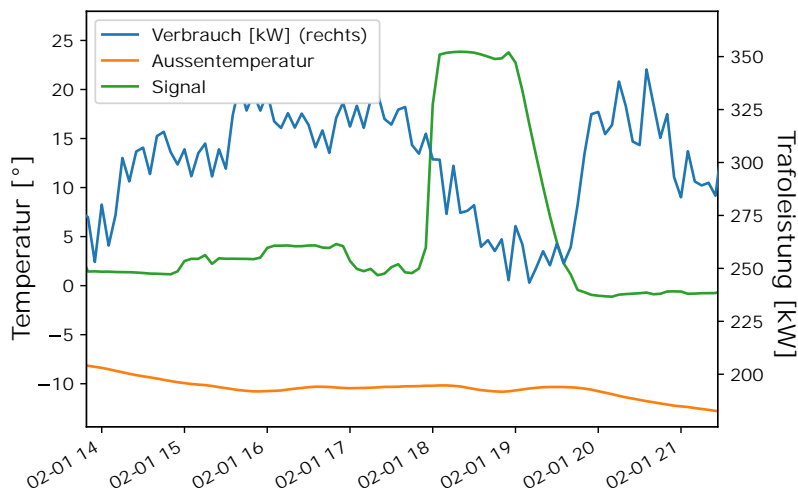


Abbildung 2.26 – Beispiel einer Aktivierung der Wärmepumpen im Netzgebiet in Schweden.

Da die Aktivierung über eine Veränderung der von den Wärmepumpen registrierten Außentemperatur stattfindet, musste der Zusammenhang zwischen Außentemperatur und Trafoleistung modelliert werden, um eine konkrete Ansteuerung zu ermöglichen. Dieser ist exemplarisch in Abbildung 2.27 dargestellt.

Dieses Modell wurde anschließend verwendet, um die Reaktionen der Wärmepumpen auf die Außentemperaturen im Regelalgorithmus zu berücksichtigen. Ein ausführlicher Praxisbetrieb mit der im Projekt entwickelten Regelung konnte im Testgebiet Schweden leider nicht durchgeführt werden. Dies ist darin begründet, dass der Netzbetreiber parallel die verfügbare Flexibilität der Wärmepumpen auf dem schwedischen Energiemarkt vermarktete. Hierbei wurde jedoch das im Projekt mit NGENIC zusammen entwickelte Ansteuermodell verwendet.

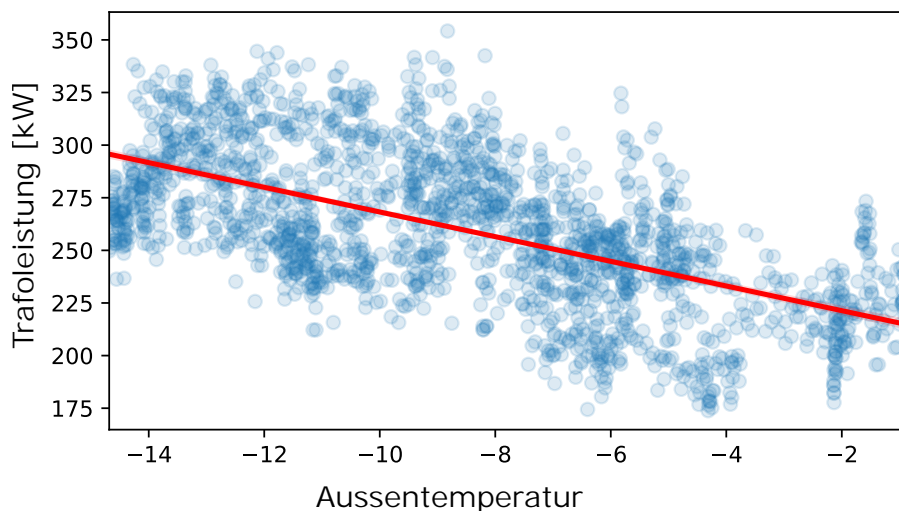


Abbildung 2.27 – Abhängigkeit zwischen Außentemperatur und Trafolast.

2.4.5 Marktbasierte Regelung

Weiterhin war eine Einbindung einer Handelsplattform auf Blockchain Basis durch Slock.it angedacht. Da Slock.it aus dem Konsortium ausschied, wurde die Marktbasierte Regelung in Schweden erst simulativ umgesetzt (siehe Kapitel 2.2). Die Aufgaben von Slock.it wurden im Projekt von HivePower [1], einer Ausgründung von SUPSI übernommen. Hierzu wurde ein Energiemarkt entwickelt, welcher auf Smart Contracts basiert und auf einem Rinkeby-Netzwerk läuft. Eine nähere Beschreibung ist ebenfalls in [34] zu finden.

3 Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse

Das ZSW strebt eine Verwertung der Ergebnisse des Vorhabens in laufenden sowie Folgeprojekten an.

Im vom BMWi geförderten Verbundprojekt „*Aufbau von Ladeinfrastruktur zur Reduktion der NO_x -Belastungen in Baden-Württemberg – LINO x -BW*“ soll die spannungsabhängige Regelung an die Bedürfnisse der Ladeinfrastruktur angepasst und mit aufgezeichneten Daten validiert werden.

Weiterhin sollen die Projektergebnisse im beantragten Projekt VN-Flex verwertet werden. Geplant ist im Projekt VN-Flex entwickelt Methoden zur stabilen Netzführung im Verteilnetz mittels Nutzung moderner Kommunikationstechnologien und vorhandener Flexibilität zu entwickeln. Dazu soll auf Basis von Prognosen, Messwerten und der lokalen Netztopologie der zukünftige Netzzustand in Heatmaps visualisiert, darauf aufbauend Handlungsempfehlungen an Netzbetreiber zur Vermeidung eines zukünftigen Engpasses entwickelt und zuletzt eine automatische und stabile Verteilnetzführung mittels präventiver Flexibilitätsnutzung realisiert werden. Die automatische Verteilnetzführung wird hierbei auf den im NemoGrid Projekt entwickelten Methoden zum dezentralen Energiemanagement aufbauen.

Die in NemoGrid umgesetzten probabilistischen Prognosen werden voraussichtlich in einer zukünftigen Version des ZSW Prognose-Service GridSage [35] Anwendung finden.

Im Projekt CoolEV - Kühlsystem zur Optimierung der Energieeffizienz, Wirtschaftlichkeit und Leistungsfähigkeit von Schnellladevorgängen und Antrieben in Elektrofahrzeugen (FKZ: 01MV19005D) untersucht das ZSW Konzepte und Geschäftsmodelle zur Abwärmenutzung beim Ladevorgang sowie Konzepte zur Ladelogistik. Hierbei werden die in NemoGrid entwickelten Softwarebausteine verwendet, um

die Ankunfts wahrscheinlichkeiten der Elektrofahrzeuge an der Ladesäule zu berechnen.

Im vom Baden-Württembergischen Umweltministerium geförderten Projekt LuCa (Laden unterm Carport, Kürzel: INP 2108) wird bei der Firma Eltroplan Engineering GmbH ein PV-Carport mit entsprechender Ladeinfrastruktur aufgebaut. Das ZSW entwickelt das Energiemanagement für Ladeinfrastruktur und lokalen Lasten (Wärmepumpen). Hierbei werden bereits vorhandene Tools für die Lastvorhersage sowie die Wärmemodelle aus dem NemoGrid Projekt weiterverwendet.

Zudem ist eine weitere Zusammenarbeit mit den Schöpfern des TESP_y Pakets geplant. Mit diesen stand das ZSW Team während der Entwicklung der Simulationsumgebung im engen Austausch.

4 Veröffentlichungen von Forschungsergebnissen

Im Rahmen des Projekts wurden mehrere peer-reviewte Artikel auf internationalen Konferenzen sowie in Journals veröffentlicht. Bei allen Konferenzen wurde neben dem eingereichten Paper ein Vortrag über die entsprechenden Projektergebnisse gehalten.

Es wurden einerseits Algorithmen, die die Auslegung und den Betrieb von Netzen verbessern entwickelt. Diese bauen zum großen Teil auf Vorarbeiten aus dem Projekt GridPredict [9] auf. So wurde eine Untersuchung zur optimalen Platzierung von Messstellen im Netz und die Auswirkungen auf die Zustandsschätzung auf der *International Conference on Smart Energy Systems and Technologies* (SEST) 2019 veröffentlicht [10]. Eine weitere Studie zu der optimalen Platzierung sowie dem probabilistischen netzfreundlichen Betrieb von Energiespeichern im Verteilnetz wurde im Journal *Energies* 2020 veröffentlicht [11]. Die Ergebnisse wurden in Kapitel 2.3.1 aufgegriffen.

Eine Untersuchung dazu, wie sich die Prognosefehler auf den Betrieb von Smart-Grids auswirken wurde 2018 auf der *International Conference on Renewable Energy Research and Applications* (ICRERA) veröffentlicht [31]. Ein Teil der Ergebnisse ist in Kapitel 2.4.3 dargestellt.

Die in Kapitel 2.3.3 dargestellte Methode zur Modellierung der Wärmepumpe wurde in einer Kurzpräsentation auf dem *oemof* Nutzertreffen vorgestellt [36].

Eigene Veröffentlichungen

- [10] Benjamin Matthiss, Jonathan Erb und Jann Binder. „Using Smart Meters for Distribution Grid State Estimation“. In: *2019 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST)*. IEEE. 2019, S. 1–5 (siehe S. 16, 47).
- [11] Benjamin Matthiss, Arghavan Momenifarahani und Jann Binder. *Storage Placement and Sizing in a Distribution Grid with High PV-Generation*. 16. Jan. 2020. arXiv: 2001.05814 [cs, eess]. URL: <http://arxiv.org/abs/2001.05814> (besucht am 10.06.2021) (siehe S. 16, 47).
- [31] Benjamin Matthiss u. a. „Influence of Demand and Generation Uncertainty on the Operational Efficiency of Smart Grids“. In: *2018 7th International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*. IEEE. 2018, S. 751–756. arXiv: 1812.01886 (siehe S. 35, 42, 47).

Literatur

- [1] *Hive Power - Grids, Made Smart*. Hive Power. URL: <https://hivepower.tech/> (besucht am 17.06.2021) (siehe S. 8, 44).
- [2] *NEMoGrid – NEMoGrid ERA-NET SG+ Project*. URL: <https://nemogrid.eu/> (besucht am 18.06.2021) (siehe S. 8).
- [3] G. Corbellini u. a. „Outlook for energy demand and PV penetration“. In: (Dez. 2017). URL: https://nemogrid.eu/wp-content/uploads/NEMo_Grid_Deliverable-_final.pdf (besucht am 15.06.2021) (siehe S. 9).
- [4] G. Corbellini, B. Matthiss und V. Medici. „Outlook for energy market, tariffs and regulatory aspects“. In: (Dez. 2017). URL: https://nemogrid.eu/wp-content/uploads/NEMo_Grid_Deliverable-1.2_final.pdf (besucht am 15.06.2021) (siehe S. 9).
- [5] *Weather Data | EnergyPlus*. URL: <https://energyplus.net/weather> (besucht am 10.06.2021) (siehe S. 9).
- [6] Google. *Satellitenbild von Ramsjö, Schweden*. Abgerufen: 15.03.2021 (siehe S. 11).
- [7] Beggs. *Energy: Management, Supply and Conservation*. 2. Aufl. Routledge, 4. Mai 2010. URL: <https://www.taylorfrancis.com/books/9780080942889> (besucht am 10.06.2021) (siehe S. 11).
- [8] *SUPSI-DACD-ISAAC / Nemogrid-Smart-Contracts*. GitLab. URL: <https://gitlab.com/supsi-dacd-isaac/nemogrid-smart-contracts> (besucht am 17.06.2021) (siehe S. 13, 14).
- [9] *ZSW: Grid-Predict – Netzleitwarte Der Zukunft*. URL: <https://www.zsw-bw.de/projekt/netzintegration-und-mobilitaet/grid-predict-netzleitwarte-der-zukunft.html> (besucht am 21.06.2021) (siehe S. 15, 47).

- [12] Drury B. Crawley u. a. „EnergyPlus: Creating a New-Generation Building Energy Simulation Program“. In: *Energy and Buildings* 33.4 (Apr. 2001), S. 319–331. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378778800011146> (besucht am 09.06.2021) (siehe S. 16).
- [13] *Wärmeschutzverordnung*. In: *Wikipedia*. 10. Nov. 2019. URL: <https://de.wikipedia.org/w/index.php?title=W%C3%A4rmeschutzverordnung&oldid=193916950> (besucht am 09.06.2021) (siehe S. 17).
- [14] Klaus Langeheinecke, Hrsg. *Thermodynamik für Ingenieure: ein Lehr- und Arbeitsbuch für das Studium*. 9., überarb. und erw. Aufl. Lehrbuch. Wiesbaden: Springer Vieweg, 2013. 386 S. (siehe S. 19).
- [15] C.P. Jacovides u. a. „On the Ground Temperature Profile for Passive Cooling Applications in Buildings“. In: *Solar Energy* 57.3 (Sep. 1996), S. 167–175. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0038092X96000722> (besucht am 09.06.2021) (siehe S. 19).
- [16] Jesus Lago u. a. „A 1-Dimensional Continuous and Smooth Model for Thermally Stratified Storage Tanks Including Mixing and Buoyancy“. In: *Applied Energy* 248 (Aug. 2019), S. 640–655. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261919307901> (besucht am 09.06.2021) (siehe S. 19).
- [17] Ali Al-janabi u. a. „Comparison of EnergyPlus and IES to Model a Complex University Building Using Three Scenarios: Free-Floating, Ideal Air Load System, and Detailed“. In: *Journal of Building Engineering* 22 (März 2019), S. 262–280. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2352710218311112> (besucht am 09.06.2021) (siehe S. 20).
- [18] Azhaili Baharun u. a. „Experimental Validation of EnergyPlus® Simulation of a Single Storey Building“. In: *Journal of Civil Engineering, Science and Technology* 2.1 (1. März 2011), S. 12–17. URL: <http://publisher.unimas.my/ojs/index.php/JCEST/article/view/82> (besucht am 09.06.2021) (siehe S. 20).
- [19] Welma Pereira, Andreas Bögl und Thomas Natschläger. „Sensitivity Analysis and Validation of an EnergyPlus Model of a House in Upper Austria“. In: *Energy Procedia* 62 (2014), S. 472–481. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1876610214034407> (besucht am 09.06.2021) (siehe S. 20).
- [20] *Introduction — FMU Export User Guide*. URL: <https://simulationresearch.lbl.gov/fmu/EnergyPlus/export/index.html> (besucht am 10.06.2020) (siehe S. 21).

- [21] *Overview — PyFMI 2.5 Documentation*. URL: <https://jmodelica.org/pyfmi/> (besucht am 09.06.2021) (siehe S. 21).
- [22] Hatef Madani u. a. „Experimental Analysis of a Variable Capacity Heat Pump System Focusing on the Compressor and Inverter Loss Behavior“. In: (2010), S. 10 (siehe S. 23, 26, 27).
- [23] Lukas Gasser u. a. „Effiziente Luft/Wasser-Wärmepumpen durch kontinuierliche Leistungsregelung“. In: (1. Dez. 2011) (siehe S. 23, 27, 28).
- [24] Bundesamt für Wirtschaft und Ausfuhrkontrolle. *Erneuerbare Energien Wärmepumpen mit Prüf- / Effizienznachweis*. 20. Dez. 2019 (siehe S. 24).
- [25] Francesco Witte. *TESPy: Thermal Engineering Systems in Python*. Version v0.4.3-005. Zenodo, 18. Mai 2021. URL: <https://zenodo.org/record/4769063> (besucht am 09.06.2021) (siehe S. 25, 27).
- [26] Umer Khalid Awan. „Experimental Analysis of Variable Capacity Heat Pump System Equipped with Vapour Injection and Permanent Magnet Motor“. 2012 (siehe S. 27).
- [27] Matthew Newville u. a. *LMFIT: Non-Linear Least-Square Minimization and Curve-Fitting for Python*. Version 0.8.0. Zenodo, 21. Sep. 2014. URL: <https://zenodo.org/record/11813> (besucht am 10.06.2021) (siehe S. 27).
- [28] Tilmann Gneiting und Matthias Katzfuss. „Probabilistic Forecasting“. In: *Annual Review of Statistics and Its Application* 1.1 (3. Jan. 2014), S. 125–151. URL: <http://www.annualreviews.org/doi/10.1146/annurev-statistics-062713-085831> (besucht am 20.05.2020) (siehe S. 29).
- [29] Martin Felder u. a. „Probabilistic Short Term Wind Power Forecasts Using Deep Neural Networks with Discrete Target Classes“. In: *Advances in Geosciences* 45 (19. Juli 2018), S. 13–17. URL: <https://www.adv-geosci.net/45/13/2018/> (besucht am 18.05.2020) (siehe S. 29).
- [30] Kai Heussen u. a. „Energy Storage in Power System Operation: The Power Nodes Modeling Framework“. In: *2010 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT Europe)*. 2010 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT Europe). Gothenburg, Sweden: IEEE, Okt. 2010, S. 1–8. URL: <http://ieeexplore.ieee.org/document/5638865/> (besucht am 10.06.2021) (siehe S. 34).
- [32] *Ngenic - digitala energitjänster för ett smartare hem*. URL: <https://ngenic.se/> (besucht am 17.06.2021) (siehe S. 43).

-
- [33] *Sustainable Innovation / Från Ritbord till Verklighet*. Sustainable Innovation. URL: <https://sustainableinnovation.se/> (besucht am 17.06.2021) (siehe S. 43).
- [34] Strepparava, Davide und Lindborg, Joachim. *Control Logic API for Integrating Groups of Assets in the Swedish Testbed*. Deliverable. 17. Dez. 2019. URL: https://nemogrid.eu/wp-content/uploads/Results_WP5_Field_Trial.pdf (siehe S. 43, 44).
- [35] *ZSW: GridSage: Prognosen Für Den Redispatch 2.0*. URL: <https://www.zsw-bw.de/leistung/netzintegration-und-mobilitaet/gridsage-prognosen-fuer-den-redispatch-20.html> (besucht am 22.06.2021) (siehe S. 45).
- [36] *Oemof User Meeting*. 2021. URL: <https://oemof.org/category/workshops-and-conferences/> (besucht am 22.06.2021) (siehe S. 47).