

Studie

SET Pilot 4: KI-basierte Steuerung von Flexibilitäten im Nichtwohngebäude

Entwicklung und Erprobung eines KI-basierten Steue-
rungsalgorithmus für das Energiemanagement von
Nichtwohngebäuden in Verbindung mit dem intelli-
genten Mess- und Steuerungssystem (iMSys+)

Ein Projekt der

dena

Impressum

Herausgeber

Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena)
Chausseestraße 128 a
10115 Berlin
Tel: +49 30 66 777-0
Fax: +49 30 66 777-699

E-Mail: info@dena.de

Internet: www.dena.de

Autorinnen und Autoren

Daniel Zahn, Fraunhofer IEE
Björn Hoppmann, Fraunhofer IEE
Martin Wiemer, Fraunhofer IEE
Kristin Lorenzen, Fraunhofer IEE

David Nestle, Smartrplace GmbH
Matthias Baur, Teleseo GmbH

Elias Schiafone, dena
Dr. Susanne Kurowski, dena
Lorenz Kahle, dena
Erik Förster, dena

Redaktion

Pia Dorfinger, dena

Stand

01/2026

Alle Rechte sind vorbehalten. Die Nutzung steht unter dem Zustimmungsvorbehalt der dena.

Bitte zitieren als

Deutsche Energie-Agentur (Hrsg.) (dena, 2026) „SET Pilot 4: KI-basierte Steuerung von Flexibilitäten im Nichtwohngebäude“



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

Die Veröffentlichung dieser Publikation erfolgt im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie. Die Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena) unterstützt die Bundesregierung in verschiedenen Projekten zur Umsetzung der energie- und klimapolitischen Ziele im Rahmen der Energiewende.

Inhalt

1 Vorwort	7
2 Einleitung	8
3 Über das Projekt – der SET Hub Pilot.....	9
3.1 Über die dena und den SET Hub	9
3.2 Der SET Pilot 4.....	9
3.3 Projektpartner.....	10
3.4 Zielsetzung und Adressatenkreis des Berichts	11
4 Operative und regulatorische Rahmenbedingungen	12
4.1 Ausgangssituation.....	12
4.2 Regulatorischer Rahmen	15
4.2.1 Dynamische Tarifstrukturen und netzorientierte Steuerung	15
4.2.2 Regulatorische Anforderungen an intelligente Mess- und Steuersysteme.....	17
4.2.3 Gesetzliche Vorgaben für Nichtwohngebäude.....	18
4.2.4 Aktuelle regulatorische Entwicklungen für Flexibilitätsoptionen.....	19
5 Anwendungsfälle und Vorgehen im Projekt	20
5.1 KI-Einsatzoptimierung anhand dynamischer Strompreise.....	21
5.2 Berücksichtigung eines Steuersignals nach §14a EnWG	22
5.3 Vorgehen im Pilotprojekt.....	23
6 Überblick Gesamtsystemarchitektur	24
7 Technische Umsetzung.....	27
7.1 Pilotstandort	27
7.1.1 Gebäudeleittechnik.....	28
7.1.2 Ladesäulen	29

7.1.3	Wärmepumpe.....	29
7.1.4	Virtuelles Labor	30
7.2	Mess- und Steuerungsinfrastruktur	31
7.2.1	Messkonzept und Hardware-Installation	31
7.2.2	Integration der dynamischen Strompreise	34
7.2.3	Umsetzung der netzorientierten Steuerung	36
7.2.4	Technische Schnittstellen.....	38
7.3	KI-Algorithmen.....	40
7.3.1	Einführung Reinforcement Learning	41
7.3.2	KI-Agenten und Trainingsumgebung.....	42
7.3.3	KI-Agenten auf Edge-Device	49
8	Labor- und Feldtests	51
9	Ergebnisse und Diskussion.....	53
9.1	Messwerterfassung aus dem intelligenten Messsystem	53
9.2	Auswertung der Feldtests mit Schwerpunkt intelligentes Laden	55
9.3	Analysen aus dem KI-Training mit Schwerpunkt Wärmeversorgung	62
9.3.1	Datenbasis und Validierungsstrategie.....	62
9.3.2	Betriebsverhalten in der Übergangszeit.....	64
9.3.3	Herausforderungen im Winterbetrieb	66
9.3.4	Limitierungen in der Optimierung.....	68
9.3.5	Optimierungsansätze und Verbesserungen.....	71
10	Erkenntnisse und Handlungsempfehlungen.....	74
10.1	Innovative Geschäftsmodelle	74
10.2	Intelligente Mess- und Steuersysteme	75
10.3	Steuerbare Anlagen und technische Schnittstellen	76

10.4	Gebäudeleittechnik im Nichtwohngebäude.....	77
10.5	KI-Steuerungsalgorithmen	77
10.6	Regulatorik und Standards.....	79
11	Fazit	81
	Literaturverzeichnis.....	83

Executive Summary

Nichtwohngebäude spielen eine entscheidende Rolle für die Energiewende, da sie für über ein Drittel des Energieverbrauchs im Gebäudesektor verantwortlich sind. Aufgrund ihrer Größe, vielfältigen Nutzung und technischen Ausstattung bieten sie ein erhebliches Potenzial zur Steigerung der Energieeffizienz und zur Reduktion von CO₂-Emissionen. Die fortschreitende Digitalisierung der Energiewirtschaft – insbesondere durch intelligente Mess- und Steuersysteme – schafft die Grundlage für innovative Geschäftsmodelle, ermöglicht marktorientierte Lastverschiebungen und gewährleistet eine sichere, netzorientierte Steuerung dezentraler Energieanlagen. KI-basierte Energiemanagementsysteme eröffnen die Möglichkeit, komplexe Gebäudesysteme adaptiv, wirtschaftlich und netzorientiert zu steuern und begegnen damit den Herausforderungen volatiler Strommärkte und sich stetig weiterentwickelnder regulatorischen Anforderungen.

Mehrwert und Potenziale: Die Integration dynamischer Strompreise und netzorientierter Steuerungssignale erlaubt es Nichtwohngebäuden, aktiv in den Energiemarkt integriert zu werden und ihre Flexibilität gezielt zu vermarkten. KI-basierte Steuerungssysteme bieten das Potenzial, Energiekosten zu senken und CO₂-Emissionen zu reduzieren, ohne dabei Komfortanforderungen zu vernachlässigen. Dies wird durch die optimierte Nutzung von Eigenstrom, Energiespeichern und dynamischen Strompreisen erzielt. Das Projekt stellt eine erprobte Blaupause für Start-ups bereit, die skalierbare, KI-gestützte Geschäftsmodelle unter Einbeziehung intelligenter Mess- und Steuersysteme entwickeln möchten.

Kernaussagen & zentrale Ergebnisse: Am Pilotstandort wurde ein auf Reinforcement Learning basierender KI-Agent erfolgreich für das Energiemanagement von Ladesäulen, Wärmepumpe und Photovoltaik-Anlage implementiert. Dies umfasste eine Cloud-Edge-Architektur sowie die sichere Integration in die intelligente Mess- und Steuerungs-Infrastruktur. Die KI-gestützte Steuerung ermöglichte eine signifikante Verschiebung von Ladevorgängen und Wärmeerzeugung in günstige Preisfenster unter Berücksichtigung netzorientierter Steuersignale. Die Funktionalität und Wirksamkeit des KI-Energiemanagementsystems wurden durch Labor- und Feldtests unter realen Bedingungen validiert. Dabei wurden Herausforderungen wie Datenverfügbarkeit, Schnittstellenvielfalt und Zielkonflikte (z. B. Komfort vs. Kosten) identifiziert und adressiert. Die Umsetzung dynamischer Tarife (§41a EnWG), zeitvariabler Netzentgelte und netzorientierter Steuerung (§14a EnWG) wurde technisch und prozessual demonstriert. Empfohlene nächste Schritte umfassen die Entwicklung domänenpezifischer KI-Agenten für einzelne Sektoren wie Wärme und E-Mobilität, den Einsatz von Multi-Agenten-Systemen und Transfer Learning zur Übertragbarkeit auf andere Nichtwohngebäude, die Förderung offener Schnittstellen und Standardisierung – insbesondere für die Integration von Preissignalen und Steuerbefehlen – sowie die Ergänzung der KI-basierten Optimierung durch regelbasierte Fallback-Mechanismen zur Sicherstellung von Betriebssicherheit und Regulatorik.

Bedeutung für Start-ups und Ausblick: Für Start-ups eröffnen sich durch das Projekt vielfältige Geschäftschancen: Auf Basis der Projektergebnisse können sie gemeinsam mit Forschungseinrichtungen und weiteren Partnerinstitutionen innovative, KI-gestützte Services für Energiemanagement, Flexibilitätsvermarktung und sektorübergreifende Optimierung entwickeln. Die modulare Systemarchitektur ermöglicht eine Übertragbarkeit auf verschiedene Nichtwohngebäude-Typen wie Büros, Hotels, Handelsimmobilien, Bildungs- und Gesundheitseinrichtungen. Das Projekt setzt damit einen wichtigen Innovationsimpuls und zeigt, dass KI-basierte Steuerung in Nichtwohngebäuden nicht nur technisch realisierbar, sondern auch wirtschaftlich und regulatorisch attraktiv ist – und so einen bedeutenden Beitrag zur Transformation der Energiewirtschaft leisten kann.

1 Vorwort

Intelligente Messsysteme (iMSys) bilden die Grundlage für die notwendige Digitalisierung der Energiewende. Sie ermöglichen es, Flexibilitätspotenziale zu nutzen, was beim Betrieb eines Stromsystems mit zunehmend volatilem Erzeugungsanteil zu wesentlichen Effizienzgewinnen führt. Als zentrales Kommunikationselement in einem digitalisierten Energiesystem ermöglichen iMSys ein netzdienliches Management steuerbarer Verbrauchseinrichtungen (SteuVE) und dezentraler Erzeugungsanlagen und liefern wichtige Netzzustandsdaten für mehr Transparenz in den Verteilnetzen. Darüber hinaus erhalten Gebäudebetreiberinnen und -betreiber durch den Einsatz von iMSys Transparenz über ihren Stromverbrauch und können im Rahmen innovativer Geschäftsmodelle wie z. B. dynamischer Tarife und Flexibilitätsvermarktung effektives Energiemanagement (EMS) betreiben und Kosten sparen. So fördern iMSys sowohl auf Netz- als auch auf Verbraucherseite ein intelligentes, effizientes und zukunftsfähiges EMS.

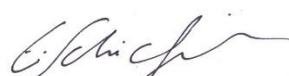
Insbesondere Nichtwohngebäude (NWG) spielen bei der Transformation des Energiesystems und beim Einsatz von iMSys eine besondere Rolle. Sie machen über ein Drittel des Energieverbrauchs im Gebäudesektor aus und bieten durch ihre Größe, Nutzung und technische Ausstattung ein enormes Potenzial zur Reduktion von CO₂-Emissionen und zur Steigerung der Energieeffizienz. Moderne NWG stellen aus Energiemanagementsperspektive häufig komplexe Systeme dar, die beispielsweise Wärmepumpen, die Ladeinfrastruktur, Batteriespeicher und Photovoltaik (PV)-Anlagen umfassen. Eine iMSys-Infrastruktur ist für die flexible Steuerung dieser Anlagen notwendig. Um diese technischen Möglichkeiten optimal zu nutzen, können intelligente Energiemanagementsysteme (EMS) zum Einsatz kommen, die auf Künstlicher Intelligenz (KI) basieren. Diese KI-basierten Systeme bewältigen die Vielzahl an Datenpunkten, Steuergrößen und Bedingungen deutlich effizienter als klassische, regelbasierte Ansätze und ermöglichen dadurch eine gezielte Optimierung des Energieeinsatzes im Hinblick auf die Nutzung von dynamischen Stromtarifen. Digitalisierung, Flexibilisierung und die aktive Rolle der steuerbaren Verbrauchseinrichtungen im Energiesystem sind dabei wichtige Rahmenbedingungen, die diesen Wandel unterstützen.

Das Projekt Start-up Energy Transition (SET) Hub bietet als zentrale Anlaufstelle für innovative Akteurinnen und Akteure aus der Energiewirtschaft eine Plattform zum Austausch sowie zur Vernetzung, Unterstützung und Erprobung neuer Lösungen. Insgesamt werden im SET Hub-Projekt vier Piloten mit verschiedenen Schwerpunkten zu iMSys umgesetzt. Der vierte Pilot zur Entwicklung und Erprobung eines KI-basierten Steuerungsalgorithmus für das Energiemanagement von NWG in Verbindung mit dem intelligenten Mess- und Steuerungssystem soll das Flexibilitätspotenzial von NWG untersuchen und die technische Steuerung der dezentralen SteuVE und Erzeugungsanlagen erproben. Die Ergebnisse des Pilotierungsprojekts werden im Rahmen dieses Berichts öffentlich zugänglich gemacht, um eine wichtige Voraussetzung für die markt- und netzdienliche Steuerung von Erzeugungsanlagen und Verbrauchseinrichtungen sowie für die Entwicklung und Umsetzung innovativer Geschäftsmodelle für NWG zu erschließen.

Die inhaltliche Bearbeitung dieses Abschlussberichts des vierten Piloten im Projekt SET Hub erfolgte bis zum 31.03.2025. Wir möchten Interessierten aus der Branche mit diesem Bericht eine Übersicht zu wesentlichen Aspekten der KI-basierten Steuerung von Flexibilitäten im NWG und wichtige Impulse zum Flexibilitätspotenzial von NWG geben. Wir wünschen viel Spaß beim Lesen!



Pia Dorfinger
Leiterin Start-up-Ökosystem
Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena)



Elias Schiafone
Experte Start-up-Ökosystem
Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena)

2 Einleitung

Die Energiewende erfordert innovative Ansätze zur Flexibilisierung des Energieverbrauchs, insbesondere im Gebäudesektor. Aufgrund ihrer Heterogenität und des hohen Energiebedarfs bieten Nichtwohngebäude (NWG) ein erhebliches Potenzial für die automatisierte Energieoptimierung durch Energiemanagementsysteme (EMS) in Verbindung mit intelligenten Messsystem (iMSys). iMSys und ihre dazugehörigen Steuerungseinrichtungen, nachfolgend als iMSys+ bezeichnet, bilden als sichere Kommunikationsinfrastruktur die technologische Grundlage für die Übermittlung von Messwerten, Steuersignalen sowie neue Geschäftsmodelle und Mehrwertdienste. Die Entwicklung und der Einsatz von KI-basierten Optimierungsansätzen versprechen ein hohes Potenzial, insbesondere bei komplexen und übergreifenden Optimierungsfragestellungen, die von intelligenter Wärmeversorgung über das Laden von Elektrofahrzeugen am Arbeitsplatz bis hin zur Nutzung von Eigenstromerzeugung und Batteriespeichern reichen.

Im Rahmen des SET Hub Pilots 4 entwickelt und erprobt das Fraunhofer-Institut für Energiewirtschaft und Energiesystemtechnik (IEE) gemeinsam mit den Projektpartnern Smartrplace GmbH und Teleseo GmbH einen KI-basierten Steuerungsalgorithmus für NWG. Dabei werden für die Einsatzoptimierung Reinforcement Learning (RL) sowie Daten aus der Gebäudeleittechnik (GLT) und des iMSys genutzt. Dieser Ansatz ermöglicht eine adaptive Gebäudesteuerung, die nicht nur den Energieverbrauch optimiert, sondern auch Preisschwankungen am Energiemarkt ausnutzt, um einen kosteneffizienteren Betrieb zu erreichen. Durch die Kombination von Echtzeitdaten mit marktbasierteren Preissignalen können steuerbare Verbrauchseinrichtungen (SteuVE) in Gebäuden flexibel auf volatile Rahmenbedingungen reagieren – beispielsweise durch Lastverschiebung in Zeiten niedriger Strompreise.

Der vorliegende Bericht gibt einen Einblick in die Entwicklung und Funktionsweise des KI-basierten Steuerungsalgorithmus sowie die Einbindung von iMSys+. Zu Beginn werden in Kapitel 4 die Ausgangssituation und die regulatorischen Rahmenbedingungen dargestellt. Kapitel 5 beschreibt die im Projekt betrachteten Anwendungsfälle und das methodische Vorgehen. Kapitel 6 stellt die Gesamtsystemarchitektur vor, die einen Cloud-Edge-Ansatz nutzt, um iMSys+ mit steuerbaren Energieanlagen zu verknüpfen. Die technische Umsetzung des Projekts – von der Installation der iMSys+-Infrastruktur am Pilotstandort über die Integration dynamischer Tarife und netzorientierter Steuerung bis hin zu den technischen Schnittstellen zwischen den Systemen – wird in Kapitel 7 detailliert beschrieben. Im Anschluss folgt eine Einführung ins RL als ein Teilgebiet des maschinellen Lernens und dessen konkrete Umsetzung im Projekt. Kapitel 8 widmet sich den Labor- und Feldtests, bei denen die Funktionalität des Systems unter realen Bedingungen erprobt wurde. Die Ergebnisse dieser Tests werden in Kapitel 9 diskutiert und bewertet. Abschließend formuliert Kapitel 10 konkrete Handlungsempfehlungen für Start-ups und andere Akteurinnen und Akteure im Bereich der intelligenten Gebäudetechnik sowie für regulatorische Institutionen. Ziel dieses Berichts ist es, das Potenzial von KI-basierten Steuerungsalgorithmen im Gebäudesektor unter Nutzung von iMSys+ aufzuzeigen und Anreize für weitere Innovationen zu schaffen.

Ergänzt wird der Bericht durch eine wissenschaftliche Begleitstudie, die von adelphi consult und dem ITG Dresden durchgeführt wurde. Diese Studie analysiert die Flexibilisierungspotenziale von NWG in Deutschland, identifizierte priorisierte NWG-Typen mit großem Potenzialen und untersucht limitierende Faktoren. Die Studie liefert wertvolle Erkenntnisse zur Skalierung der Projektergebnisse und formuliert Empfehlungen für Stakeholder der Energiewende auf Basis von Expertinnen- und Experteninterviews und einer Umfrage.

3 Über das Projekt – der SET Hub Pilot

Dieses Kapitel legt die Grundlage für das Verständnis des übergeordneten Kontexts sowie der Zielsetzungen des Pilotprojekts und des Berichts. Zunächst wird der Hintergrund zum Pilotprojekt beschrieben, gefolgt von einer Darstellung der Ziele des Pilotprojekts. Anschließend werden die beteiligten Projektpartner vorgestellt, bevor die Zielsetzung, der Adressatenkreis und der Aufbau des Berichts erläutert werden.

3.1 Über die dena und den SET Hub

Der SET Hub bietet Unterstützung bei der Entwicklung und dem Vorantreiben innovativer Geschäftsmodelle und Lösungen für die Energiewende. Im Rahmen der SET Piloten werden Pilotprojekte durchgeführt, die eine technologieoffene, faire und skalierungsfähige Energiewende fördern. Es wird ein Erprobungs- und Umsetzungsraum geboten, der die technologische Weiterentwicklung im Kontext der Digitalisierung der Energiewende zum Ziel hat. Der inhaltliche Fokus liegt auf iMSys(+) als Schlüsselement für eine sichere Digitalisierung der Energiewende.

Neben dem hier vorgestellten vierten SET Piloten werden im Rahmen der SET Piloten drei weitere Piloten im Themenfeld iMSys(+) umgesetzt. Der erste SET Pilot fokussiert die Verbrauchsvisualisierung unter Einbeziehung der iMSys-Infrastruktur. Der zweite SET Pilot konzentriert sich auf die Steuerung von Anlagen der Elektromobilität über die iMSys(+)-Infrastruktur zur Nutzung von Flexibilitäten. Im dritten SET Piloten wird ein Softwaretool für den iMSys(+)-Rollout entwickelt, mit der Messstellenbetreiber (MSB) effektiv die Planung des Rollouts durchführen können.

3.2 Der SET Pilot 4

Die Energiewende erfordert ein grundlegendes Umdenken im Energiesystem: Mit der zunehmenden Einspeisung fluktuierender erneuerbarer Energien und der Elektrifizierung der Sektoren Wärme und Mobilität wird Flexibilität auf der Verbraucherseite immer wichtiger. iMSys+ inklusive Smart-Meter-Gateways (SMGW) bilden die digitale Infrastruktur, um Stromangebot und -nachfrage effizienter zu koordinieren, die Netzstabilität zu erhöhen und neue Geschäftsmodelle zu ermöglichen. Besonderes Potenzial liegt dabei im Gebäudesektor, insbesondere bei NWG, die rund ein Drittel des Energieverbrauchs in diesem Bereich ausmachen. NWG bieten durch ihre technische Ausstattung zahlreiche Möglichkeiten für intelligente Steuerung, etwa über Präsenzsensoren, Batteriespeicher und PV-Anlagen.

KI-basierte Energiemanagementsysteme (KI-EMS) – insbesondere mit RL – können dabei komplexe Optimierungsaufgaben übernehmen und flexibel auf dynamische Strompreise reagieren. Ab 2025 eröffnen verpflichtende iMSys(+) und dynamische Tarife neue Chancen für preis- und netzorientiertes Lastmanagement in NWG. Das vorgestellte Pilotprojekt zeigt, wie durch den gezielten Einsatz der iMSys+-Infrastruktur, KI und dynamischer Preissignale ein aktiver Beitrag zur Dekarbonisierung und Digitalisierung des Gebäudesektors geleistet werden kann. Im Rahmen der Umsetzung des Pilotvorhabens erfolgte die preis- und netzorientierte Steuerung der angeschlossenen Anlagen über einen KI-basierten Steuerungsalgorithmus. Die Infrastruktur des iMSys+ wurde dabei in Kombination mit dem KI-gestützten Energiemanagement erprobt, um zu untersuchen, wie relevante Datenaustauschprozesse sicher innerhalb der iMSys+-Infrastruktur durchgeführt werden können.

Im Fokus des Pilotprojekts stehen folgende Ziele:



Abbildung 1: Übersicht über die Ziele im Pilotprojekt (Quelle: Eigene Darstellung)

3.3 Projektpartner

Im Rahmen des Innovationsprojekts SET Hub arbeiten verschiedene Partner zusammen, um innovative Lösungen im Bereich des intelligenten Energiemanagements für NWG zu entwickeln. Das zentrale Projektkonsortium bei diesem Pilotprojekt besteht aus dem Fraunhofer IEE, der Smartrplace GmbH und der Teleseo GmbH. Diese drei Partner bringen jeweils spezifische Kompetenzen in das Vorhaben ein und bilden das Kernteam des Projekts.

Das Fraunhofer IEE übernimmt die Gesamtkoordination des Projekts und stellt sein Institutsgebäude als Pilotstandort zur Verfügung. Zudem ist das Institut für die Entwicklung und das Training der KI-Algorithmen verantwortlich. Die Smartrplace GmbH bringt ihre Expertise im Bereich der GLT ein und ist für die Integration der steuerbaren Anlagen sowie die Implementierung des KI-Agenten auf der Edge-Komponente zuständig. Die Teleseo GmbH stellt als wettbewerblicher MSB die notwendige Infrastruktur für iMSys(+) bereit und gewährleistet eine sichere Datenübertragung zwischen den Systemkomponenten. Ergänzt wird das Konsortium durch eine Kooperation mit der Marke Ostrom der Aplus Energy GmbH als Lieferant für dynamische Stromtarife.

Zusätzlich zu den Konsortialpartnern fanden im Projekt gezielte Austauschformate mit relevanten Akteurinnen und Akteuren der Energiewirtschaft statt. Im September 2024 wurde ein Fachaustausch durchgeführt, an dem Netzbetreiber, Anbieter von GLT und EMS, Stromlieferanten, Hersteller von iMSys und Steuergeräten sowie Forschungseinrichtungen teilnahmen. Dieser Austausch ermöglichte eine außenstehende Marktspiegelung des Vorhabens und lieferte wertvolle Impulse für die weitere Projektgestaltung.

 <ul style="list-style-type: none"> ▪ Entwicklung der KI-Steuerungsalgorithmen mit Reinforcement Learning ▪ Bereitstellung der Entwicklungs- und Laborumgebung ▪ Demonstration am Bürogebäude ▪ Lieferung von Prognosen 	 <ul style="list-style-type: none"> ▪ Integration KI-Agent in Edge-Device, Anbindung an die Gebäudeleittechnik ▪ Integration flexibler Anlagen in die Gebäudeleittechnik ▪ Kontinuierliches Monitoring des Pilotgebäudes und Datenbereitstellung für das KI-Training & Betrieb 	 <ul style="list-style-type: none"> ▪ Wettbewerblicher Messtellenbetrieb ▪ Gateway-Administration und CLS-Management ▪ Installation iMSys-Hardware ▪ Einrichtung CLS-Kanal über CLS-Adapter ▪ Übermittlung von Tarif- und Leistungslimitierungen via CLS-Kanal
--	--	--

Abbildung 2: Konsortialpartner im SET Hub Piloten 4 (Quelle: Eigene Darstellung)

Im Januar 2025 fanden vertiefende Expertinnen- und Expertengespräche mit verschiedenen Stakeholdern statt, darunter ein Verteilnetzbetreiber, ein Anbieter für Gebäudeautomation sowie ein innovativer Anbieter dynamischer Tarife. Dieser Stakeholder-Dialog unterstreicht den integrativen Ansatz des Pilotprojekts und stellt sicher, dass die entwickelten Lösungen praxisnah und marktrelevant sind. Gleichzeitig ermöglicht er dem Projektkonsortium, unterschiedliche Perspektiven zu berücksichtigen und potenzielle Herausforderungen frühzeitig zu identifizieren und anzugehen.

3.4 Zielsetzung und Adressatenkreis des Berichts

Dieser Bericht hat das Ziel, die zentralen Treiber und Hemmnisse bei der Erprobung eines KI-EMS im NWG unter Einbeziehung von marktlichen und netzdienlichen Steuerungssignalen sowie der regulatorischen Rahmenbedingungen darzustellen. Darüber hinaus soll der Bericht interessierten Akteurinnen und Akteuren ein vertieftes Verständnis für den Entwicklungsprozess und den Aufbau der KI-basierten Steuerung der Anlagen im NWG sowie dessen finale Ergebnisse vermitteln.

4 Operative und regulatorische Rahmenbedingungen

Die Entwicklung und Implementierung eines KI-EMS für NWG unter Einbeziehung eines iMSys(+) erfordert ein tiefes Verständnis der regulatorischen Rahmenbedingungen und operativen Herausforderungen. Der Wandel hin zu dynamischen Strompreis-Modellen und netzorientierter Steuerung schafft neue Möglichkeiten, stellt aber auch Anforderungen an die Umsetzung solcher Systeme. Gleichzeitig bringen technologische Entwicklungen – insbesondere iMSys(+) – neue regulatorische Vorgaben mit sich, die den Betrieb und die Steuerung von Verbrauchsanlagen beeinflussen.

Kapitel 4 beginnt mit einer Betrachtung der Ausgangssituation, die zentrale Rahmenbedingungen für das Projekt skizziert. Anschließend wird der regulatorische Rahmen detailliert analysiert, mit Fokus auf dynamische Tarifstrukturen, SteuVE und spezifische Vorgaben für NWG. Auch aktuelle regulatorische Entwicklungen im Bereich Flexibilität werden beleuchtet.

Auf dieser Grundlage werden die im Projekt untersuchten Anwendungsfälle (Use Cases) vorgestellt. Dabei stehen die KI-gestützte Einsatzoptimierung mit dynamischen Strompreisen und die Berücksichtigung eines Steuersignals durch einen Verteilnetzbetreiber nach §14a Energiewirtschaftsgesetz (EnWG) im Mittelpunkt. Abschließend wird das methodische Vorgehen im Pilotprojekt beschrieben, um die praktische Umsetzung im Projekt nachzuvollziehen.

4.1 Ausgangssituation

Die Energiewende stellt das Energiesystem vor tiefgreifende Herausforderungen. Mit dem steigenden Anteil erneuerbarer Energien (EE) wird die Stromerzeugung zunehmend von fluktuierenden Quellen wie Wind und Sonne geprägt. Gleichzeitig erfordert die Dekarbonisierung der Sektoren Mobilität und Wärme eine stärkere Elektrifizierung, etwa durch den Einsatz von Wärmepumpen und Elektrofahrzeugen. Diese Entwicklungen machen es notwendig, dass sich nicht mehr nur die Erzeugung an den Verbrauch anpasst, sondern auch der Verbrauch flexibel auf die volatile EE-Erzeugung reagiert. Verbraucherinnen und Verbraucher werden dadurch zu aktiven Akteurinnen und Akteuren im Energiesystem – sogenannten Flexumerinnen und Flexumern. Als solche nehmen sie aktiv am Energiesystem teil, indem sie ihre elektrischen Flexibilitätsoptionen gezielt an Preissignalen ausrichten (AGORA / FFE 2023).

Die Digitalisierung der Energiewende, insbesondere durch den Rollout von iMSys(+), ist eine essenzielle Voraussetzung für das Erreichen der Klimaziele und die Transformation des Energiesystems. Die Kombination iMSys mit den dazugehörigen Steuerungseinrichtungen ermöglichen eine verbesserte Integration fluktuiender erneuerbarer Energien wie Solar und Wind in das Stromnetz, indem sie bei der Prognose und dem Abgleich von Stromangebot und -nachfrage helfen. Dies führt zu einer effizienteren Netzsteuerung, erhöhter Netzstabilität und optimierter Energieeffizienz. Verbraucherinnen und Verbraucher profitieren von transparenteren Einblicken in ihren Energieverbrauch, während dynamische Tarife und neue Geschäftsmodelle im Energiesektor gefördert werden. Zudem gewährleisten SMGWs eine sichere und standardisierte Datenübertragung, was die Koordination der Verbrauchsseite und die Nutzung von Flexibilitätsoptionen unterstützt. iMSys(+) bilden somit die notwendige digitale Infrastruktur, um ein weitgehend klimaneutrales Energiesystem zu realisieren.

Der Gebäudesektor spielt in dieser Transformation eine zentrale Rolle, da er etwa 35 % des Endenergieverbrauchs und rund 30 % der CO₂-Emissionen in Deutschland verursacht (UBA 2024). Innerhalb dieses Sektors entfällt über ein Drittel des Energieverbrauchs auf NWG wie Bürogebäude, Krankenhäuser oder Schulen (BDI 2024). Aufgrund ihrer Größe und Komplexität bieten NWG erhebliche Potenziale zur Steigerung der Energieeffizienz und zur Reduktion von CO₂-Emissionen. Häufig verfügen sie über vielfältige technische Anlagen, die eine flexible Steuerung ermöglichen – von Wärmepumpen über Ladesäulen bis hin zu Batteriespeichern und PV-Anlagen (dena 2025b).

Ein besonders dynamischer Wandel zeigt sich in der Beheizungsstruktur von NWG. Laut dem dena-Gebäudereport 2025 wurde im Jahr 2023 beinahe jedes zweite genehmigte NWG mit einer Wärmepumpe als primärem Energieträger geplant. Der Anteil der Wärmepumpen bei Neubauten hat sich zwischen 2019 und 2023 verdoppelt und erreichte 48 %, während der Anteil von Gas im selben Zeitraum von 45 % auf 16 % zurückging (DENA 2025a). Diese Entwicklung unterstreicht den Paradigmenwechsel hin zu erneuerbaren Energien im Gebäudesektor und zeigt das wachsende Potenzial für innovative Technologien wie intelligente Steuerungssysteme und -algorithmen.

EMS spielen eine Schlüsselrolle bei der Hebung dieser Potenziale. Im Bereich der Haushalte haben sich Heim-Energiemanagementsysteme (HEMS) bereits etabliert, die zunehmend KI-basierte Ansätze für Prognosen, Anomalieerkennung¹ oder Energieassistenten nutzen. Dies verdeutlicht auch die Analyse der Fachgemeinschaft für effiziente Energieanwendung e.V. (HEA) (HEA 2024) der EMS, die die vielfältigen Funktionen und die Bedeutung dieser Systeme für die Steigerung der Energieeffizienz und die Integration erneuerbarer Energien unterstreicht. Diese Erfahrungen können auf NWG übertragen werden, wo jedoch die Komplexität der Gebäudetechnik ungleich höher ist. Neben den klassischen Anlagen kommen hier zusätzliche Steuergrößen wie Präsenzsensoren oder raumscharfe Temperaturregelungen hinzu. Die Vielzahl an Datenpunkten und Wechselwirkungen stellt regelbasierte Systeme vor erhebliche Herausforderungen. Hier kann KI ihre Stärken ausspielen, indem sie komplexe Optimierungsaufgaben übernimmt, die oft mit inhärenten Zielkonflikten verbunden sind.

RL, ein Teilgebiet des maschinellen Lernens, zeigt dabei besonderes Potenzial: RL-Agenten können durch selbstlernende Algorithmen dynamische Steuerstrategien entwickeln, ohne auf starre Regelwerke angewiesen zu sein. Studien belegen, dass RL-basierte Ansätze sowohl in Haushalten als auch in industriellen Anwendungen deutliche Effizienzgewinne erzielen können, indem sie variable Strompreise ausnutzen, Lasten intelligent verschieben und Speicher optimal nutzen (DREHER ET AL. 2022). So konnten beispielsweise in Simulationen mit Wärmepumpen bis zu 35 % der Stromkosten eingespart werden, während gleichzeitig der Energieverbrauch um bis zu 15 % reduziert wurde. Diese Flexibilität zeigt sich auch unter unsicheren Prognosebedingungen, was RL zu einer robusten und zukunftsähigen Technologie für das Energiemanagement macht (SCHMITZ ET AL. 2024).

Bisher lag der Fokus in NWG vor allem auf Energieeffizienz und Betriebskostenreduktion, etwa durch Eigenverbrauchsoptimierung oder Spitzenlastmanagement. Die Einführung dynamischer Tarife gemäß §41a EnWG ab dem 1. Januar 2025 eröffnet jedoch neue Möglichkeiten: Diese Tarife bilden Preisschwankungen an den Strommärkten ab und schaffen Anreize für eine verbrauchsseitige Flexibilität. Während dynamische Tarife im Haushaltssektor bereits erste Anwendungen finden, sind sie im NWG-Bereich noch weitgehend unerforscht – ein Feld mit erheblichem Innovationspotenzial für Lösungsanbieter und Start-ups.

¹ Der Begriff „Anomalien“ beschreibt abweichende oder unerwartete Werte oder Muster in den erfassten Daten, die auf potenzielle Probleme, Fehler oder besondere Ereignisse hinweisen.

Dynamische Tarife als marktliche Preissignale sind zudem ein wichtiges Werkzeug zur Anpassung des Verbrauchs an die fluktuierende EE-Erzeugung und treiben die Digitalisierung des Energiesystems voran. Der verpflichtende Rollout von iMSys ab 2025 bzw. 2028 schafft hierfür die notwendige Infrastruktur. iMSys+ ermöglichen nicht nur die sichere Übermittlung von Verbrauchsdaten, sondern auch das Empfangen und die Weiterleitung von Steuersignalen sowie neue Geschäftsmodelle wie Sub-Metering oder spartenübergreifende Zählwerterfassung.

Netzbetreiber sehen sich insbesondere mit hohen Erzeugungs- oder Verbrauchsspitzen konfrontiert, die zu Netzengpässen führen und netzdienliche Steuerungsmechanismen erfordern können. Dynamische Tarife als marktliche Preissignale können diese Netzsituation zusätzlich verschärfen, wenn viele Verbrauchsanlagen synchron auf Preisspitzen reagieren und durch Lastverschiebungen neue Spitzenlasten entstehen, da die marktlichen Preissignale nicht zwangsläufig die örtliche Stromverfügbarkeit widerspiegeln. Da NWG meist der Niederspannungsebene zugeordnet sind, können Netzbetreiber gemäß §14a EnWG auf deren SteuVE Einfluss nehmen, um solche Lastspitzen zu adressieren. Die iMSys+-Infrastruktur ermöglicht hierbei sowohl die Übermittlung von Steuersignalen nach EnWG als auch die Abrechnung zeitvariabler Netzentgelte. Wie die Agora-Studie zu haushalt nahen Flexibilitäten (Agora / FfE 2023) zeigt, sind netzorientierte Preissignale, die sich an der tatsächlichen Netzsituation orientieren, essenziell, um Lastspitzen gezielt zu vermeiden und Flexibilität stromnetzdienlich einzusetzen. So können sowohl Netzengpässe reduziert als auch die Wirtschaftlichkeit für SteuVE gesteigert werden.

Das vorliegende Pilotprojekt zielte darauf ab, mithilfe eines KI-EMS das strompreis- und netzorientierte Lastmanagement in NWG zu erproben. Es soll zeigen, wie moderne iMSys+-Infrastrukturen genutzt werden können, um dynamische Tarife inklusive zeitvariabler Netzentgelte und netzorientierter Ansteuerungen nach §14a EnWG in innovative Geschäftsmodelle zu integrieren. Damit leistet das Projekt einen Beitrag zur Digitalisierung und Flexibilisierung des Energiesystems sowie zur Dekarbonisierung des Gebäudesektors.

Wissenschaftliche Begleitstudie zum SET Hub Pilot 4

Die wissenschaftliche Begleitstudie (DENA 2025b) untersuchte das Potenzial für die Anwendung von EMS in Verbindung mit iMSys(+) in NWG. Die Studie hebt hervor, dass in den meisten NWG weder flächendeckende Gebäudeleittechnik (GLT) noch iMSys(+-)Infrastrukturen implementiert sind. Dies eröffnet erhebliche Optimierungspotenziale: EMS in Kombination mit iMSys(+) können nicht nur Energiekosten senken und Klimaziele unterstützen, sondern auch Datenlücken sowohl auf Gebäude- als auch nationaler Ebene schließen. Neben betriebsinternen und preisorientierten Optimierungen ermöglichen diese Technologien auch die Nutzung von Flexibilitätspotenzialen im Sinne der Netzdienlichkeit – etwa durch zeitliche Verschiebung von Lastgängen zur Stabilisierung des Stromnetzes.

Besonders interessant sind sogenannte „low-hanging fruits“, also wenig technisierte Gebäude mit vorhersehbaren Lastgängen und klar definierten Betriebszeiten sowie Gebäudefunktionen mit geringem Einfluss auf zentrale Nutzungen oder kritische Abläufe. Laut der wissenschaftlichen Begleitstudie bieten Gebäudetypen wie gewerbliche Bürogebäude, Handelsimmobilien, Hotels sowie Hallenbäder besonders großes Potenzial für den Einsatz solcher Technologien.

Das vorliegende Pilotprojekt fokussiert bewusst Bürogebäude als repräsentativer und weit verbreiteter Gebäudetyp innerhalb des NWG-Sektors. Bürogebäude zeichnen sich durch regelmäßige Betriebszeiten, relativ stabile Lastprofile und eine hohe erwartete Akzeptanz aus, was sie zu idealen Testobjekten für KI-basierte Steuerungsansätze macht.

4.2 Regulatorischer Rahmen

Der regulatorische Rahmen im Energiesektor stellt die entscheidende Grundlage für die Entwicklung und Implementierung von KI-basierten Steuerungsalgorithmen NWG dar. Die folgenden Ausführungen präsentieren die aktuellen Rahmenbedingungen mit Stand März 2025, wobei besonderes Augenmerk auf iMSys+ gelegt wird. Zudem werden die relevanten gesetzlichen Anforderungen beschrieben, die für innovative Energiemanagementlösungen und Flexibilitätsoptionen im NWG maßgeblich sind.

Das System von Vorgaben und Standards im Energiesektor ist mehrstufig und umfasst vier wesentliche Ebenen: gesetzliche Vorgaben durch Bundesgesetze, Beschlüsse der Bundesnetzagentur (BNetzA), technische Richtlinien sowie Industriestandards, die beispielsweise durch das Forum Netztechnik/Netzbetrieb (FNN) oder die Deutsche Kommission Elektrotechnik (DKE) entwickelt werden.

Die regulatorischen Rahmenbedingungen eröffnen vielfältige Geschäftsmodelle und schaffen wirtschaftliche Anreize – insbesondere durch die ab 2025 verpflichtende Einführung dynamischer Stromtarife durch Energieversorger (§41a EnWG) sowie durch die Weiterentwicklung der Netzentgeltsystematik (§14a EnWG).

Dynamische Stromtarife sind marktbasierter Stromlieferprodukte, deren Arbeitspreis sich an den aktuellen Preisschwankungen der Strombörse orientiert und somit kurzfristig variiert. Zeitvariable Netzentgelte bezeichnen hingegen die vom jeweiligen örtlichen Verteilnetzbetreiber festgelegten, zeitlich gestaffelten Netzentgelte gemäß §14a EnWG (Modul 3), die sich an der erwarteten Netzbelastung orientieren und seit April 2025 verpflichtend für bestimmte Kundengruppen eingeführt werden.

Während dynamische Stromtarife auf Preissignale des Energiemarkts reagieren und Anreize für eine marktbasierter Flexibilisierung setzen, fördern zeitvariable Netzentgelte ein netzorientiertes Verbrauchsverhalten durch unterschiedliche Entgeltstufen für Hoch-, Standard- und Niedriglastzeiten.

4.2.1 Dynamische Tarifstrukturen und netzorientierte Steuerung

Dynamische Tarife nach §41a EnWG

Mit der Verpflichtung zur Einführung dynamischer Stromtarife nach §41a EnWG ab 2025 müssen Energieversorger Tarife anbieten, die Börsenpreisschwankungen in stündlicher oder 15-minütiger Granularität abbilden. Diese Regelung stellt eine wesentliche Grundlage für KI-Steuerungsalgorithmen dar, da sie auf transparente marktbasierte Preissignale reagieren und entsprechende Optimierungsstrategien entwickeln können.

Diese Tarife ermöglichen eine marktgetriebene Lastverschiebung, indem sie Verbrauchsanreize in Zeiten hoher erneuerbarer Erzeugung oder niedriger Nachfrage setzen. Voraussetzung ist eine moderne Messeinrichtung (mME) mit SMGW, die eine viertelstündliche Messung ermöglicht, wenn der tatsächliche Verbrauch in granularen Zeitintervallen (z. B. 15 Minuten) als Grundlage der Bilanzierung dient.

Im Unterschied zu einfachen zeitvariablen Tarifen mit fest definierten Preisstufen zeichnen sich dynamische Stromtarife durch eine direkte Kopplung an Börsenpreise und kurzfristige Preisänderungen aus. Während beispielsweise monatlich oder saisonal wechselnde Konstantpreise sowie langfristig definierte Stufenmodelle als zeitvariable Tarife gelten, bieten dynamische Tarife einen kontinuierlichen, intervallbasierten oder Echtzeit-Preisverlauf mit deutlich höherer Flexibilität.

Netzorientierte Steuerung von SteuVE nach §14a EnWG

Besonders bedeutsam für die Entwicklung intelligenter Steuerungssysteme ist die Novelle des §14a EnWG, der die netzorientierte Steuerung von steuerbaren Verbrauchseinrichtungen neu regelt und seit Anfang 2024 in Kraft ist. Diese Regelung ermöglicht es Verteilnetzbetreibern, bei akuter Netzüberlastung bestimmte Anlagen in ihrer Leistungsaufnahme zu begrenzen. Der primäre Zweck dieser Regelung besteht darin, den Ausbau der Elektromobilität und die Installation von Wärmepumpen trotz teilweise verzögertem Netzausbau voranzutreiben. Die Regelung betrifft neu installierte Anlagen wie Wärmepumpen, Wallboxen, Batteriespeicher und Klimaanlagen mit einer Leistung über 4,2 kW. Die Regelung des §14a EnWG gilt nur für Anlagen, die an das Stromnetz der allgemeinen Versorgung auf Netzebene 6 (Niederspannung hinter einem Transformator von Mittel- zu Niederspannung) oder Netzebene 5 (Niederspannung) angeschlossen sind. Bestandsanlagen mit Inbetriebnahme vor 2024 unterliegen dem neuen §14a EnWG nur, wenn bereits in der Vergangenheit eine individuelle Verpflichtung nach §14a EnWG vereinbart wurde. Für weitere Informationen sei auf Beschluss BK6-22-300 (BNETZA 2023a) verwiesen und ergänzend auf die Umsetzungshinweise des Kompetenzzentrums Energieeffizienz durch Digitalisierung (KEDi) der dena (KEDI 2024). Zudem haben der Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft (BDEW) gemeinsam mit der HEA ein interaktives Tool zum §14a EnWG entwickelt, um sowohl die Relevanz als auch die finanziellen Vorteile für Betreiber steuerbarer Verbrauchseinrichtungen zu ermitteln (HEA 2024b).

Die finanziellen Vorteile der Betreiberin bzw. des Betreibers der SteuVE hängen vom gewählten Modul zur Netzentgeltreduktion ab. Nach dem Beschluss BK8-22/010-A der BNetzA (BNETZA 2023b) können neben der pauschalen (Modul 1) sowie der prozentualen (Modul 2) Netzentgeltreduktion auch ergänzend zeitvariable Netzentgelte (Modul 3) gewählt werden. Das heißt, dass Kundinnen und Kunden mit SteuVE ab dem 01.04.2025 zusätzlich zur pauschalen Vergütung nach Modul 1 zeitvariable Netzentgelte als weitere Komponente (Modul 3) zum Tarif ihres Lieferanten wählen können. Die Verteilnetzbetreiber müssen dafür verschiedene Preisstufen (Hochtarif, Niedrigtarif, Standardtarif) je Quartal festlegen. Diese preislichen Differenzierungen bieten zusätzlich zu den marktlich orientierten, dynamischen Tarifen weitere Anreize für den Einsatz KI-gestützter Steuerungsalgorithmen, um den Energieverbrauch zeitlich zu verschieben.

Ergänzend ist an der Stelle darauf hinzuweisen, dass die Module 2 und 3 nur für Marktlokationen mit Entnahme ohne registrierende Leistungsmessung (RLM) und einem Verbrauch von weniger als 100.000 kWh pro Jahr gelten. Bei einem Verbrauch von mehr als 100.000 kWh ist hingegen nur Modul 1 mit einer pauschalen Netzentgeltreduktion möglich. Weiterhin ist zu beachten, dass (halb-)öffentliche Ladesäulen gemäß §2 LSV Nr. 5 explizit vom §14a EnWG ausgenommen sind und somit nicht der netzorientierten Steuerung unterliegen.

Empfehlungen und Beschlüsse zur technischen Umsetzung von §14a EnWG

Für die technische Implementierung der Steuerungsprozesse ist der sogenannte Universalbestellprozess von entscheidender Bedeutung, der durch den Beschluss BK6-22-12812 der BNetzA (BNETZA 2022) eingeführt wurde. Die Steuerung erfolgt dabei über die Systeme des MSB und wird ausgelöst durch den Netzbetreiber. U. a. ist die Möglichkeit der Festlegung von längerfristigen, vordefinierten Schaltzeiten oder Leistungskurven (z. B. für ein Kalenderjahr) per erweiterter, klassischer Marktkommunikation („langsame“ MaKo) oder ein Application Programming Interface (API)-Webservice zur echtzeitnahen Ad-hoc-Vorgabe von §14a-Steuersignalen vorgesehen. Letztere ist in der Branche u. a. auch bekannt als BDEW-Web-API oder „schnelle MaKo“. Diese

Kommunikationsschnittstellen bilden die technische Grundlage des KI-EMS zum Empfang von Steuersignalen Dritter über die Infrastruktur der iMSys+ und ermöglicht den automatisierten Datenaustausch zwischen den beteiligten Akteurinnen und Akteuren.

Weiterhin hat das Verband der Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik e.V. (VDE) FNN im Auftrag der BNetzA im März 2025 bundeseinheitliche technische Empfehlungen für die massentaugliche Umsetzung der netzorientierten Steuerung veröffentlicht (VDE FNN 2025b). Diese definieren konkrete Anforderungen an Schnittstellen für Steuerbefehle und legen Kommunikationsprotokolle für steuerbare Energieanlagen (EE-BUS) als Mindeststandard für digitale Schnittstellen fest. Zusätzlich wurden verbindliche Vorgaben für die Dokumentation von Steuerbefehlen sowie den Umgang mit Störungen und die Rücknahme von Steuerungsmaßnahmen definiert. Diese Standardisierung ist essenziell für die Entwicklung skalierbarer KI-basierter Steuerungsalgorithmen, da sie eine einheitliche technische Basis für die Kommunikation zwischen den Systemkomponenten schafft.

4.2.2 Regulatorische Anforderungen an intelligente Mess- und Steuersysteme

Beschleunigter Ausbau und Steuerungsrollout

Die Novellierung des Messstellenbetriebsgesetzes (MsbG) vom 24. Februar 2025 hat einen deutlichen Fokus auf den beschleunigten Steuerungsrollout gelegt. Besonders relevant für die Entwicklung von KI-EMS ist die Einbaupflicht für Verbraucherinnen und Verbraucher mit einem Jahresstromverbrauch ab 6000 kWh oder vorhandenen §14a EnWG-Anlagen ab 2025. Für Großverbraucherinnen und -verbraucher mit einem Jahresstromverbrauch ab 100.000 kWh gilt die Verpflichtung erst ab 2028, ist jedoch bereits ab 2025 zulässig (§30 MsbG, §45 MsbG). Diese gestaffelte Einführung ermöglicht eine gezielte Entwicklung von Lösungen für verschiedene Verbrauchsgruppen.

Eine bedeutende Änderung in der Novellierung ist, dass die Steuerung am Netzanschlusspunkt nun eine Standardleistung mit eigener Preisobergrenze für steuerbare Anlagen darstellt, während sie vorher als Zusatzleistung von den Kundinnen und Kunden zu beauftragen war (§34 MsbG). Der MSB muss die Steuerbarkeit aller Anlagen ab 7 kW sowie §14a-Anlagen über iMSys+ am Netzanschlusspunkt sicherstellen, soweit dies wirtschaftlich vertretbar ist (§29 MsbG). Diese Regelung schafft eine flächendeckende Infrastruktur für intelligente Steuerungssysteme, die als Grundlage für die Implementierung von KI-basierten Algorithmen dienen kann.

Verpflichtende Datenübertragung über iMSys(+)

Gemäß §19 Abs. 2 MsbG ist die Übertragung energiewirtschaftlich relevanter Daten verpflichtend über zertifizierte iMSys(+) durchzuführen. Diese Anforderung betrifft alle abrechnungs-, bilanzierungs- oder netzrelevanten Leistungen einschließlich der Mess- und Steuerprozesse im Rahmen von §14a EnWG. Die Einhaltung dieser Vorgabe stellt eine wichtige Rahmenbedingung für die Entwicklung von KI-basierten Steuerungsalgorithmen dar, da sie die Architektur der Datenerfassung und -verarbeitung maßgeblich beeinflusst.

BSI-Sicherheitsanforderungen

Das Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (BSI) definiert in der Technischen Richtlinie (TR) 03109 detaillierte technische Vorgaben für iMSys+ und deren sicheren Betrieb. Für KI-EMS sind insbesondere Teil 1 „funktionale Mindestanforderungen an das Smart-Meter-Gateway“ (BSI 2024a) und Teil 5 „sichere Kommunikation zwischen SMGW und angeschlossenen Geräten über den CLS-Proxy-Kanal“ (BSI 2024b) relevant.

Der eingesetzte CLS-Kommunikationsadapter² zur Übermittlung von netzorientierten Steuersignalen muss vom BSI zertifiziert werden, was bei der Entwicklung von KI-Steuerungsalgorithmen als technische Randbedingung berücksichtigt werden muss. Diese Sicherheitsanforderungen stellen sicher, dass die entwickelten Lösungen den hohen Standards für kritische Infrastrukturen entsprechen, verhindern jedoch aktuell u. a. die praxistaugliche Verwendung der CLS-Komponente als Edge-Device für dezentrale EMS-Anwendungen. Grund dafür ist die durch ein Software-Update notwendige und aufwendige Re-Zertifizierung.

4.2.3 Gesetzliche Vorgaben für Nichtwohngebäude

Monitoring-Pflicht und Gebäudeautomation

Mit §71a des Gebäudeenergiegesetzes (GEG) wurde ab 2024 eine verbindliche Monitoring-Pflicht für große NWG eingeführt. Objekte mit Heizungs- oder Klimaanlagen über 290 kW Nennleistung müssen bis Ende 2024 mit digitalen Gebäudeautomationssystemen ausgestattet sein. Diese Systeme müssen in der Lage sein, sämtliche Energieströme zu erfassen, zu analysieren und über standardisierte Protokolle zu kommunizieren. In der Gebäudeautomation haben sich BACnet auf der Managementebene und KNX auf der Feldebene als typische Protokollstandards etabliert. Diese gesetzliche Anforderung schafft eine wichtige infrastrukturelle Grundlage für den Einsatz von KI-EMS in NWG unter Einbeziehung der bestehenden GLT, da sie die notwendige Sensorik und Kommunikationsinfrastruktur für eine intelligente Steuerung im Gebäude bietet.

Erneuerbare Energieversorgung

Gemäß § 71 GEG dürfen grundsätzlich neue Heizungsanlagen nur in Betrieb genommen werden, wenn mindestens 65 % der Wärme aus erneuerbaren Energien bzw. unvermeidbarer Abwärme erzeugt werden. Diese Verpflichtung gilt sowohl für Neubauten als auch für Bestandsgebäude. Das Ziel besteht darin, den Anteil fossiler Energieträger zu reduzieren und die Nutzung nachhaltiger Technologien, wie beispielsweise PV-Anlagen und Wärmepumpen, zu fördern. Die Bundesförderung für effiziente Gebäude (BEG) bietet zudem attraktive Förderkonditionen für Wärmepumpen in NWG mit Zuschüssen im Bestand sowie für Mess-, Steuerungs- und Regelungstechnik.

Ladeinfrastruktur in Nichtwohngebäuden

Das Gebäude-Elektromobilitätsinfrastruktur-Gesetz (GEIG) regelt ab 2024 die verpflichtende Ausstattung von NWG mit Ladeinfrastruktur für Elektrofahrzeuge. Bei Neubauten mit mehr als 6 Stellplätzen muss jeder dritte Parkplatz mit Leitungsinfrastruktur vorbereitet (§7 GEIG) und mindestens ein Ladepunkt installiert werden. Für bestehende NWG mit über 20 Stellplätzen gilt ab 2025 die Pflicht zur Errichtung mindestens eines Ladepunkts (§10 GEIG). Zudem bestehen Verpflichtungen zum Ladeinfrastrukturausbau bei größerer Renovierung (§9 GEIG). Diese gesetzlichen Vorgaben erhöhen die Verbreitung von Ladeinfrastruktur im NWG-Sektor und bieten zusätzliche Anwendungsfälle für KI-basierte Steuerungsalgorithmen, insbesondere im Hinblick auf die Integration von Ladevorgängen in ein optimiertes Gesamtenergiemanagement.

²Kommunikationsadapter zum Aufbau eines sicheren und transparenten Kommunikationskanals (CLS-Proxy-Kanal) zur Übermittlung von u. a. Steuersignalen an Controllable Local Systems (CLS), d. h. steuerbare Energieanlagen. Im Markt u. a. bekannt als CLS-Edge-Computing-Device, CLS-Mehrwert-Modul oder FNN-Steuerbox mit digitalen und/oder analogen Schnittstellen

4.2.4 Aktuelle regulatorische Entwicklungen für Flexibilitätsoptionen

Das „Solarspitzen-Gesetz“ zur Flexibilisierung des Stromnetzes ist seit dem 25. Februar 2025 in Kraft und enthält u. a. wichtige Änderungen im Erneuerbare-Energien-Gesetz (EEG). Zu den zentralen Neuerungen gehört die Pflicht zur maximalen Wirkleistungsbegrenzung auf 60 % für EEG-Anlagen unter 100 kW, sofern diese nicht in Direktvermarktung und steuerbar sind (§9 EEG). Zudem entfällt die Förderung bei negativen Strompreisen bereits nach einer Viertelstunde (§51 EEG), was einen deutlichen Anreiz zur flexiblen Anpassung der Einspeise- und Verbrauchsprofile setzt.

Besonders relevant für KI-EMS ist die Aufhebung des Ausschließlichkeitsprinzips für Speicher (§19 Abs. 3 und §85d EEG): EEG geförderter Strom und Graustrom können nun gleichzeitig gespeichert und genutzt werden. Diese Regelung eröffnet neue Optimierungsmöglichkeiten für EMS, die PV-Anlagen und Speicher integrieren, da sie eine differenziertere Bewirtschaftung der verschiedenen Energieflüsse aus Eigenstromerzeugung und Netzbezug ermöglicht und zusätzliche Freiheitsgrade für die Optimierungsalgorithmen schafft.

Weiterentwicklung der Netzentgeltsystematik

Die aktuelle Netzentgeltsystematik nach §19 Abs. 2 Stromnetzentgeltverordnung (StromNEV), die Sondernetzentgelte für Industrie und Gewerbe für Bandlast oder atypische Netznutzung vorsieht, hat durch die zunehmende Durchdringung erneuerbarer Energien an Effektivität eingebüßt und setzt teilweise kontraproduktive Anreize. Diese Entwicklung erfordert eine grundlegende Neuausrichtung der Anreizsysteme, um den veränderten Anforderungen eines von erneuerbaren Energien dominierten Energiesystems gerecht zu werden.

Die BNetzA hat daher einen neuen Regulierungsansatz vorgeschlagen (BNETZA 2024), der stromintensive Unternehmen dazu anregen soll, flexibel auf die aktuelle Erzeugungslage zu reagieren. Nach diesem Vorschlag sollen Unternehmen grundsätzlich privilegiert werden, wenn sie in Zeiten besonders niedriger Strompreise ihren Verbrauch im Vergleich zu ihrem individuellen Jahresdurchschnitt signifikant erhöhen und in Phasen mit besonders hohen Preisen ihren Verbrauch deutlich reduzieren. Die Regelung soll am 1. Januar 2026 in Kraft treten. Diese Entwicklung bietet neue wirtschaftliche Anreize für preisoptimierte KI-Steuerungsalgorithmen in NWG, insbesondere für energieintensive gewerbliche und industrielle Anwendungen.

Ergänzend dazu hat die Bundesnetzagentur im Mai 2025 das AGNES-Verfahren („Allgemeine Netzentgeltsystematik Strom“) eingeleitet, um die Netzentgeltsystematik grundlegend zu reformieren. Ziel ist eine verursachungsgerechtere, transparentere und flexiblere Verteilung der Netzkosten, die den Anforderungen der Energiewende und der zunehmenden Dezentralisierung gerecht wird. Das Verfahren sieht vor, neue Anreize für netzdienliches und flexibles Verhalten zu schaffen und Fehlanreize im bisherigen System zu korrigieren. Die neuen Regelungen sollen ab 2029 gelten und werden aktuell im Rahmen eines breit angelegten Konsultationsprozesses diskutiert (BNETZA 2025).

5 Anwendungsfälle und Vorgehen im Projekt

Die Energiewende und die damit verbundene Transformation des Energiesystems von zentralen Kraftwerksstrukturen zu digitalen dezentralen und vernetzten Anlagen bietet Marktakteurinnen und -akteuren zahlreiche Geschäftsoptionen. Insbesondere im NWG-Sektor ergeben sich vielfältige Anwendungsfälle für intelligente, KI-basierte Steuerungsalgorithmen, um dezentrale Flexibilitäten wie Wärmepumpen, Batteriespeicher und Ladesäulen zu erschließen. Neben klassischen Use Cases rücken zunehmend markt- und netzorientierte Anwendungen in den Blickpunkt.

Im NWG-Sektor haben sich drei zentrale klassische Anwendungsfälle etabliert: die Eigenverbrauchsoptimierung, das Lastspitzenmanagement sowie die allgemeine Steigerung der Energieeffizienz. Bei der Eigenverbrauchsoptimierung geht es primär um die effiziente Nutzung selbst erzeugten PV-Stroms. Durch intelligente Steuerung wird der Verbrauch möglichst in Zeiten hoher Eigenerzeugung verschoben, um den Autarkiegrad zu erhöhen und Stromkosten zu senken. Das Lastspitzenmanagement zielt darauf ab, Leistungsspitzen zu reduzieren, um die Kostenkomponente durch Leistungspreise zu minimieren. Dies ist nur für Gebäude mit RLM relevant. Die Steigerung der Energieeffizienz zielt auf eine Reduzierung des Energieverbrauchs und der damit verbundenen Kosten ab. Diese klassischen Anwendungsfälle werden jedoch nicht weiter betrachtet, da sie im NWG-Sektor bereits als State-of-the-Art gelten und kein Forschungs- und Entwicklungs-Pilotprojekt erfordern.

Die zunehmende Volatilität der Stromerzeugung aus erneuerbaren Energien verstärkt die Relevanz von dynamischen Preissignalen und netzorientierter Steuerung gemäß §14a EnWG. Diese ermöglichen sowohl eine marktbasierter Einsatzoptimierung als auch eine netzdienliche Lastanpassung in der Niederspannungsebene. Das Pilotprojekt fokussiert gezielt diese für NWG innovativen Anwendungsfälle, verstärkt durch die aktuellen regulatorischen und energiepolitischen Debatten und Entwicklungen (siehe Kapitel 4.2 Regulatorischer Rahmen). Um die Übertragbarkeit der Erkenntnisse auf typische NWG wie Büros, Handelsimmobilien und Hotels ohne Produktionsprozesse zu sichern, wird bewusst ein Niederspannungsanschluss angenommen.³

Das Pilotvorhaben konzentriert sich auf zwei vielversprechende Anwendungsfälle für Betreiberinnen und Betreiber von NWG sowie Netzbetreiber: (1) die wirtschaftliche Einsatzoptimierung anhand dynamischer Strompreise (vgl. Kapitel 5.1) und (2) die zusätzliche Berücksichtigung eines möglichen Steuersignals nach §14a EnWG (vgl. Kapitel 5.2). Diese beiden Anwendungsfälle haben hohe wirtschaftliche und netzdienliche Relevanz. Der Einsatz KI-gestützter Algorithmen ist dabei aus zwei Gründen sinnvoll: Erstens ermöglicht er die Bewältigung der Komplexität und der möglichen Zielkonflikte, die durch die Integration verschiedener flexibler Energieanlagen wie Wärmepumpen, Batteriespeicher und Ladesäulen entstehen. Zweitens können Machine-Learning-Verfahren die umfangreichen Datensätze und Steuermöglichkeiten der GLT optimal nutzen, um effiziente Steuerungsstrategien zu entwickeln.

Neben den zwei vielversprechenden Anwendungsfällen der dynamischen Tarife und §14a EnWG unter Einbeziehung der zeitvariablen Netzentgelte werden im Folgenden weitere potenzielle Anwendungsfälle für das Energiemanagement von NWG aufgezeigt. Diese Use Cases werden jedoch im Rahmen des Pilotprojekts nicht weiter vertieft, da sie entweder für den Kontext NWG bislang noch nicht ausreichend etabliert sind, spezifische Marktzugangshürden aufweisen oder sich aktuell noch in der Erprobungsphase befinden.

³ Das untersuchte Pilotgebäude des Fraunhofer IEE verfügt aufgrund der stromintensiven Labornutzung abweichend über einen Mittelspannungsanschluss. Die wissenschaftliche Begleitstudie ordnet jedoch den überwiegenden Teil der relevanten NWG explizit der Niederspannungsebene zu.

Zu diesen weiteren relevanten Anwendungsfällen zählen insbesondere die Bereitstellung von Regelreserve sowie der Intraday-Handel. Die Erbringung von Regelreserve erfolgt aufgrund hoher technischer Anforderungen (wie Präqualifikationsbedingungen und IT-Mindestanforderungen) meist über Aggregatoren oder Direktvermarkter, die als Intermediäre die Markteintrittsbarrieren überwinden. Im Bereich des Intraday-Handels entwickeln sich ebenfalls vielversprechende Anwendungen, wobei auch hier Aggregatoren eine Schlüsselrolle spielen. Erste Produkte konzentrieren sich vor allem auf Smart Charging von Elektrofahrzeugen und die Nutzung von Batteriespeichern, mit der perspektivischen Möglichkeit, weitere flexible Assets wie Wärmepumpen zu integrieren. Innovative Lösungen wie das Virtuelle Kraftwerk von Ostrom (OSTROM 2025) oder der E-Kfz-Aggregator The Mobility House (THE MOBILITY HOUSE SOLUTIONS 2025) demonstrieren das Potenzial dieser Ansätze. Sie nutzen intelligente Steuerungssysteme, um Ladeinfrastruktur dynamisch an Intraday-Preisschwankungen anzupassen. Dies ermöglicht es, Arbitragepotenziale auf den Intraday-Märkten zu erschließen und für Endkunden zusätzliche Kostenvorteile gegenüber klassischen dynamischen Day-Ahead-Tarifen zu realisieren.

5.1 KI-Einsatzoptimierung anhand dynamischer Strompreise

Ziel des Pilotprojekts ist die betriebswirtschaftliche Optimierung steuerbarer Verbrauchseinrichtungen wie beispielsweise Wärmepumpen, E-Ladesäulen und PV-Anlagen durch den Einsatz eines KI-EMS. Dabei werden dynamische Preismodelle berücksichtigt, die sowohl aus den dynamischen Tarifen des Energieversorgers als auch aus den zeitvariablen Netzentgelten des Netzbetreibers bestehen. Die Kombination aus dynamischem Tarif und zeitvariablem Netzentgelt wird im Folgenden als dynamischer Strompreis bezeichnet und bildet die operative Größe, auf die das EMS bzw. der KI-Steuerungsalgorithmus zur Optimierung des Strombezugs reagiert.

Zeitvariable Netzentgelte nach Modul 3 §14a EnWG ergänzen im Projekt die Dynamik auf der Preisseite um eine netzorientierte Komponente. Im Gegensatz zu fixen Netzentgelten orientieren sich diese an der zu erwartenden Netzbelastung und werden vom Netzbetreiber in verschiedene Tarifstufen eingeteilt. Die durchschnittlichen Höhen dieser Tarifstufen belaufen sich gegenwärtig (Stand März 2025) über alle Verteilnetzbetreiber gemittelt auf 2,6 ct/kWh für die Niedrigtarifzeit (NT), 8,7 ct/kWh für die Standardtarifzeit (ST) und 12,5 ct/kWh für die Hochtarifzeit (HT) (INNOCHARGE & ENE'T 2025). Im Projekt selbst wurde sich der Tarifstufen der EAM Netz bedient (vgl. Kapitel 7.2.2)

Zur Abrechnung von dynamischen Strompreisen sind im SMGW zwei Tarifanwendungsfälle (TAF) denkbar. Die TAF definieren als konfigurierbare Funktionen im SMGW den Umfang und die Art der Messwertübertragung. TAF 7 legt die viertelstündliche Erfassung von Zählerständen fest, wobei die Vor-Tages-Messwerte am Folgetag an den Lieferanten übermittelt werden. Im Gegensatz dazu bildet TAF 5 einen ereignisvariablen Tarif mit mehreren Tarifstufen ab, die basierend auf definierten Bedingungen oder Ereignissen aktiviert werden. Während TAF 7 bereits in der Technischen Richtlinie BSI-TR-03109-1 als Pflichtfunktion definiert ist, befindet sich TAF 5 noch in der Erprobungsphase (EMH METERING 2024). Eine entsprechende Standardisierung in der BSI-TR-03109-1 für TAF 5 steht noch aus. Für die Feldtests im Projekt wurde im SMGW eine TAF 7-Konfiguration vorgesehen (vgl. Kapitel 7.2.2).

Neben den dynamischen Strompreisen nutzt das KI-EMS Echtzeitdaten aus der GLT, Wetterprognosen, Lastprognosen und PV-Erzeugungsdaten, um Betriebszeiten in preisgünstige Zeitfenster zu verschieben. Der Algorithmus folgt dem Flexiciency-Prinzip (ECOFYS 2016), das technische Freiheitsgrade, Nutzerbedarfe und

Marktpreise synchronisiert. So werden beispielsweise Ladevorgänge verschoben, sofern der Ladebedarf und die Fahrzeugverfügbarkeit dies zulassen.

5.2 Berücksichtigung eines Steuersignals nach §14a EnWG

Im zweiten Use Case wird das im ersten Anwendungsfall entwickelte Konzept um die Berücksichtigung von Steuersignalen gemäß §14a EnWG erweitert (vgl. Kapitel 8 Labor- und Feldtests). Der Begriff „§14a-Steuersignal“ bzw. „§14a-Signal“ umfasst dabei grundsätzlich die Dimmung von SteuVE. Er wird synonym mit dem Begriff der „netzorientierten Steuerung“ verwendet. Dabei stehen den Netzbetreibern zwei Varianten zur Verfügung.

In der ersten Variante, der Ad-hoc-Steuerung, erfolgt die Steuerung bedarfsorientiert auf Basis von Echtzeitdaten aus einem Niederspannungs-Cockpit beim Verteilnetzbetreiber. Die maximale Zeitspanne zwischen der Netzzustandsberechnung im Niederspannungs-Cockpit und der Übergabe des Steuerbefehls an den MSB beträgt 5 Minuten. Die Reduzierung der Leistung muss sowohl geeignet als auch objektiv sein, was bedeutet, dass sie nur im notwendigen Umfang hinsichtlich Intensität und Dauer erfolgen darf. Zudem sollte eine Reduzierung nur in Betracht gezogen werden, wenn andere Ad-hoc-Maßnahmen nicht ausreichend sind. Darüber hinaus ist sicherzustellen, dass die Umsetzung diskriminierungsfrei erfolgt, d. h. dass alle SteuVE innerhalb eines Netzbereichs gleichmäßig „gedimmt“ werden bzw. keine SteuVE gegenüber einer anderen bevorzugt wird. Für die Umsetzung der Ad-hoc-Steuerung wurde die standardisierte BDEW-Web-API vorgesehen, wobei das Fraunhofer IEE einen speziellen Proxy-Service entwickelte, der diese Schnittstelle emuliert und so realitätsnahe Tests auch ohne Einbindung eines Netzbetreibers ermöglicht.

Die zweite Variante, die sogenannte präventive Steuerung mit statischen Leistungshüllkurven, wird angewendet, wenn eine netzorientierte Ad-hoc-Steuerung nicht möglich ist. Dieses Übergangsmodell ist bis zum 31.12.2028 für einen Zeitraum von maximal 24 Monaten je Netzbereich befristet. Die präventive Steuerung basiert auf einer rechnerischen Engpassprognose, die historische Netzzustandsdaten berücksichtigt. Der maximale Wirkleistungsbezug wird präventiv festgelegt, wobei Zeit, Anzahl und Dauer des Steuereingriffs berücksichtigt werden. Dies erfolgt in Form einer Leistungshüllkurve, die quartalsweise differenziert werden kann.

Im Projekt orientieren sich die Zeiträume der statischen Leistungshüllkurve an den Hochlastzeitfenstern der zeitvariablen Netzentgelte (Modul 3, §14a EnWG) unter der Annahme, dass die Preise für Netzentgelte dann am höchsten sind, wenn eine Verschiebung des Verbrauchs aufgrund möglicher Netzengpässe seitens der Netzbetreiber gewünscht ist. Diese Annahme konnte mit Netzbetreibern⁴ validiert werden, wobei darauf hingewiesen wurde, dass im Hochlastzeitfenster die einzelnen Anlagen nur für einen verkürzten Zeitraum von maximal 2 Stunden gedimmt werden dürfen. Ein längerer Zeitraum muss sich somit diskriminierungsfrei auf mehrere Anlagen verteilen. Zur Vereinfachung der Implementierung wurden die statischen Leistungshüllkurven direkt im KI-EMS hinterlegt (vgl. Kapitel 7.2.3).

In der Praxis erfolgt die Steuerung nach §14a EnWG für eine SteuVE durch den Netzbetreiber entweder präventiv oder ad hoc. Ein paralleler Einsatz beider Varianten ist nicht vorgesehen. Da die technischen Möglichkeiten des Netzbetreibers der §14a-Steuersignale im Vorfeld für das KI-EMS nicht bekannt sind, wurde der KI-Algorithmus jedoch auf beide Fälle trainiert.

⁴ U. a. im Rahmen der projektbegleitenden Expertengespräche

5.3 Vorgehen im Pilotprojekt

Das Pilotprojekt erstreckt sich über einen Zeitraum von neun Monaten (Juli 2024 bis März 2025) und verfolgt einen mehrstufigen Entwicklungsansatz, der Labor- und Feldversuche kombiniert. Wie in der Abbildung dargestellt, gliedert sich das Projekt in drei Hauptphasen: Die Konzeptionierung im Sommer 2024, die Erprobung des entwickelten Gesamtsystems im Herbst/Winter 2024 sowie die Aufbereitung und Übergabe der Ergebnisse im ersten Quartal 2025.

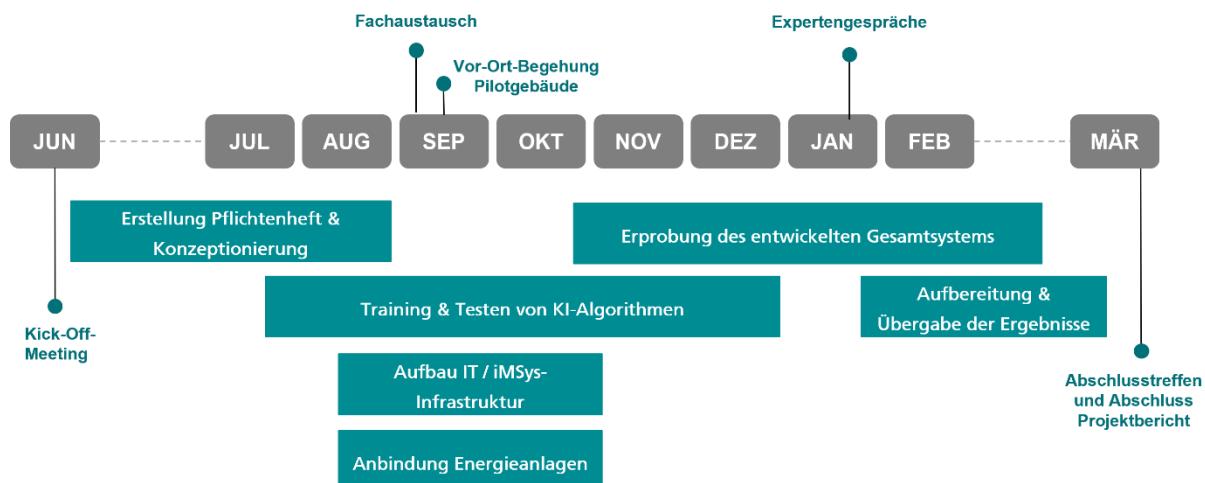


Abbildung 3: Zeit- und Meilensteinplan des dena SET Hub Piloten 4 (Quelle: Eigene Darstellung)

Aufgrund der hohen Komplexität und der kurzen Projektlaufzeit wurde ein agiles Projektmanagement in Anlehnung an die SCRUM-Methode implementiert. Die Entwicklung erfolgt in dreiwöchigen Sprints mit regelmäßigen Review-, Retrospektive- und Planungsmeetings. Dieser iterative Ansatz ermöglicht es, flexibel auf Herausforderungen zu reagieren und kontinuierlich Anpassungen vorzunehmen.

In der Konzeptionsphase wurden historische Betriebsdaten des Gebäudes und seiner energietechnischen Anlagen erfasst. Diese Datensätze bilden die Grundlage für das Training des KI-Algorithmus. Die Trainingsumgebung kombiniert reale und synthetische Daten, um verschiedene Betriebs- und Zukunftsszenarien zu simulieren. Der Aufbau der technischen Infrastruktur folgt einer Cloud-Edge-Architektur: Das KI-Training erfolgt auf Hochleistungsrechnern in der Cloud, während der optimierte Algorithmus später dezentral auf einer Edge-Computing-Einheit im Gebäude betrieben wird.

Die Anbindung der steuerbaren Anlagen erfolgt über standardisierte Schnittstellen der GLT. In der Erprobungsphase werden drei Testzyklen durchlaufen: Zunächst erfolgt die Validierung in der virtuellen Laborumgebung mit emulierten Anlagen. Anschließend wird das System schrittweise an reale Gebäudekomponenten gekoppelt, beginnend mit den Ladesäulen. In der finalen Testphase erfolgt die vollständige Integration aller steuerbaren Verbrauchs- und Erzeugungsanlagen.

6 Überblick Gesamtsystemarchitektur

Die Gesamtsystemarchitektur des Pilotprojekts integriert dezentrale Verbrauchs- und Erzeugungseinheiten über eine innovative Cloud-Edge-Infrastruktur, die sowohl marktliche als auch netzdienliche Signale verarbeitet. Im Zentrum steht ein KI-EMS, das über standardisierte Protokolle mit der GLT und dem iMSys+ kommuniziert.

Architekturkonzept

Die Architektur folgt einem **hierarchischen Aufbau** mit drei Hauptebenen:

- Die **Cloud-Ebene** umfasst die KI-Trainingsumgebung und Forecast-Services des Fraunhofer IEE sowie die Backend-Systeme des wettbewerblicher Messstellenbetreiber (wMSB).
- Die **Edge-Ebene** besteht aus dem KI-EMS und einem CLS-Adapter, die gemäß BSI TR-03109-5 die lokale Steuerungslogik umsetzen.
- Die **Feldebene** integriert die steuerbaren Anlagen (Wärmepumpen, Ladesäulen, PV) über die GLT mittels standardisierter Protokolle.

Die Architektur ermöglicht durch ihre modulare Struktur und die Verwendung etablierter Standards eine hohe Übertragbarkeit auf andere NWG. Die Integration des iMSys+ stellt dabei die sichere Übermittlung von Preis- und Steuersignalen sowie die Einhaltung regulatorischer Anforderungen sicher. Die zentralen Komponenten werden im Folgenden kurz eingeführt, die konkrete Ausgestaltung ist in Kapitel 6 „Technische Umsetzung“ beschrieben.

Gebäudeleittechnik: Als Herzstück der Gebäudeautomation konsolidiert die GLT sämtliche Datenpunkte und fungiert als zentrale Schnittstelle zwischen Nutzerinnen und Nutzern, Energieanlagen und KI-System. Sie ermöglicht ein umfassendes Monitoring und die Umsetzung der Steuerungsbefehle.

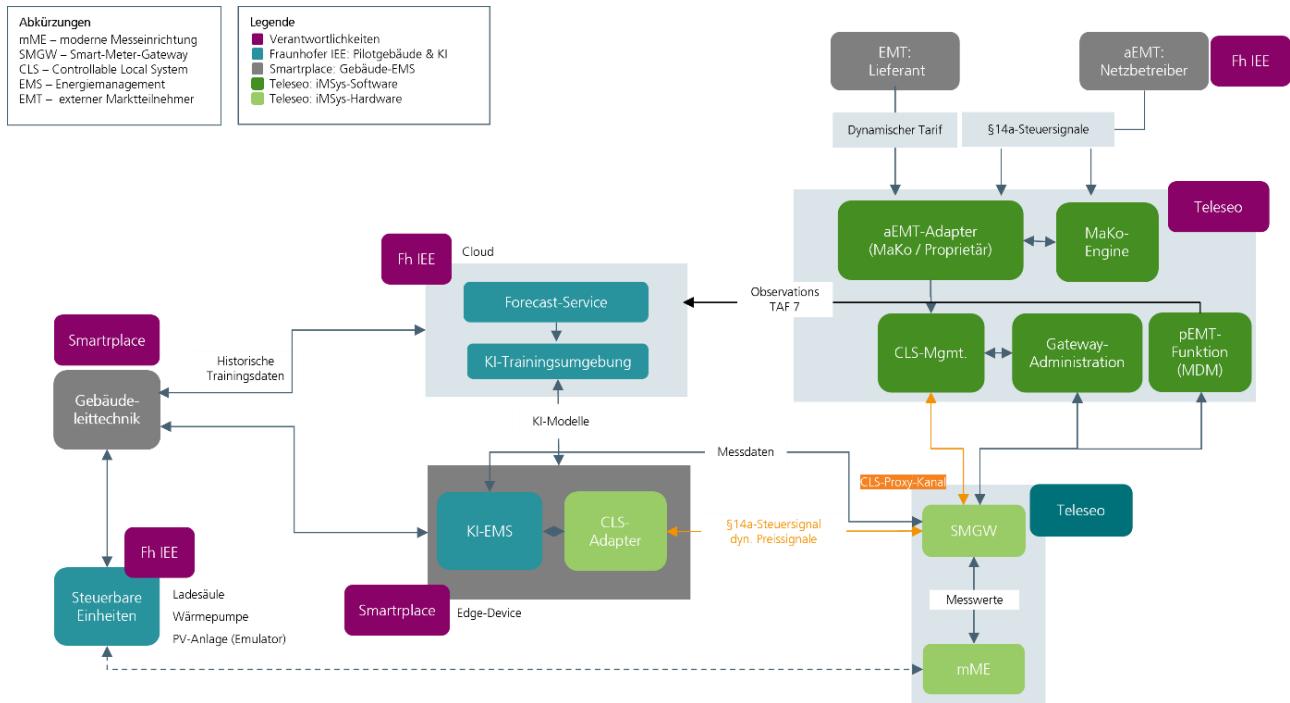


Abbildung 4: Die Gesamtsystemarchitektur des KI-EMS mit der GLT, iMSys+-Infrastruktur und den dazugehörigen Verantwortlichkeiten
(Quelle: Eigene Darstellung)

Dezentrale Energieanlagen: Integration folgender Energieanlagen über die GLT

- Eine leistungsstarke 220-kW-Wärmepumpe mit einem Pufferspeicher von 10 m³
- Zwei Forschungs-Ladesäulen (je 22 kW) dienen der Erprobung netzdienlicher Ladekonzepte
- Ein Software-Emulator simuliert die geplante PV-Anlage mit realitätsnahen Erzeugungsprofilen (24 kWp)

KI-Infrastruktur: Die KI-Komponenten sind auf mehrere Ebenen verteilt:

- Die Cloud-basierte Trainingsumgebung ermöglicht die risikofreie Entwicklung der Algorithmen
- Ein Prognosedienst liefert Wärmebedarfs- und PV-Erzeugungsvorhersagen für eine vorausschauende Betriebsführung
- Die Edge-Komponente führt den trainierten KI-Agenten aus und optimiert den Anlagenbetrieb in Echtzeit

Intelligentes Messsystem: Die iMSys+-Infrastruktur mit SMGWs, CLS-Adaptoren und Backend-Systemen gewährleistet die sichere Kommunikation zwischen allen Komponenten und erfüllt dabei die regulatorischen Anforderungen. Die modulare Struktur und die Verwendung etablierter Standards ermöglichen eine hohe Übertragbarkeit dieser Architektur auf andere NWG, während das iMSys+ die sichere Integration in den Energiemarkt sowie das Stromnetz sicherstellt.

Exkurs Intelligente Mess- und Steuersysteme

Ein iMSys besteht aus einer modernen Messeinrichtung (mME, digitaler Zähler) in Kombination mit einem SMGW, dass die sichere Kommunikation und Datenübertragung von Messwerten gewährleistet. Der CLS-Kommunikationsadapter (Controllable Local System) ermöglicht die standardisierte und sichere Anbindung und Steuerung von steuerbaren Verbrauchseinrichtungen über das SMGW und den sogenannten CLS-Proxy-Kanal. CLS-Kommunikationsadapter treten am Markt in verschiedenen Formen auf, u. a. mit digitaler Schnittstelle (EEBUS) und/oder mit analoger Schnittstelle (Relais). Je nach Hersteller ist der CLS-Kommunikationsadapter auch als FNN-Steuerbox, CLS-Mehrwertmodul oder CLS-Edge-Computing Device bekannt. Die Kombination von intelligentem Messsystem und CLS-Kommunikationsadapter wird in diesem Bericht als iMSys+ bezeichnet.

Externe Marktteilnehmer (EMT) sind Akteure wie Stromlieferanten oder Netzbetreiber. Aktive EMT können über den CLS-Proxy-Kanal Steuersignale und Tarifinformationen an die Endgeräte senden, während passive EMT lediglich Messdaten empfangen.

Der aEMT-Adapter bzw. die Marktkommunikations-Engine verarbeitet die Kommunikation zwischen den externen Marktteilnehmern und dem iMSys+. Sie übersetzt Preis- und Steuersignale in das erforderliche Format für die Übertragung über den CLS-Proxy-Kanal. Das CLS-Management koordiniert die Steuerung und Verwaltung der angeschlossenen CLS-Geräte. Die Gateway-Administration (GWA) ist für die sichere Konfiguration und den Betrieb der SMGWs zuständig. Das Meter-Data-Management (MDM) speichert und verarbeitet die abrechnungsrelevanten Messwerte und stellt diese über standardisierte Schnittstellen den berechtigten Marktteilnehmern zur Verfügung.

7 Technische Umsetzung

Das folgende Kapitel beschreibt die zentralen Elemente und Prozesse, die für die Implementierung des KI-EMS entwickelt wurden. Dies umfasst im ersten Schritt die Integration der Energieanlagen in die GLT (Kapitel 7.1), die Installation der iMSys+-Hardware (Kapitel 7.2.1), die sichere Integration dynamischer Strompreise und netzorientierter Steuersignale nach §14a EnWG sowie die dazugehörigen Erweiterungen der Backend-Systeme des involvierten wMSB (vgl. Kapitel 7.2.2 und 7.2.3). Ein weiterer Schwerpunkt liegt auf der Entwicklung und Implementierung der KI-Algorithmen, einschließlich RL-Methoden, die in einer Trainingsumgebung entwickelt und für den Einsatz auf Edge-Devices optimiert wurden (Kapitel 7.3.). Die Umsetzung basiert auf einer Cloud-Edge-Architektur, die eine sichere Kommunikation zwischen den Systemkomponenten über das SMGW und den CLS-Kommunikationsadapter ermöglicht. Anhand dynamischer Preissignale und lokaler Stromerzeugung übernimmt der KI-Agent die optimierte Steuerung flexibler Energieanlagen. Die spezifische Infrastruktur mit den dazugehörigen technischen Schnittstellen des Pilotstandorts im Vergleich zu alternativen Implementierungen wird im Unterkapitel 7.2.4 detailliert beschrieben.

7.1 Pilotstandort

Das Kapitel beschreibt die technische Infrastruktur und Systemintegration am Pilotstandort des Fraunhofer IEE in Kassel. Wie in der Abbildung dargestellt, umfasst die Energieversorgungsstruktur des Gebäudes mehrere steuerbare Komponenten, die über die GLT zentral überwacht und gesteuert werden: eine Wärmepumpe mit Pufferspeicher, Ladesäulen für Elektrofahrzeuge sowie eine geplante PV-Anlage. Die iMSys-Hardware plus Steuereinrichtung sowie das KI-EMS-Edge-Device sind dabei in der Heizzentrale neben der Wärmepumpe installiert. Die GLT von Siemens und Smartrplace fungiert als zentrales Nervensystem und integriert die verschiedenen Automationssysteme. Sie stellt die Schnittstelle zwischen den Energieanlagen und dem KI-Agenten dar. Die beiden F&E-Ladesäulen wurden im Projekt modernisiert und über eine Virtual Private Network (VPN)-Verbindung in die GLT eingebunden. Das Herzstück der Wärmeversorgung bildet eine Viessmann-Wärmepumpe mit Pufferspeicher, ergänzt durch Gasthermen für Spitzenlasten. Zur Erprobung und Validierung der KI-Steuerungsalgorithmen kommt ergänzend das virtuelle Labor als Simulationsumgebung zum Einsatz. Diese Software-basierte Testumgebung ermöglicht es, das Verhalten der Ladesäulen und der geplanten PV-Anlage zu emulieren und die Steuerungsstrategien unter realitätsnahen Bedingungen zu erproben, bevor sie im realen Gebäude implementiert werden.

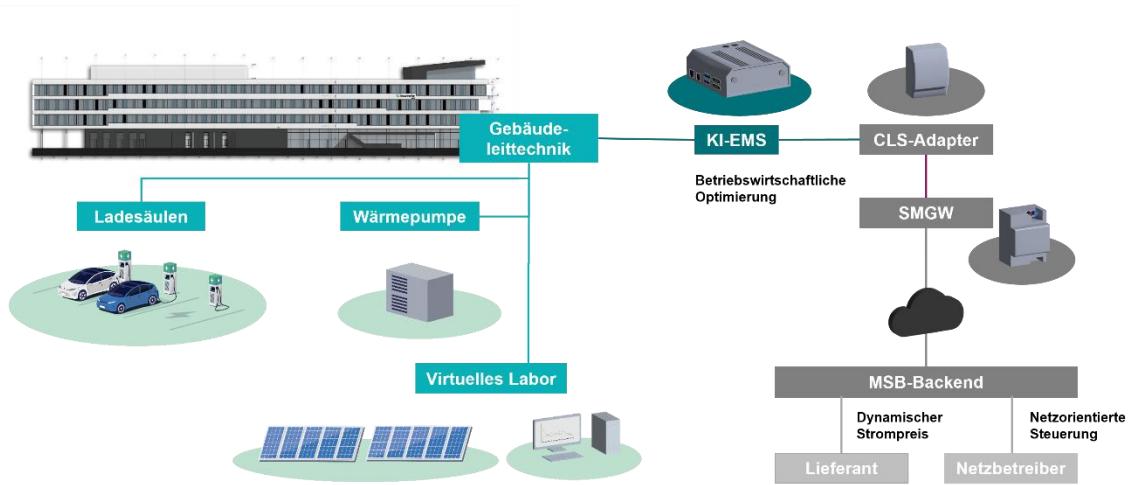


Abbildung 5: Gesamtarchitektur der Umsetzung im finalen Ausbaustadium (Quelle: Eigene Abbildung)

7.1.1 Gebäudeleittechnik

Die GLT von Smartrplace fungiert als zentrale Steuer- und Überwachungseinheit des Pilotgebäudes und integriert zwei wesentliche Automationssysteme: Das BACnet-System für Heizung, Lüftung und Klima (HLK) sowie das KNX-System für Beleuchtung und Verschaltung. Die GLT basiert auf dem Open-Source-Betriebssystem OGEMA und ermöglicht ein übergreifendes Monitoring aller Messdaten aus beiden Bereichen der Gebäudeautomation.

Im Rahmen des Pilotprojekts wurden für das KI-EMS ausschließlich ausgewählte Datenpunkte aus der GLT genutzt. Konkret handelte es sich um die Soll-Innentemperatur, die Ist-Innentemperatur sowie die Außen-temperatur, die jeweils über die GLT erfasst und dem KI-Algorithmus bereitgestellt wurden. Zusätzlich wurde die Vorlauftemperatur im Pufferspeicher als weiterer zentraler Parameter berücksichtigt. Weitere theoretisch relevante Datenquellen wie beispielsweise Anwesenheitssensoren waren im Systemkonzept zwar vorgesehen, kamen im praktischen Betrieb des Piloten jedoch nicht zum Einsatz.

Die GLT fungierte darüber hinaus als zentrale Kommunikationsschnittstelle zwischen dem KI-Agenten und den steuerbaren Energieanlagen. Über eine bidirektionale digitale Schnittstelle konnten sowohl Messdaten als auch Steuerbefehle ausgetauscht werden. Die Erfassung der elektrischen Wirkleistung der Wärmepumpe erfolgte über die Home Area Network (HAN)-Schnittstelle des SMGW und wurde in die GLT integriert. Bei dieser Schnittstelle handelt es sich um eine herstellerindividuelle, nicht standardisierte Schnittstelle, die beim eingeübten SMGW vorlag. Dies ermöglichte eine kontinuierliche Überwachung des Stromverbrauchs der Wärmepumpe in Echtzeit. In umgekehrter Richtung empfing die GLT Steueranweisungen vom KI-Agenten und setzte diese in konkrete Sollwertbefehle für die angebundenen Anlagen um. Die Kommunikation mit den verschiedenen technischen Komponenten erfolgte dabei über gängige Protokolle wie das Open Charge Point Protocol (OCPP) für die Ladesäulen und Modbus TCP für den PV-Emulator.

Eine webbasierte Nutzeroberfläche der GLT ermöglicht die grafische Auswertung der Testläufe und stellt Echtzeitdaten sowie historische Verläufe übersichtlich dar. Diese Visualisierung ist besonders wichtig für die Validierung der KI-Steuerungsstrategien und die Dokumentation der Projektergebnisse.

7.1.2 Ladesäulen

Der Pilotstandort verfügt über zwei Forschungs- und Entwicklungs-Ladestationen (F&E) mit jeweils 22 kW Ladeleistung, die im Rahmen des Projekts modernisiert wurden. Bei der Auswahl der neuen Wallboxen stehen insbesondere die Konnektivität und Zukunftsfähigkeit im Fokus. Die Ladestationen verfügen über umfangreiche Kommunikationsschnittstellen (OCPP, REST-API, Modbus-TCP und/oder EEBUS) sowie Kompatibilität mit verschiedenen EMS. Aufgrund der exponierten Lage der Ladesäulen wurde für die Anbindung an die GLT eine VPN-Verbindung über mobile Daten (LTE-Router) realisiert, da die Verlegung eines Netzwerkkabels wirtschaftlich nicht darstellbar war.

Der institutseigene Parkplatz mit 26 Ladestationen (22 kW) und einer Schnellladesäule wurde bewusst nicht in das Projekt einbezogen, da diese Infrastruktur zentral über ein anderes Fraunhofer-Institut und einen separaten Energieversorger betrieben wird und eine Kopplung mit der GLT am Institut als unrealistisch eingestuft worden ist.

7.1.3 Wärmepumpe

Die Wärmeversorgung des Pilotstandorts basiert auf einer Viessmann-Wärmepumpe mit einer thermischen Gesamtleistung von 220 kW, die über zwei separat schaltbare Verdichterstufen (je 110 kW) verfügt. Ein 10 m³ großer Wärmespeicher dient als thermischer Puffer und ermöglicht die zeitliche Entkopplung von Wärmeerzeugung und -verbrauch. Für Spitzenlasten stehen sechs kaskadierte Gasthermen mit einer Gesamtleistung von 600 kW zur Verfügung.

Eine Besonderheit des Systems ist die Integration eines Eisspeichers als innovative Umgebungswärmequelle für die Wärmepumpe – vergleichbar mit dem Erdreich bei einer Erdwärmepumpe. Das Rechenzentrum liefert mit seiner Abwärme thermische Energie zur Regeneration des Eisspeichers. Sofern dort keine Wärmeabnahme möglich ist, wird dieses über einen separaten Kreislauf mit Rückkühlern (260 kW) und einem 2 m³ großen Kältepufferspeicher gekühlt. Im Rahmen des Projekts und im Sinne der Übertragbarkeit liegt der Fokus jedoch ausschließlich auf der Optimierung der Wärmepumpe in Kombination mit dem Pufferspeicher und den Spitzenlastthermen.

COP-Kennlinie der Wärmepumpe in Abhängigkeit der Vorlauftemperatur

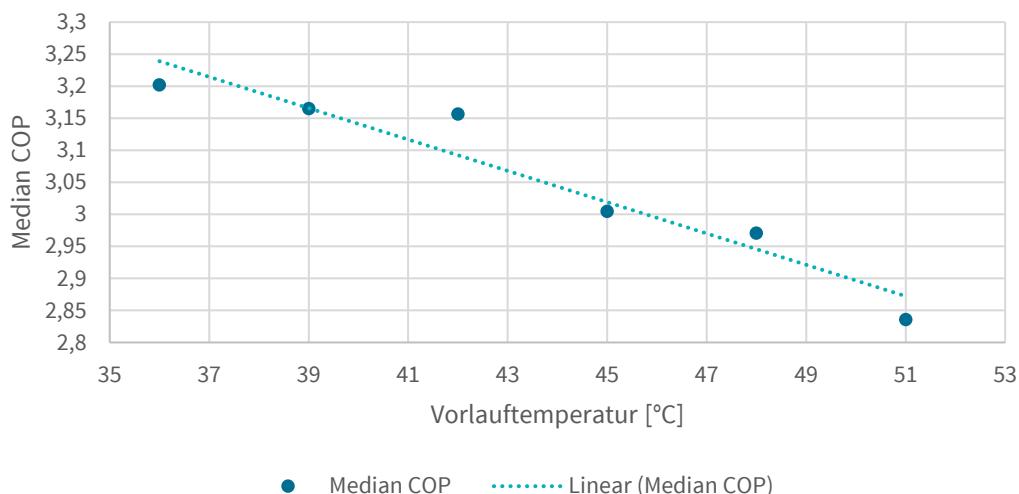


Abbildung 6: Leistungszahl der Wärmepumpe (Coefficient of Performance, COP) in Abhängigkeit der Vorlauftemperatur (Quelle: Eigene Darstellung)⁵

Die Ansteuerung der Wärmepumpe erfolgt indirekt über zwei Stellhebel: die Anpassung der Soll-Vorlauftemperatur des Pufferspeichers oder die Modifikation der Soll-Raumtemperaturen. Eine zentrale Herausforderung stellen die häufigen Taktvorgänge der zweistufigen Wärmepumpe dar. Um diese zu reduzieren, wurden zwei Strategien entwickelt:

1. Erhöhung der Vorlauftemperatur in Niedrigpreisphasen, was jedoch einen größeren Temperaturhub und damit eine Verschlechterung der Leistungszahl bzw. des Coefficient of Performance (COP) zur Folge hat (vgl. Abbildung 6)
2. Optimierung der Aufheizzeiten basierend auf Wärmebedarfsprognosen

Der KI-Agent muss in seiner Optimierungsstrategie verschiedene Faktoren gegeneinander abwägen: Er soll die Anzahl der Schaltvorgänge minimieren, um die Lebensdauer der Komponenten zu verlängern, während er gleichzeitig Effizienzverluste und Betriebskosten berücksichtigt. Dies geschieht unter Berücksichtigung dynamischer Tarife und zeitvariabler Netzentgelte.

7.1.4 Virtuelles Labor

Das virtuelle Labor des Fraunhofer IEE als Simulationsumgebung dient als Software-basierte Testumgebung für die Erprobung des KI-Agenten unter realitätsnahen Bedingungen. Im Gegensatz zur Trainingsumgebung, die primär dem Training des neuronalen Netzes dient, emuliert das virtuelle Labor das physikalische Verhalten realer Energieanlagen in Echtzeit. Die Emulatoren stellen dabei sowohl Messwerte als auch die Möglichkeit zur Ansteuerung über standardisierte Modbus TCP/IP-Schnittstellen bereit.

⁵ Die Leistungszahl (COP) beschreibt die Effizienz einer Wärmepumpe: Bei einer Vorlauftemperatur von 45 °C erzeugt die Wärmepumpe für jede Einheit elektrischer Energie, die sie verbraucht, drei Einheiten Wärmeenergie, was bedeutet, dass sie mit einem Verhältnis von 3:1 arbeitet.

Die Emulatoren werden über die Modbus-Schnittstelle nahtlos in die bestehende GLT integriert, wodurch sie aus Sicht des KI-Agenten wie reale Anlagen erscheinen. Dies ermöglicht insbesondere bei den Ladesäulenemulatoren realitätsnahe Tests der Steuerungsalgorithmen, ohne dass physische E-Fahrzeuge bewegt oder angeschlossen werden müssen. Die Emulatoren bilden dabei das komplette Ladeverhalten inklusive Ankunfts- und Abfahrtszeiten sowie Ladebedarfe basierend auf definierten Nutzerinnen- und Nutzerprofilen ab.

Neben den Ladesäulenemulatoren wurde das virtuelle Labor um einen Emulator für PV-Anlagen (PV-Anlagen-Emulator) erweitert, der die geplante reale PV-Anlage des Instituts simuliert. Die ursprünglich für die Installation vorgesehene Leistung von 280 kW⁶ wurde jedoch auf 24 kWp reduziert, um die Übertragbarkeit auf andere Standorte von NWG zu gewährleisten. Dieser Emulator ermöglicht es, die Eigenstromoptimierung bereits vor der Installation der physischen Anlage zu testen. Perspektivisch ist zudem die Integration eines Wärmepumpen-Emulators nach Projektabschluss vorgesehen, um das thermische Verhalten des Gebäudes noch präziser abzubilden. Die modulare Architektur des virtuellen Labors erlaubt eine flexible Kombination aus realen und emulierten Anlagen, wodurch verschiedene Szenarien und Randbedingungen systematisch getestet werden können.

7.2 Mess- und Steuerungsinfrastruktur

Das iMSys+ bildet die technologische Grundlage für eine datengestützte Steuerung und Optimierung des Energieverbrauchs im Pilotgebäude. Es besteht aus einer Kombination von Mess-, Kommunikations- und Steuerungstechnologien, die eine sichere und standardisierte Erfassung sowie Übertragung von energiewirtschaftlich relevanten Daten und Steuervorgängen ermöglichen. Zentraler Bestandteil dieser Infrastruktur ist das SMGW sowie die dazugehörige Steuereinrichtung, mithilfe derer eine bidirektionale Kommunikation zwischen den Messstellen, dem Edge-Device und externen Marktakteuren gewährleistet wird. Die nachfolgenden Abschnitte erläutern die technischen Komponenten sowie die Integration dynamischer Strompreise und netzorientierter Steuerungsmechanismen im Detail.

7.2.1 Messkonzept und Hardware-Installation

Die Anzahl und Position der energiewirtschaftlich relevanten Messstellen – sogenannte Messlokationen – werden im Messkonzept zwischen Anschlussnutzerinnen bzw. -nutzern und Netzbetreiber abgestimmt. Eine Messlokation bezeichnet den Ort, an dem Energie physikalisch gemessen wird, meist durch einen Stromzähler, und umfasst alle technischen Einrichtungen zur Erfassung und Übermittlung der Messwerte. Aus den an den Messlokationen erfassten Messwerten werden Zeitreihen abgeleitet, die als Marktlokationen bezeichnet werden. Eine Marktlokation steht für den bilanziellen Ort, an dem Energie erzeugt oder verbraucht und damit kaufmännisch abgerechnet wird; sie ist ein rein abrechnungstechnisches Konstrukt, das die Zuordnung von Energiemengen zu Marktprozessen ermöglicht. Das Messkonzept beinhaltet einen Stromlinienplan, der die Positionen der Messstellen grafisch darstellt, sowie die Berechnungsformeln, nach denen die Messwerte den jeweiligen Marktlokationen zugeordnet werden. Die Festlegung der konkreten Standorte der Messstellen obliegt dem Netzbetreiber.

⁶ Die PV-Anlage nutzt neben der Dachfläche des Institutsgebäudes und der Labore auch die dahinterliegende Freifläche.

Für die Pilottests wurde das §14a EnWG Modul 3 mit zeitvariablen Netzentgelten gewählt. Der Strombezug der gesteuerten Verbrauchseinrichtungen muss mit einem iMSys erfasst und über eine Marktlokation an den Lieferanten übermittelt werden.

Diese Anforderungen wurden gemäß Abbildung 7 im Messkonzept umgesetzt. Die räumliche Trennung von Wärmepumpe und Ladesäulen erforderte die Einrichtung separater Messstellen. Zusätzlich ist der Einsatzbereich des KI-gestützten EMS-Edge-Devices im Messkonzept verzeichnet.

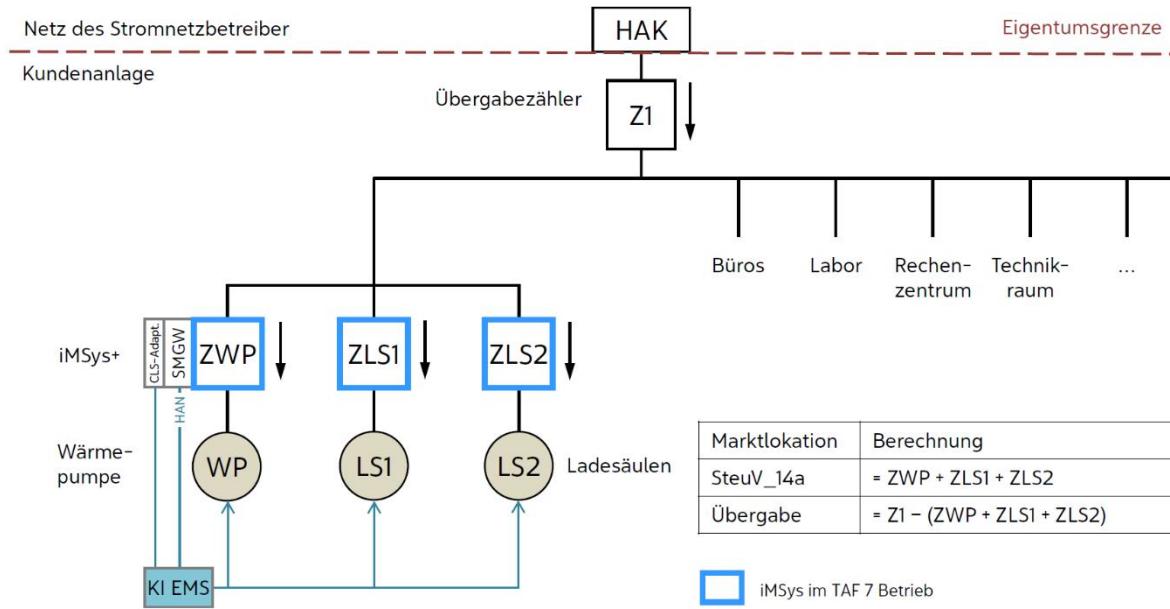


Abbildung 7: Messkonzept am Fraunhofer IEE-Gebäude für die KI-EMS-Edge-Device-Pilotierung. Erläuterungen zu den Abkürzungen:
ZWP – Zähler der Wärmepumpe, ZLS – Zähler Ladesäulen, HAK – Hauptanschlusskasten (Quelle: Eigene Abbildung)

Im Zählerschrank der Heizzentrale, der sich in unmittelbarer Nähe der Wärmepumpe des Pilotgebäudes befindet, wurde eine komplexe Informations- und Kommunikations-Technologie-Infrastruktur (IKT-Infrastruktur) installiert. Im Zentrum dieser Infrastruktur steht das SMGW der Firma EMH metering. Dieses kommuniziert an der WAN-Schnittstelle über eine abgesetzte Mobilfunkantenne per LTE mit den Backend-Systemen des wMSB Teleseo. An die CLS-Schnittstelle des SMGW ist ein CLS-Kommunikationsadapter der EFR GmbH angeschlossen, der die Anbindung an das Edge-Computing-Device herstellt, auf dem der KI-basierte Steuerungsalgorithmus ausgeführt wird.

Zur genauen Erfassung der von der Wärmepumpe bezogenen elektrischen Wirkarbeit wurden Stromwandler an den drei Phasenleitern installiert. Diese messen die Ströme, die dann in einem geeichten Wandlerzähler von Iskraemeco erfasst werden. Die Datenübertragung erfolgt über die standardisierten Local Metrological Network (LMN)-Schnittstelle zum SMGW, wobei der Wandlerfaktor für die Umrechnung der Rohsignale in den nachgeschalteten Systemen berücksichtigt wird. Das Edge-Device liest über die HAN-Schnittstelle des SMGW die Zahlenwerte aus dem Wandlerzähler in Echtzeit aus. Diese werden im Edge-Device mit dem Wandlerfaktor korrigiert und für die Echtzeitoptimierung verwendet.

Parallel dazu wurde im Anschlusskasten der beiden F&E-Ladesäulen je ein direkt messender Stromzähler in Hutschienenausführung von EMH metering zur Erfassung der aufgenommenen elektrischen Wirkarbeit pro

Ladesäule installiert. Die Stromzähler sind zur Fernauslesung über den Local Metrological Network (LMN)-Bus an ein im Anschlusskasten installiertes SMGW von EMH metering angeschlossen und bilden somit jeweils ein iMSys. Das SMGW kommuniziert ebenfalls über eine Mobilfunkverbindung mit den Backend-Systemen des wMSB im Projekt. Hierzu ist am SMGW eine Mobilfunkantenne angeschlossen worden, die zur Erzielung der erforderlichen Signalstärke auf der Oberseite des Anschlusskastens montiert wurde.

Weiterhin wurde im Anschlusskasten ein industrietauglicher LTE-Router mit VPN-Funktionalität installiert. Dieser Router ermöglicht eine sichere Übertragung der Messdaten an die GLT, da vor Ort keine kabelgebundene Ethernet Verbindung zur Verfügung steht.

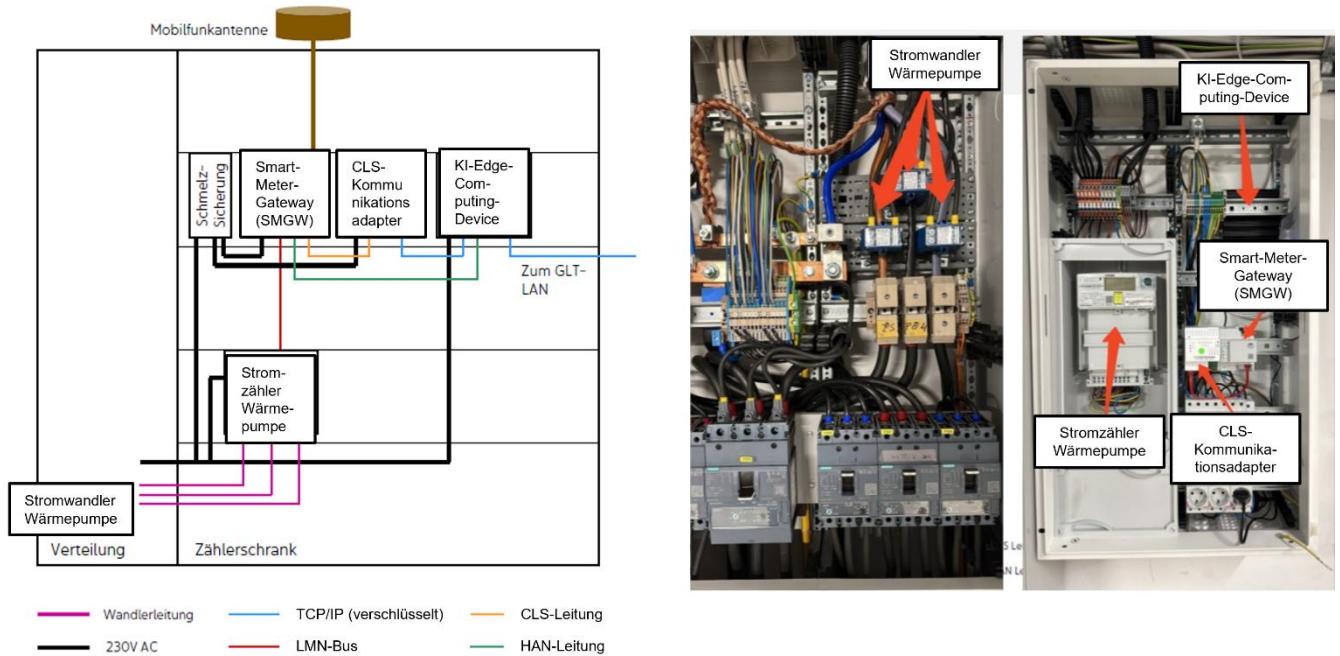


Abbildung 8: Mess- und Steuerplatz im Schaltschrank der Heizzentrale am Fraunhofer IEE (Quelle: Eigene Abbildung)

Exkurs Schnittstellen des Smart-Meter-Gateways (SMGW)

Das Smart Meter Gateway (SMGW) verfügt über mehrere Schnittstellen, die eine sichere und effiziente Kommunikation zwischen verschiedenen Komponenten des intelligenten Messsystems ermöglichen. Die HAN-Schnittstelle (Home Area Network) verbindet das SMGW mit dem Heimnetz des Verbrauchers und ist in zwei Bereiche unterteilt: HAN-CON und HAN-CLS. Die HAN-CON-Schnittstelle ermöglicht es Service-technikern und Servicetechnikerinnen, wichtige Informationen über den Systemzustand des SMGW abzurufen, und bietet Verbrauchern vor Ort die Möglichkeit, ihre Verbrauchs- und Einspeisewerte einzusehen. Dazu wurde im Dezember 2024 vom BSI eine einheitliche Web-Schnittstelle definiert (BSI 2024c). Die HAN-CLS-Schnittstelle (Controllable Local System) dient der Kommunikation mit steuerbaren Geräten wie intelligenten Haushaltsgeräten, Ladestationen für Elektrofahrzeuge oder PV-Anlagen.

Die LMN-Schnittstelle (Local Metrological Network) verbindet das SMGW mit den angeschlossenen Zählern für Strom, Gas, Wasser und Wärme. Diese Technologie ermöglicht 1:n-Installationen, bei denen mehrere Zähler mit einem einzigen SMGW verbunden werden können, was besonders in Mehrfamilienhäusern oder gewerblichen Objekten von Vorteil ist.

Die WAN-Schnittstelle (Wide Area Network) stellt die Verbindung des SMGW zur Außenwelt her. Über diese Schnittstelle werden Daten mit externen Marktteilnehmern und dem SMGW-Administrator ausgetauscht. Die Kommunikation über das WAN erfolgt verschlüsselt und unter strengen Sicherheitsauflagen, um die Integrität und Vertraulichkeit der übertragenen Daten zu gewährleisten (BSI 2025b).



Abbildung 9: Überblick über die verschiedenen Kommunikationsschnittstellen des SMGW (BSI 2025b).

7.2.2 Integration der dynamischen Strompreise

Heutige Prosumer-Layouts mit EMS und dynamischen Strompreisen sehen die Bereitstellung der Tarifinformationen im EMS über eine Webschnittstelle zwischen EMS und Lieferant vor, wobei diese Webschnittstelle des Lieferanten meist proprietär ist. Im Rahmen des Projekts wurde ein Ansatz zur Übertragung der Tarifinformationen entwickelt, der die sichere Infrastruktur der iMSys sowie die Backend-Systeme des wMSB nutzt. Zunächst werden die Tarifinformationen vom Lieferanten (1) an den MSB übermittelt (2) und dann über den CLS-Kommunikationsadapter an das EMS weitergegeben (3). Dieser Übermittlungsweg ist über die Mako massentauglich und interoperabel ausgestaltet. Somit sind Eigentümerinnen und Eigentümer eines EMS bei

der Wahl des Lieferanten für einen dynamischen Tarif nicht mehr auf die Stromlieferanten beschränkt, die von seinem EMS unterstützt werden. Weiterhin ist die Einführung von zeitvariablen Netzentgelten nach Modul 3 des §14a EnWG ab April 2025 aus KI-Agenten-Sicht mitberücksichtigt. Dieser könnte zukünftig als zusätzlicher Bestandteil eines dynamischen Tarifs vom Lieferanten mit übertragen werden. Für den KI-Agenten stellen die zeitvariablen Netzentgelte neben dem dynamischen Stromtarif des Lieferanten die wesentliche operative Eingangsgröße dar, die in die Optimierungsentscheidung einfließt.

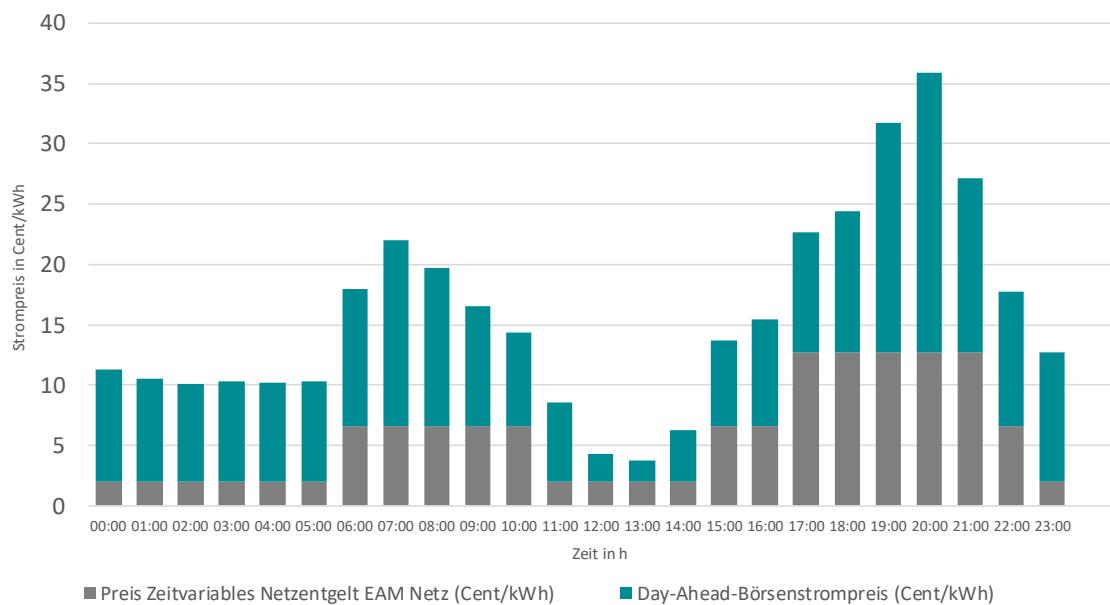
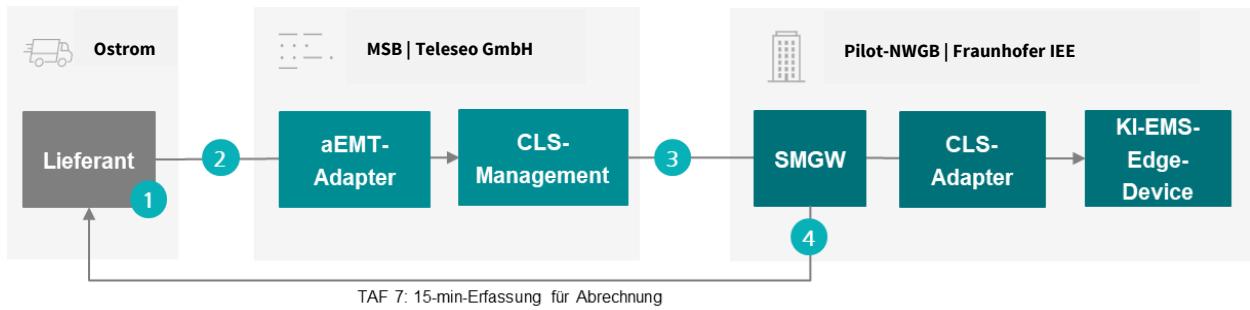


Abbildung 10: Beispielhafter Tagesverlauf des dynamischen Strompreises, gebildet aus dem zeitvariablen Netzentgelt der EAM Netz und dem dynamischen Lieferantentarif auf Basis des Day-Ahead-Börsenstrompreises. (Quelle: Eigene Abbildung)

Der trainierte RL-Agent auf dem KI-EMS-Edge-Device analysiert die übermittelten Preisinformationen und optimiert den Einsatz der flexiblen Energieanlagen sowohl im virtuellen Labor als auch im Pilotgebäude. Die Tarifierung erfolgt im SMGW über den TAF 7, bei dem Viertelstundenwerte als Zählerstandsgang aufgezeichnet und am Folgetag an die Marktteilnehmer versendet werden⁷.

Die Steuerbefehle, die auf den Ergebnissen des KI-Systems basieren, werden an die GLT übermittelt. Diese Befehle sind zusätzlich in einem Backend-Chart der GLT sowie des KI-EMS-Edge-Devices abrufbar. Es ist anzumerken, dass der Lieferant für dynamische Tarife im Rahmen des Projekts bislang keine zeitvariablen Netzentgelte übermittelnen konnte. Daher wurden diese Informationen direkt vor Ort am KI-Edge-Device zusätzlich fest hinterlegt.

⁷ Mit der MaKo-Reform und der MaBiS-Novelle (BNetzA-Beschluss BK6-24-174) ist ab dem 6. Juni 2025 für Marktlokationen mit iMSys eine synchrone, viertelstundenscharfe Bilanzierung auf Basis von Messwerten verpflichtend. Die bisherige Praxis der Übermittlung der Viertelstundenwerte am Folgetag („Postday“) wird durch eine zeitnahe, synchrone Bereitstellung und zentrale Aggregation der Messwerte (u. a. über den MaBiS-Hub) abgelöst.

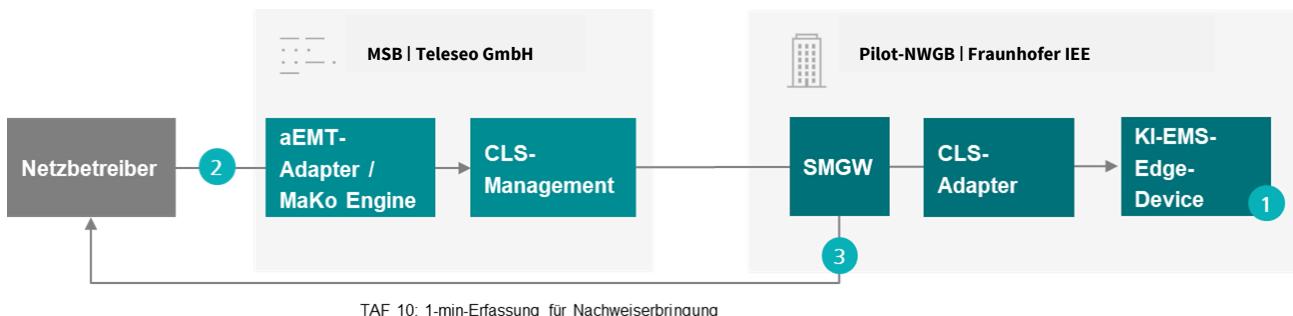


- 1 Ermittlung dynamischer Strompreise beim Lieferanten auf Basis von EPEX-Spotpreisen
- 2 Abrufen des Strompreises über Web-API (ein Preis pro Stunde/15 Min, Abruf für den Folgetag bis 18:00 Uhr am Vortag)
- 3 Bereitstellung der zeitabhängigen Strompreise über CLS-Proxy-Kanal bis ins EMS
- 4 Tarifierung nach TAF 7

Abbildung 11: Umgesetzte Übermittlung von dynamischen Strompreis-Informationen vom Lieferanten bis zum RL-Agenten auf dem Edge-Device (Quelle: Eigene Abbildung)

7.2.3 Umsetzung der netzorientierten Steuerung

Die **technische Umsetzung** einer vom Netzbetreiber initiierten Steuerung gemäß §14a EnWG (vgl. Kapitel 4.2.1) erfolgte im Projekt in drei Schritten, die in Abbildung 12 dargestellt sind.



- 1 Hinterlegung der statischen Leistungshüllkurven direkt im KI-EMS-Edge-Device, zukünftig über AS4 („langsame“ MaKo)
- 2 Übermittlung der ad-hoc §14a-Signal über BDEW-Web-API („schnelle“ MaKo) über den MSB und CLS-Proxy-Kanal bis ins KI-EMS-Edge-Device
- 3 Nachweis über die Umsetzung der §14a-Signale über die Tarifierung nach TAF 10 (§14a EnWG-Zähler)

Abbildung 12: Umgesetzte Übermittlung eines §14a-Signals vom simulierten Netzbetreiber bis in die KI-Edge-Komponente (Quelle: Eigene Abbildung)

Die präventiven §14a-Signale (vgl. Kapitel 5.2) sollen als statische Leistungshüllkurven über die Applicability Statement 4 (AS4)-Marktkommunikation („langsame“ MaKo) an den aEMT-Adapter des MSB übermittelt werden. Diese Hüllkurven basieren auf historischen Netzzustandsdaten und Engpassprognosen des Verteilnetzbetreibers, die quartalsweise differenzierte Wirkleistungsgrenzwerte definieren. Die anzulegende Leistungsbegrenzung wird dabei durch den Netzbetreiber über eine rechnerische Engpassanalyse ermittelt. Da im Projekt kein Netzbetreiber involviert war, orientieren sich die Zeitfenster der §14a-Leistungshüllkurve an den veröffentlichten Hochlastphasen der zeitvariablen Netzentgelte nach Modul 3 des §14a EnWG, die mit den prognostizierten Netzengpasszeiten korrelieren. Im Projekt wurde aufgrund der im Projekt verwendeten

Smart-Metering-Test-PKI (Public Key Infrastructure) eine produktionsunabhängige Lösung implementiert: Statt der regulären AS4-Marktkommunikation („langsame MaKo“) erfolgte die Hinterlegung synthetischer §14a-Signale via CSV-Dateien direkt auf der KI-Edge-Komponente (1). Um die AS4-Marktkommunikation zu nutzen, hätte ein Betrieb in der Smart-Metering-Wirk-PKI mit eigener zusätzlicher Marktlokation stattfinden müssen.

Die Umsetzung des Ad-hoc-Steuersignals wurde durch einen synthetischen **BDEW-Web-API-Proxy** realisiert, der die kurativen Steuersignale des Netzbetreibers emuliert und in Echtzeit an das KI-gestützte EMS⁸ überträgt. Dieser vom Fraunhofer IEE entwickelte Proxy-Service bildet die standardisierte BDEW-Web-API für die „schnelle MaKo“ nach und ermöglicht das Versenden synthetischer Steuerbefehle (2). Diese Signale wurden über einen Transport Layer Security (TLS)-gesicherten Kommunikationskanal übertragen, der die Anforderungen der BSI TR 03109-5 erfüllt: Der CLS-Kommunikationsadapter baut dabei eine Ende-zu-Ende-verschlüsselte Verbindung zwischen dem SMGW und der Edge-Komponente des KI-EMS auf, wobei das SMGW als TLS-Proxy fungiert. Zur Nachweiserbringung können die Messwerte entweder direkt über einen separaten §14a-Zähler im SMGW und/oder in der Steuerbox geloggt werden, alternativ ist auch ein Logging in TAF 10-Auflösung im Backend des MSB möglich (3) (VDE FNN 2024).

Die netzorientierte Steuerung wird durch ein **zweistufiges Sicherheitskonzept** abgesichert: Der RL-Agent integriert die dynamischen Obergrenzen in seinen Optimierungsprozess, indem er die verfügbare Gesamtleistung auf die steuerbaren Verbrauchseinrichtungen verteilt. Für den Fall, dass der KI-Agent präventive und Ad-hoc-§14a-Steuersignale nicht erkennt, greift ein regelbasierter Fallback-Algorithmus ein.

Exkurs Smart-Meter-PKI (Public Key Infrastructure)

Die Smart Metering Public Key Infrastructure (SM-PKI) ist eine zentrale Sicherheitsarchitektur für iMSys+ in Deutschland. Sie gewährleistet die sichere Kommunikation und den Schutz sensibler Daten zwischen iMSys+, Marktpartnern und Backend-Systemen, die für die effiziente Abwicklung des Energiemarktes notwendig sind, und ist in der TR-03109-4 vom BSI spezifiziert (BSI 2025c).

Die SMGW-PKI erfüllt mehrere Funktionen: Sie stellt digitale Zertifikate aus, die für die Authentifizierung und Integrität von Daten erforderlich sind. Diese Zertifikate ermöglichen es, dass nur autorisierte Systeme auf sensible Energiedaten zugreifen können, wodurch ein hoher Sicherheitsstandard gewährleistet wird.

Innerhalb der SMGW-PKI wird zwischen der Test-PKI und der Wirk-PKI unterschieden. Die Test-PKI dient der Validierung und Zertifizierung von iMSys+ in kontrollierten Testumgebungen. Hier können Hersteller ihre Systeme prüfen, bevor sie in den Markt eingeführt werden. Im Gegensatz dazu ist die Wirk-PKI für den produktiven Einsatz konzipiert und sorgt dafür, dass die Systeme im realen Betrieb sicher und zuverlässig arbeiten. Sie gewährleistet die Authentifizierung und den sicheren Datenaustausch im laufenden Betrieb, wodurch die Integrität und Vertraulichkeit der übermittelten Daten sichergestellt wird (BSI 2025a).

⁸ Diese These konnte im Rahmen von Expertengesprächen im Projekt validiert werden.

7.2.4 Technische Schnittstellen

Die im Pilotprojekt umgesetzten technischen Schnittstellen basieren auf einer Architektur, die sowohl die Anforderungen des BSI als auch technische Einschränkungen der zum Projektzeitpunkt verfügbaren Hardware berücksichtigt. Diese Schnittstellen wurden speziell entwickelt, um die Kommunikation zwischen iMSys, dem CLS-Kommunikationsadapter und den steuerbaren Ressourcen sicherzustellen. Gleichzeitig wurden alternative Ansätze für die Übermittlung dynamischer Tarife und Steuerungsbefehle erprobt. Abbildung 13 differenziert zwischen den im Pilotprojekt umgesetzten Schnittstellen und den vom VDE FNN für den zukünftigen operativen Betrieb standardisierten und empfohlenen Lösungswegen (VDE FNN 2025b, 2025c).

Umsetzung Schnittstellen im Piloten

Im Pilotprojekt wurde als zentrale Kommunikationsstrecke eine direkte VPN-Verbindung zwischen dem MSB-Backend und dem KI-EMS-Edge-Device implementiert, die zwischen dem MSB-Backend und dem CLS-Kommunikationsadapter durch den CLS-Kanal geführt wird. Diese Lösung wurde gewählt, da der eingesetzte CLS-Kommunikationsadapter zum Zeitpunkt der Installation noch keine Unterstützung für das EEBUS-Protokoll bot. Zugleich ist festzuhalten, dass diese Architektur im Vergleich zur vom FNN standardisierten Lösung mit mehrfacher Protokollwandlung von der MaKo auf IEC 61850 auf EEBUS die Komplexität und damit die Projektrisiken stark reduziert (PV MAGAZINE 2024). Zur Einrichtung des VPN-Kanals wurde ein OpenVPN-Server auf dem CLS-Kommunikationsadapter implementiert. Diese Implementierung steht nach Aussage der Prüfstelle des BSI im Einklang mit den Anforderungen der BSI TR 03109-5. Der im Projekt verwendete CLS-Kommunikationsadapter verfügte zum Einbauzeitpunkt über keine Zertifizierung des BSI nach TR 03109-5.

Darüber hinaus ruft das KI-EMS-Edge-Device Live-Zählerstände über eine herstellerproprietäre Schnittstelle am HAN-Port des SMGW ab. In Zukunft wird diese Schnittstelle durch eine standardisierte Schnittstelle gemäß BSI TR-03109-1, Anlage 2, ersetzt (BSI 2024c).

Für die Übermittlung der dynamischen Preisinformationen wurde eine Datenverbindung durch die oben beschriebene VPN-Infrastruktur zwischen dem KI-EMS-Edge-Device und dem aEMT-Adapter eingerichtet. Das MSB-Backend hostet einen REST-Dienst, der aktuelle Preisinformationen als JSON vom Lieferanten und Kooperationspartner Ostrom abruft und an das KI-Edge-Device weiterleitet⁹. Für die Erfassung der Messwerte zur späteren Abrechnung erfolgte zuvor eine Parametrierung des SMGW nach TAF 7. Dies ist gängige Praxis im Markt und ermöglicht häufig auch einen generischen Abruf von Day-Ahead-Preisinformationen¹⁰ ohne direkte Verknüpfung zu einzelnen Lieferanten, mit Abrechnung basierend auf Zählerständen und zeitvariablen Preisen im Lieferanten-Backend.

Für die Ad-hoc-Steuerungsbefehle wurde eine weitere Datenverbindung durch die gleiche VPN-Infrastruktur zwischen dem KI-EMS-Edge-Device und dem BDEW-Web-API-Proxy-Dienst des Fraunhofer IEE eingerichtet. Dies ermöglicht die direkte Übermittlung von §14a-Signalen von der BDEW-Web-API an den CLS-Kommunikationsadapter mit anschließender Weiterleitung an die KI-Edge-Komponente. Echtzeitdaten werden für Ladestationen über OCPP, für PV-Anlagen über Modbus TCP und für Wärmepumpen über BACnet an die GLT übermittelt und von dort an das KI-Edge-Device mitgeteilt.

⁹ REST API (Representational State Transfer Application Programming Interface) ist eine Web-Schnittstelle, die über HTTP-Methoden wie GET, POST, PUT, DELETE auf Ressourcen zugreift, wobei typischerweise JSON (JavaScript Object Notation) als leichtgewichtiges, menschen- und maschinenlesbares Datenformat für den strukturierten Austausch von Schlüssel-Wert-Paaren zwischen Client und Server verwendet wird

¹⁰ Beispielsweise die Day-Ahead Strompreisdaten der ENTSO-E Transparency Platform

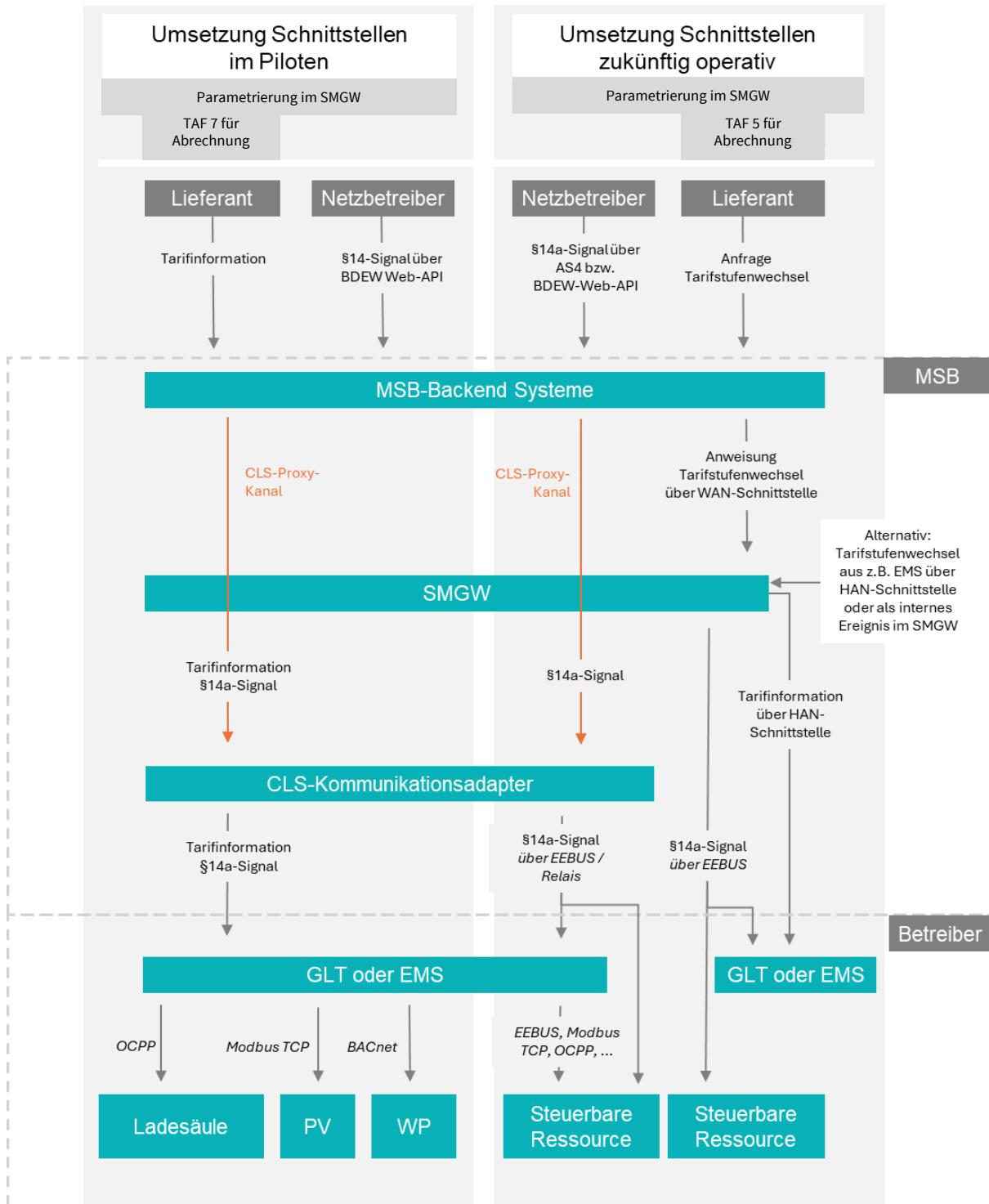


Abbildung 13: Umsetzung der technischen Schnittstellen vom externen Marktteilnehmer (Lieferant, Netzbetreiber) bis zur Steuerbaren Ressource in der Variante a) Umsetzung im Piloten sowie b) zukünftiger Umsetzung am Markt (Quelle: Eigene Abbildung)

Umsetzung der Schnittstellen zukünftig operativ

Während im Pilotprojekt der Schwerpunkt auf der Implementierung der Ad-hoc-Steuersignale lag, sind in der Praxis auch statische Leistungshüllkurven über AS4-Markkommunikation als EDIFACT-Nachricht möglich. Darüber hinaus sind von Seiten des MSB Protokollumwandlungen in IEC 61850 oder CLS.EEDI erforderlich, um die Kommunikation mit der Steuerbox oder dem CLS-Kommunikationsadapter zu realisieren. Dieser gibt das §14a-Signal entweder über eine digitale Schnittstelle (EEBUS) oder über eine analoge Schnittstelle (Relais-Kontakte) an die steuerbare Ressource, das EMS oder die GLT weiter. Bei einem zwischengeschalteten EMS oder GLT erfolgt die Kommunikation mit den steuerbaren Energieanlagen bzw. Ressourcen ebenfalls über EEBUS oder alternativ über weitere Protokolle wie Modbus TCP für PV und Ladestationen, OCPP für Ladestationen oder Smart Grid Ready (SG-Ready) für Wärmepumpen.

Zusätzlich können Steuersignale zukünftig direkt über das SMGW ohne separaten CLS-Kommunikationsadapter umgesetzt werden. Beim sogenannten SMGW-plus-Konzept fordert das Gateway Leistungsanpassungen via EEBUS-Protokoll direkt bei steuerbaren Energieanlagen oder EMS an. Dies ermöglicht eine kostensenkende Direktkommunikation ohne Protokollumwandlung und zusätzliche Hardware (PPC 2025). Die Standardisierung zur Steuerung aus dem SMGW ist zum Zeitpunkt der Berichtserstellung jedoch noch in der Ausarbeitung und die Lösung noch nicht marktreif nutzbar (VDE FNN 2025c).

Die Übermittlung der dynamischen Tarife erfolgt zukünftig aus regulatorischer Sicht über das SMGW nach TAF 5, welcher einen ereignisabhängigen Stromtarif mit definierten Tarifstufen beschreibt (Kübler et al. 2024). Diese Konfiguration ermöglicht die Abbildung von Preisinformationen auf eine begrenzte und feste Anzahl an Tarifstufen im SMGW. Jedes Tarifregister im SMGW wird entsprechend der vom Lieferanten vorgelegten Zeitreihen konfiguriert, und die Umschaltung zwischen den Tarifstufen erfolgt durch den Gateway-Administrator über die WAN-Schnittstelle des SMGW. Alternativ kann der Tarifstufenwechsel aus dem EMS über die HAN-Schnittstelle oder durch ein internes Ereignis im SMGW ausgelöst werden. Die Tarifinformationen zur Nutzung im EMS werden über die HAN-Schnittstelle am SMGW abgerufen. Die Abrechnung erfolgt nach verbrauchter Elektroenergie je Tarifstufe im Backend des Lieferanten. Bislang wurde diese Anwendung nur in Demonstrationsprojekten eines SMGW-Anbieters realisiert (EMH metering 2024), da eine definierte massentaugliche und interoperable Kommunikation zwischen Lieferanten und MSB sowie zwischen Gateway-Administrator und EMS über das SMGW noch ausstehend ist. Insbesondere sind Ergänzungen in der MaKO zwischen Lieferanten und MSB sowie in der BSI TR-03109-1 erforderlich.

7.3 KI-Algorithmen

Das Kapitel beschreibt die Entwicklung und Implementierung der KI-basierten Steuerungsalgorithmen für das intelligente Energiemanagement in NWG. Ausgehend von den Grundprinzipien des RL wird zunächst das Konzept des bestärkenden Lernens (*engl. Reinforcement Learning*) erläutert, bei dem ein autonomer Agent durch Interaktion mit seiner Umgebung optimale Handlungsstrategien entwickelt. Der Schwerpunkt liegt anschließend auf der praktischen Umsetzung in zwei Phasen: Zunächst wird die Entwicklung und das Training der KI-Agenten in einer kontrollierten Simulationsumgebung beschrieben. Diese Trainingsumgebung ermöglicht es, verschiedene Szenarien und Steuerungsstrategien risikolos zu erproben und die Algorithmen schrittweise zu optimieren. Dabei kommen sowohl historische Gebäudedaten als auch synthetische Datens-

äze zum Einsatz. Im letzten Teil wird die Überführung der trainierten Agenten in die operative Edge-Umgebung behandelt. Hier stehen insbesondere die Integration in die bestehende GLT sowie die Implementierung von Pre- und Post-Processing-Mechanismen im Fokus. Diese gewährleisten eine robuste Echtzeitsteuerung unter Berücksichtigung technischer Randbedingungen wie Netzvorgaben nach §14a EnWG oder Komfortanforderungen der Nutzerinnen und Nutzer.

7.3.1 Einführung Reinforcement Learning

RL ist ein Teilbereich des maschinellen Lernens, der sich mit der Entscheidungsfindung in dynamischen Umgebungen befasst. Der Ansatz beruht auf dem Prinzip, dass ein Agent durch Interaktion mit seiner Umgebung lernt, indem er für seine Handlungen Belohnungen oder Bestrafungen erhält. Das Ziel des Agenten ist es, eine Strategie zu entwickeln, die es ihm ermöglicht, die kumulierte Belohnung über die Zeit hinweg zu maximieren. Im Gegensatz zu vielen anderen Lernmethoden ist RL nicht auf eine explizite Lehrdatenbasis angewiesen, sondern erwirbt Wissen aus Erfahrungen.

Die grundlegenden Elemente des RL umfassen mehrere Schlüsselaspekte:

- **Beobachtungen (Observations):** Informationen über den aktuellen Zustand der Umgebung, die der Agent erhält und die oft unvollständig sind.
- **Aktionen (Actions):** Eine Vielzahl von Handlungen, die der Agent in der Umgebung ausführen kann, wobei jede Aktion den Zustand der Umgebung beeinflusst und zukünftige Beobachtungen sowie Belohnungen bestimmt.
- **Belohnungen (Rewards):** Rückmeldungen, die der Agent nach der Ausführung einer Aktion erhält. Diese können positiv oder negativ sein und dienen als Maß für den Erfolg der gewählten Handlung.
- **Strategie (Policy):** Eine Regel oder Funktion, die definiert, wie der Agent in unterschiedlichen Situationen agiert, also welche Aktion er basierend auf dem aktuellen Zustand auswählt. Diese Strategie kann deterministisch oder stochastisch sein und wird kontinuierlich optimiert. Es handelt sich hierbei eher um ein theoretisches Konzept als um eine tatsächliche Komponente des Agenten.

Die Ansätze des RL können zudem durch modellbasierte Methoden ergänzt werden. Diese Methoden beinhalten die Erstellung eines Modells der Umgebung, das es dem Agenten ermöglicht, Vorhersagen über zukünftige Zustände und Belohnungen zu treffen. Mithilfe dieser Simulation kann der Agent verschiedene Strategien testen und die vielversprechendste auswählen, bevor er in der realen Umgebung agiert. Im Gegensatz dazu lernen modellfreie Methoden direkt aus den Interaktionen mit der Umgebung, ohne ein explizites Modell zu erstellen.

Wenn der Agent durch ein tiefes neuronales Netz repräsentiert wird, spricht man von Deep RL. Diese Kombination aus klassischem RL und Deep Learning nutzt einen sogenannten Multi-Actor-Critic-Algorithmus. Dies bedeutet Folgendes:

- **Actor:** Der Agent, der innerhalb der Umgebung Erfahrungen sammelt.
- **Multi:** Mehrere Actors werden gleichzeitig eingesetzt, um während des Trainings parallel Erfahrungen zu sammeln und so das Training erheblich zu beschleunigen. Die verschiedenen Actors lernen dabei gemeinsam aus allen gesammelten Erfahrungen. Dieser Ansatz ist nur möglich, wenn eine Gym-Umgebung (siehe unten) vorhanden ist, von der mehrere, voneinander unabhängige Kopien erstellt werden können.
- **Critic:** Der Critic bewertet Zustände nach ihrem Wert und berechnet die Schätzungen zukünftiger Belohnungen. Er fungiert als eine Art Überwachung für die Actors und seine Vorhersagen werden als Teil des Entscheidungsprozesses herangezogen.

Ein Multi-Actor-Critic-Algorithmus hat diese Struktur nur während des Trainings. Nach Abschluss des Trainings wird der bestmögliche, d. h. am besten handelnde Actor als einziger Agent für die Generierung von Aktionen eingesetzt.

Exkurs Reinforcement Learning – Lernen wie ein Baby

Reinforcement Learning (RL) lässt sich gut anhand eines Babys veranschaulichen, das Laufen lernt. Das Baby ist der Agent, der in seiner Umgebung, beispielsweise dem Wohnzimmer, agiert. Sein Ziel ist es, laufen zu lernen, was dem Ziel eines RL-Agenten entspricht, eine optimale Strategie zu entwickeln. Der Lernprozess beginnt mit zufälligen Bewegungen – Stampeln, Rollen, Aufstehversuchen. Jede Bewegung ist eine Aktion, der Zustand des Babys (liegen, sitzen, stehen) ist der Zustand in der RL-Terminologie.

Gelingt ein Schritt ohne Fallen, gibt es eine positive Belohnung, etwa Applaus oder Freude bei den Eltern, was dem Belohnungssignal im RL entspricht. Ein Sturz bedeutet ausbleibende oder negative Rückmeldung. Das Baby experimentiert und lernt mit der Zeit, welche Aktionen zum Erfolg führen. Dabei entwickelt es eine Strategie: Es wiederholt Bewegungen, die zu Erfolg führen (z. B. Festhalten am Couchtisch) und vermeidet solche, die schmerhaft enden.

Dieser Lernprozess erfolgt schrittweise – durch ständiges Ausprobieren, Beobachten der Reaktionen und Anpassen der Taktik. Entscheidend ist das Feedback der Umwelt: Je stabiler die ersten Schritte gelingen, desto stärker wird das Baby durch das Ziel (z. B. ein Spielzeug) motiviert, seine motorischen Fähigkeiten weiter zu verfeinern.

7.3.2 KI-Agenten und Trainingsumgebung

Der KI-Agent

Im Pilotprojekt interagiert der **KI-Agent** im Rahmen des RL mit einer **virtuellen Trainingsumgebung**, die als vereinfachtes Abbild der Realität dient. Diese Umgebung modelliert im Pilotprojekt steuerbare Energieanlagen (Assets) wie Wärmepumpen, Ladesäulen oder PV-Systeme und bildet deren physikalisches Verhalten sowie Regelungstechnische Zusammenhänge ab. Der Agent lernt durch **trial-and-error**, optimale Steuerungsstrategien zu entwickeln, indem er kontinuierlich die drei genannten Schlüsselemente verarbeitet (siehe auch Kapitel 7.3.1 Einführung Reinforcement Learning):

1. **Beobachtung (Observation):** Der Agent erfasst den aktuellen Zustand der Assets (z. B. Raumtemperatur, Ladezustand von E-Fahrzeugen, PV-Erzeugung oder Strompreise).

2. **Aktionen (Action):** Basierend auf den Beobachtungen wählt der Agent eine Handlung (z. B. Anpassung der Solltemperatur des Pufferspeichers für die Wärmepumpe oder Ladeleistung an den Ladesäulen).
3. **Belohnung (Reward):** Für jede Aktion erhält der Agent eine Belohnung (positiv/negativ), die die Qualität seiner Entscheidung bewertet – etwa Kosteneinsparungen, Komforteinhaltung oder Netzstabilität.

Die Belohnungsfunktion (*engl. Reward Function*) spielt eine entscheidende Rolle für den Lernerfolg des Agents. Im Rahmen des Projekts wird sie so gestaltet, dass sie betriebswirtschaftliche Effizienz, Nutzerkomfort und technische Randbedingungen balanciert. Der Agent erhält positive Belohnungen für die Ausnutzung günstiger Strompreise und die Einhaltung von Komfortgrenzwerten wie etwa einer Raumtemperatur von mindestens 20 °C während der Arbeitszeiten. Negative Belohnungen (Bestrafungen) werden verhängt, wenn der Agent die E-Kfz innerhalb der Standzeit nicht hinreichend auflädt, Leistungslimits nach §14a EnWG überschreitet oder die Reserve-Gasthermen betreiben lässt.

Diese Ausgestaltung der Belohnungsfunktion hat direkten Einfluss auf die Strategie des Agents, da sie ihm hilft, Entscheidungen zu treffen, die nicht nur kurzfristige Belohnungen maximieren, sondern auch langfristige betriebswirtschaftliche und technische Ziele berücksichtigen.

Die Belohnungsfunktion ist daher elementar für den Erfolg oder Misserfolg des Trainings und damit der wichtigste und sensibelste Bestandteil der KI-Modellierung. Im folgenden Abschnitt „Trainingsumgebung“ wird darauf nochmals detaillierter eingegangen.

Die Trainingsumgebung

Im Projekt wurde eine **modulare Trainingsumgebung** entwickelt, die sowohl reale als auch synthetische Datensätze nutzt, um den KI-Agenten für die Steuerung von NWG zu trainieren. Sie wurde gemäß des durch das OpenAI Package „Gym“ bzw. „Gymnasium“ definierten Standards aufgebaut und wird deshalb im Folgenden auch Gym-Environment genannt. Es handelt sich hierbei um einen Standardaufbau, dem alle gängigen RL-Trainingsumgebungen folgen, um die Entwicklung von RL-Algorithmen und entsprechender Parallelisierungs-Tools über verschiedene Anwendungsfälle hinweg zu vereinheitlichen.

Die Interaktion des Agenten mit dem Gym-Environment (*engl. Agent-Environment Interaction*) erfolgt dabei über die standardisierte Schnittstelle der Gym-API. Diese sorgt für eine Orchestrierung der Beobachtungen der einzelnen Assets wie Wärmepumpen oder PV-Systeme zu einer einzelnen, im für den Agenten benötigten Format vorliegenden Beobachtung. Über dies verarbeitet sie die Aktion des Agenten so, dass sie sinnvoll im Gym-Environment Einfluss nehmen können. In dieser Weise ersetzt die Agent-Environment-Interaktion so die weiter unten beschriebene Kommunikationskette auf der Edge-Komponente, bzw. das Pre- und Post-Processing, das für jede reale Anwendung von RL-Agenten nötig ist.

Die **Umgebung** bildet folgende steuerbare und nicht steuerbare Assets ab:

- **Wärmepumpe (steuerbar):** Ein digitaler Zwilling simuliert das physikalische Verhalten der Wärmepumpe bzw. genauer gesagt des gesamten Heizungssystems aus Wärmepumpe, thermischem Pufferspeicher und nachgeschalteten (Reserve-)Gasthermen, sowie dessen Einfluss auf die Innenraumtemperatur.
- **Ladesäulen (steuerbar):** Nutzerprofile simulieren reale Ladebedarfe (Ankunftszeiten, Pendeldistanzen) und ermöglichen die Optimierung von Ladezeiträumen anhand dynamischer Preissignale.

- **PV-Anlage (nicht steuerbar¹¹):** Auf Basis von historischen Wetterdaten werden die aktuelle PV-Erzeugung sowie die Einspeise-Prognose simuliert.
- **§14a-Signal (nicht steuerbar):** Die Trainingsumgebung integriert statische Leistungshüllkurven und Ad-hoc-Steuersignale als technische Randbedingungen. Der Agent lernt, verfügbare Leistung auf Anlagen zu verteilen und präventive Strategien (z. B. Vorheizen des Pufferspeichers) zu entwickeln.

Als steuerbares Asset wird hierbei jedes Asset bezeichnet, auf das der Agent mit seinen Aktionen direkten Einfluss hat. Nicht steuerbare Assets werden dagegen durch den Agenten nicht beeinflusst, liefern aber wichtige Beobachtungen für dessen Entscheidungsfindung.

Die Trainingsumgebung wurde **modular** aufgebaut, um die Komplexität der Steuerung schrittweise zu erhöhen. Es handelt sich dabei um ein gängiges Vorgehen in der Software-Entwicklung, durch das Folgefehler vermieden und die Testung einzelner Assets möglich gemacht werden. Die Folgestufe beinhaltet dabei jeweils den Umfang der Vorstufen.

1. **Grundkonfiguration:** Optimierung der Ladesäulen anhand dynamischer Strompreise inkl. zeitvariabler Netzentgelte.
2. **§14a EnWG-Szenarien:** Einführung von Leistungsgrenzen als zusätzliche Optimierungsrestriktion.
3. **Erweiterung um PV-Anlage:** Eigenstromnutzung und Einbindung von Erzeugungsprognosen. Ein Einspeisetarif wurde vereinfacht aufgrund der hohen Grundlast des Gebäudes nicht berücksichtigt.
4. **Integration der Wärmepumpe:** Berücksichtigung thermischer Trägheit und Komfortanforderungen.

Durch diese schrittweise Erweiterung konnte der Agent zunächst isolierte Entscheidungsmuster erlernen, bevor er komplexe Zielkonflikte (z. B. Nutzerkomfort vs. Kosteneffizienz) bewältigt. Neben den einzelnen Assets konnte so auch die Nützlichkeit der einzelnen Reward-Komponenten (z. B. Belohnung für Vollladung, Belohnung für günstiges Laden) separat getestet werden.

¹¹ Mit der neuen EnWG-Novelle von Februar 2025 ist die PV-Anlage in Zukunft im Falle einer möglichen Einspeisung als steuerbares Asset zu behandeln (siehe dazu Kapitel 4.2.4 Aktuelle regulatorische Entwicklungen für Flexibilitätsoptionen)

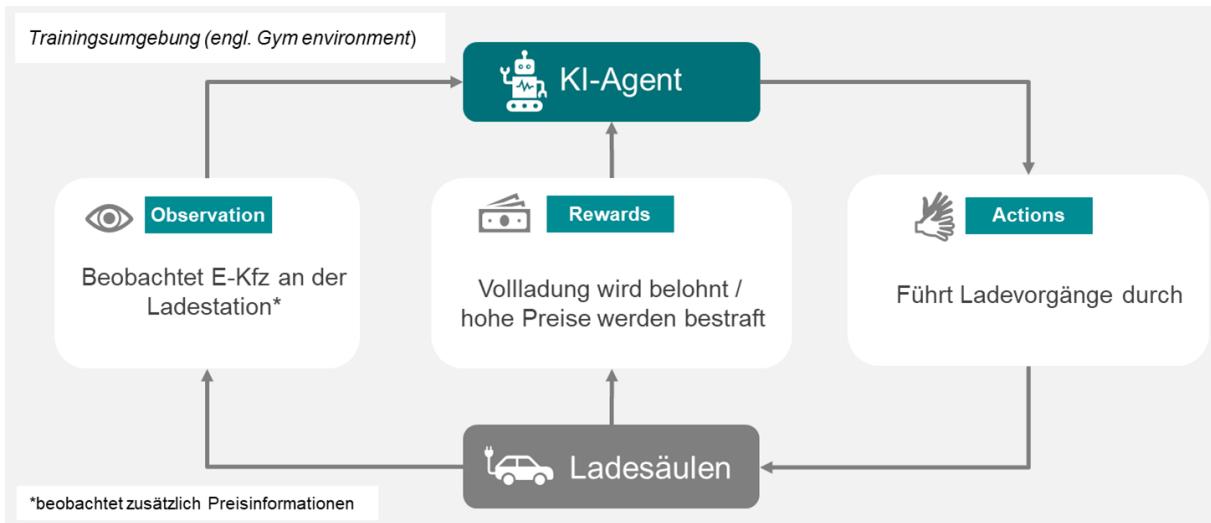


Abbildung 14: Grundkonfiguration der Trainingsumgebung mit Interaktion zwischen KI-Agent und Ladesäule (Quelle: Eigene Abbildung)

In der Grundkonfiguration „Optimierung der Ladesäulen anhand dynamischer Strompreise“ agiert ein KI-Agent innerhalb einer Trainingsumgebung mit einer Ladesäule. Als Eingangsdaten nutzt er dynamische Day-Ahead-Strompreise einschließlich zeitvariabler Netzentgelte. Zusätzlich berücksichtigt der Agent den vermuteten Ladebedarf des angeschlossenen E-Fahrzeugs sowie den grundlegenden Status, ob überhaupt ein Fahrzeug mit der Ladesäule verbunden ist. Informationen zum tatsächlichen Ladebedarf oder zur geplanten Abfahrtszeit sind in der Praxis an NWG über die Ladesäulen nicht verfügbar¹² und werden daher weder im Training berücksichtigt noch dem Agenten zur Verfügung gestellt.

Durch Aktionen wie das Anpassen der maximalen Ladeleistung steuert er den Ladevorgang, um zwei primäre Ziele zu erreichen:

1. Die garantierte Vollladung des Fahrzeugs bis zum (implizit angenommenen) Abfahrtszeitpunkt.
2. Die Priorisierung des Strombezugs in preisgünstigen Zeitfenstern, insbesondere bei niedrigen Strompreisen und reduzierten Netzentgelten¹³. Ebenso bevorzugt der KI-Agent Zeiten von hoher PV-Stromerzeugung, verringert bzw. vermeidet dabei einen Strombezug und senkt damit die Strombezugskosten.

Diese Ziele sind Teil der Belohnungsfunktion und entsprechend gewichtet. Die höchste Priorität erhält die vollständige Ladung des Fahrzeugs bis zum gewünschten Ladezustand¹⁴ zum erwarteten Abfahrtszeitpunkt. Ein Nicht-Laden bzw. eine unzureichende Teilladung führt zu einer Bestrafung. Die zweite Priorität liegt auf dem Laden während preisgünstiger Zeitfenster: Strombezug zu Preisen unterhalb des Tagesmittelwerts wirkt sich positiv auf die akkumulierte Belohnung aus, während Ladevorgänge bei überdurchschnittlich hohen Preisen entsprechend negativ bewertet werden.

¹² Siehe Kapitel 10.6 Regulatorik und Standards, Abschnitt „Datenverfügbarkeit und Schnittstellen“.

¹³ KI-Agent berücksichtigt den summierten Strompreis aus dynamischem Tarif auf Basis von Day-Ahead-Börsenpreisen sowie zeitvariablen Netzentgelten nach §14a EnWG

¹⁴ Gewünschter Ladezustand z. B. 80 %, einzustellen im Fahrzeug durch den Nutzer bzw. der Nutzerin

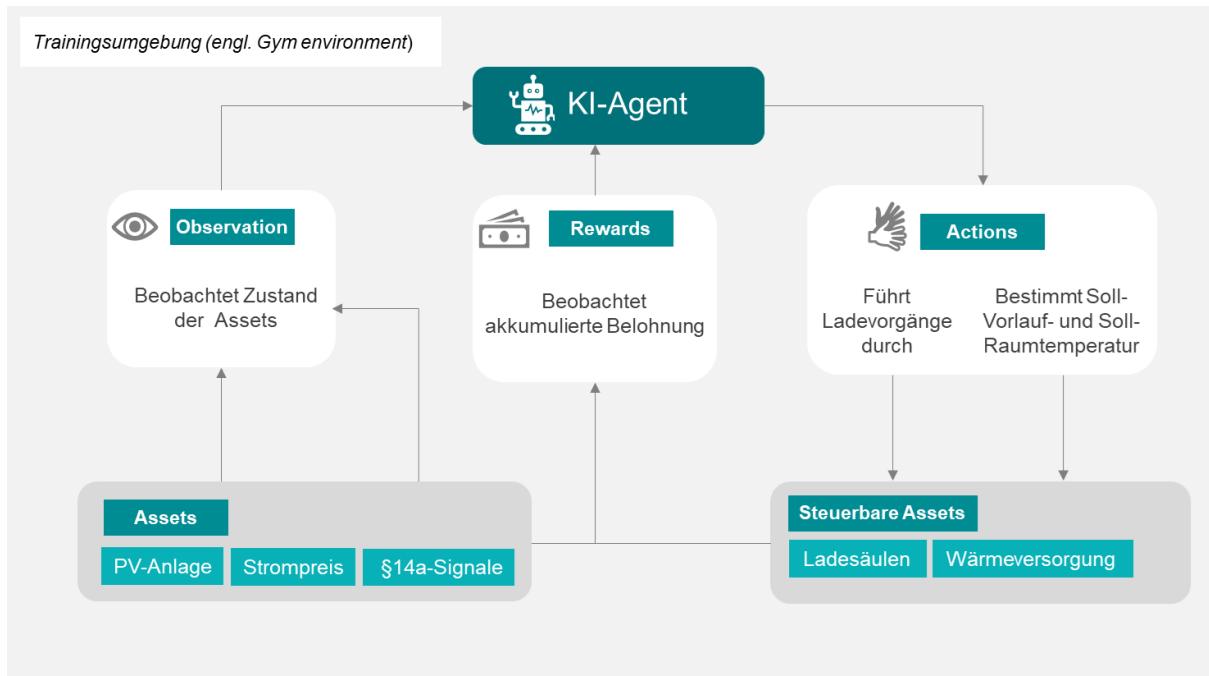


Abbildung 15: Vereinfachte Darstellung des vollständigen Trainingsumgebungen mit Interaktion des KI-Agenten mit den Assets wie u. a. Wärmepumpe, Ladesäule und PV-Anlage (Quelle: Eigene Abbildung)

Die beschriebene Grundkonfiguration entspricht dabei der Ausbaustufe 1 der durchgeföhrten Labor- und Feldtests. Für Ausbaustufe 2 erfolgte eine Ergänzung um §14a-Steuersignale sowie eine emulierte PV-Anlage. Die KI-Trainingsumgebung wurde für die finale Ausbaustufe 3 schließlich um das Wärmeversorgungssystem des Pilotstandorts ergänzt, das aus Wärmepumpe, Pufferspeicher und Gas-Spitzenlastkessel besteht (vgl. Kapitel 8, Labor- und Feldtests). Eine vereinfachte Darstellung der vollständigen Trainingsumgebung einschließlich aller verfügbaren Assets und möglicher Actions ist in Abbildung 15 zu finden und im Folgenden durch Ergänzungen näher beschrieben.

Als Observation erfasst der Agent neben dynamischen Strompreisen, Ladezuständen und PV-Ertragsprognosen auch Echtzeitdaten zur Wärmepumpenleistung, Innenraumtemperatur, Außentemperatur und Steuersignalen nach §14a EnWG. Zusätzlich werden historische und prognostizierte Wärmebedarfsdaten des Gebäudes einbezogen, um die Interaktion zwischen Wärmeerzeugung und -verbrauch abzubilden. Ziel ist das Training eines vorrauschagenden optimierten Betriebes auf Basis von Prognosen (Preis, PV-Erzeugung, Wärmebedarf) unter Berücksichtigung ggf. anliegender 14a-Signale des Netzbetreibers.

Zusätzlich wurde ein digitaler Zwilling der Heizungsanlage entwickelt, welcher die thermodynamischen Wechselwirkungen zwischen Wärmepumpe, Pufferspeicher, Gebäude und Umwelt mithilfe vereinfachter partieller Differentialgleichungen abbildet. Diese verknüpfen Temperaturniveaus im Pufferspeicher (T_{Puffer}), Rohrnetz (T_{Vorlauf}), Gebäude (T_{Raum}) und der Umgebung (T_{Umwelt}) über lineare Wärmeleitungsmodelle. Durch numerische Integration werden die Auswirkungen von Sollwertanpassungen auf die Systemdynamik berechnet – bei reduzierter Rechenlast gegenüber komplexeren Simulationsmethoden. Die Kalibrierung des Modells erfolgt datenbasiert: Der COP (Coefficient of Performance) der Wärmepumpe z. B. wurde durch Regression historischer Strom- und Wärmeerzeugungsdaten ermittelt (siehe Abbildung 6 in Kapitel 7.1.3. Wärmepumpe).

Zudem wurde eine Belohnungsfunktion für die Wärmeversorgung entworfen, um den KI-Agenten während des Trainings zu leiten. Diese Funktion berücksichtigt die drei zentralen Steuerungsziele Komfort, Kosteneffizienz und Vermeidung fossiler Brennstoffe. Diese Ziele werden durch spezifische Belohnungskomponenten kodiert, die den Agenten differenziertes Feedback geben:

- **Komfortsicherung:** Der Agent erhält eine positive Belohnung, wenn die Raumtemperatur im Gebäude innerhalb des Komfortbereichs von 20 bis 24 °C liegt. Abweichungen von diesem Bereich führen zu einer Bestrafung. Dies garantiert eine hohe Priorität für das Wohlbefinden der Nutzerinnen und Nutzer.
- **Minimierung der Gasnutzung:** Jede Vermeidung des Einsatzes der gasbetriebenen Heizkessel wird mit einer kleinen positiven Belohnung honoriert. Die Nutzung von Gas führt zu proportionalen Bestrafungen, abhängig vom Umfang des Verbrauchs. Dies unterstützt das Ziel der Dekarbonisierung.
- **Kosteneffizienz:** Der Agent wird dafür belohnt, wenn er die Wärmepumpe in Zeiten niedriger Strompreise betreibt, gemessen am Verhältnis zum Tagesdurchschnittspreis. Umgekehrt werden hohe Strompreise mit Bestrafungen belegt. Diese Komponente fördert die Nutzung günstiger Stromzeiten und reduziert Betriebskosten. Sie minimiert jedoch nicht unbedingt den benötigten Strombezug, sondern vielmehr den Preis pro kWh.

Da diese Ziele teilweise widersprüchlich sind (z. B. könnte der Einsatz von Gas kurzfristig den Komfort sichern oder Kosten senken), wurde eine Gewichtung der Belohnungskomponenten eingeführt. Die Sicherstellung des Komforts hat dabei die höchste Priorität und wird mit den stärksten Belohnungen bzw. Bestrafungen versehen. Die Minimierung der Gasnutzung folgt an zweiter Stelle, während die Kostenoptimierung die niedrigste Priorität hat. Dieses Gewichtungsschema stellt sicher, dass der Agent primär auf die Einhaltung der Komforttemperatur fokussiert ist, ohne jedoch die anderen Ziele zu vernachlässigen.

Assets	Dimension	Belohnungsfunktionen
Ladesäulen	Nutzerkomfort	Sicherstellung der Vollladung des Fahrzeugs bis zum gewünschten Ladezustand
	Kosteneffizienz	Belohnung bei Laden in preisgünstigen Zeitfenstern auf Basis dynamischer Stromtarife und zeitvariabler Netzentgelte
PV-Anlage	Eigenstromnutzung	Maximierung des Eigenverbrauchs durch Laden in Zeitfenstern mit PV-Überschuss (Vermeidung von Kosten durch Netzbezug)
Netzorientierte Steuerung	Regulatorische Konformität	Bestrafung bei Nicht-Einhaltung netzseitiger Steuersignale nach §14a EnWG (ad hoc und präventiv)
Wärmeversorgung (Wärmepumpe, Gas- kessel, Pufferspeicher)	Nutzerkomfort	Bestrafung bei Nicht-Einhaltung der Raumtemperatur im Gebäude innerhalb des definierten Komfortbereichs (20–24 °C)
	Dekarbonisierung	Minimierung des Gasverbrauchs durch Bestrafung (hoher Gaspreis)
	Kosteneffizienz	Belohnung des Wärmepumpenbetriebs in preisgünstigen Zeitfenstern auf Basis dynamischer Stromtarife und zeitvariabler Netzentgelte

Tabelle 1: Überblick über die verschiedenen Dimensionen der Belohnungsfunktionen in Bezug auf die jeweiligen Assets im KI-Training

Zusätzlich ist zu berücksichtigen, dass häufiges An- und Ausschalten der Wärmepumpe deren Lebensdauer beeinträchtigen kann. Obwohl dies aus Zeitgründen nicht explizit in die Belohnungsfunktion integriert wurde, bleibt es ein wichtiges Optimierungsziel für zukünftige Entwicklungen.

In Tabelle 1 sind abschließend die Dimensionen der Belohnungsfunktion für die jeweiligen Assets in den Kategorien Nutzerkomfort, Kosteneffizienz, regulatorische Konformität mit §14a EnWG, Eigenstromoptimierung und Dekarbonisierung zusammengefasst. Die je Asset aufgeführten Dimensionen sind entsprechend ihrer Priorisierungsreihenfolge von oben (höchste Priorität) nach unten (niedrigste Priorität) geordnet.

Die Trainingspipeline

Die Trainingspipeline bildet das strukturelle Rückgrat jedes KI-Trainings. Sie orchestriert die Trainingsprozesse, indem sie die Interaktion zwischen Agent und Umgebung koordiniert. Darüber hinaus gewährleistet sie die Validierung und das angemessene Testen der trainierten Agenten, um den besten Actor auszuwählen – somit das neuronale Netz, das die effektivste Strategie erlernt hat und in der Edge-Komponente eingesetzt wird.

Spezialisierte RL-Tools wie Ray RLLib ermöglichen die Parallelisierung des Trainings gemäß dem zuvor beschriebenen Multi-Actor-Ansatz durch die Nutzung der Gym-API. Ein High-Performance-Computing (HPC)-Cluster stellt dabei die erforderlichen Ressourcen (CPUs, GPUs, Speicher usw.) bereit.

Die Leistung des RL-Agenten wird in der Trainingsumgebung, im virtuellen Labor und in Feldtests validiert und getestet. Sowohl der Test im virtuellen Labor als auch der Feldtest sind nicht mehr Teil der Trainingspipeline, sondern verwenden den bereits als „besten“ identifizierten Agenten aus der Trainingspipeline.

7.3.3 KI-Agenten auf Edge-Device

Die folgende Beschreibung des auf dem Edge-Device bereitgestellten KI-Agenten bezieht sich auf die intelligente Steuerung der Ladesäulen (vgl. Abbildung 16), bei der sowohl Preis- als auch Steuersignale gemäß §14a EnWG berücksichtigt werden. Das Deployment des KI-Agenten auf dem Edge-Device erfolgt durch die Übertragung des trainierten neuronalen Netzes (d. h. des besten Actors) über einen sicheren VPN-Kanal aus der Cloud-Umgebung am Fraunhofer IEE auf das Edge-Computing-Device von Smartrplace. Damit der KI-Agent mit seinem trainierten neuronalen Netz im laufenden Betrieb kontinuierlich Echtzeiten verarbeiten kann, ist ein sogenanntes **Pre-Processing** notwendig. Hierbei werden die eingehenden Rohdaten in standardisierte Observations für den Agenten übersetzt. Das anschließende **Post-Processing** übersetzt die Actions des Agenten in konkrete Steuersignale für die Wallboxen. Dabei durchlaufen die Aktionen mehrere Validierungsebenen:

1. Prüfung der technischen Limits (maximale Ladeleistung der Wallbox)
2. Berücksichtigung anliegender Steuersignale nach §14a EnWG
3. Sicherstellung der Nutzerinnen- und Nutzeranforderungen (minimaler Ladezustand bei Abfahrt)

Falls der Agent Aktionen vorschlägt, die Restriktionen verletzen würden, greift ein regelbasierter Algorithmus ein. Dieser reduziert beispielsweise die Soll-Ladeleistung bei drohender Überschreitung eines anliegenden §14a-Signals.

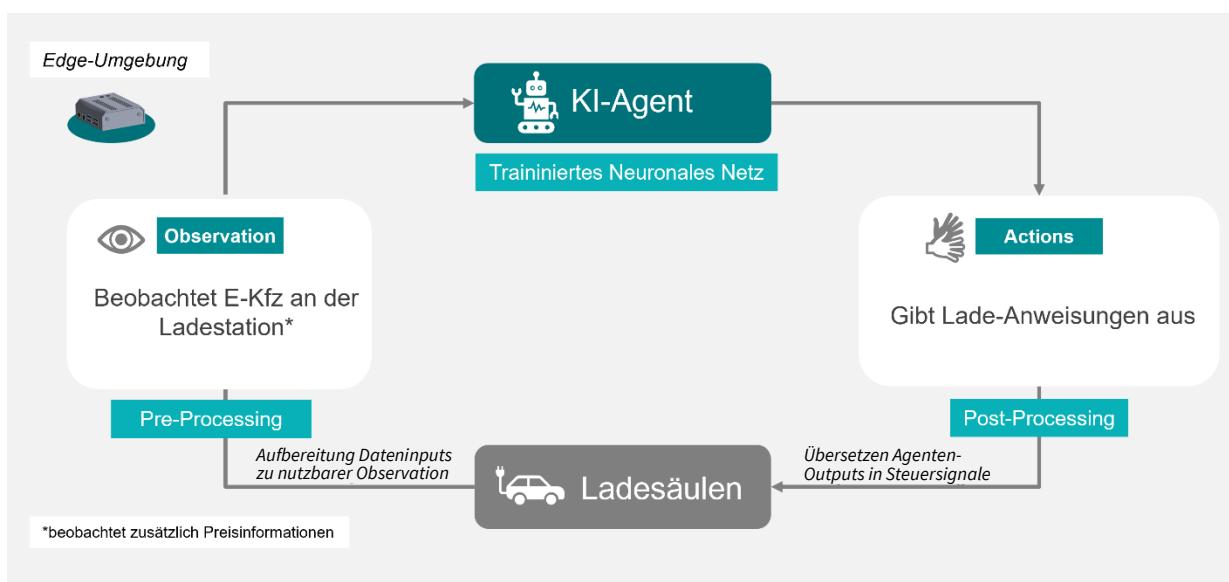


Abbildung 16: Interaktion des KI-Agenten mit der Ladesäule auf dem Edge-Device (Quelle: Eigene Abbildung)

Während das KI-Training in der Cloud auf historischen und synthetischen Daten basiert, weist die operative Edge-Umgebung drei wesentliche Unterschiede auf:

1. **Adaptive Strategieanpassung durch Echtzeitdaten**

Der KI-Agent erhält alle 15 Minuten aktualisierte Betriebsdaten von angeschlossenen Assets (z. B. Ladestationen, PV-Erzeugung) über die GLT sowie Informationen externer Marktteilnehmer. Diese Daten umfassen unter anderem aktuelle Ladeleistungen, Steuersignale nach §14a EnWG und

Preisinformationen des Lieferanten. Auf Basis dieser Beobachtungen passt der Agent seine Steuerlogik an, jedoch ohne ein Neutraining des neuronalen Netzes, da ausschließlich die vortrainierten Logiken verwendet werden.

2. **Entkopplung von Belohnungsfunktion und Betrieb**

Im Gegensatz zum Cloud-Training, bei dem eine multidimensionale Belohnungsfunktion (z. B. Stromkosten, netzorientierte Steuerung, Nutzerkomfort) das Lernen steuert, erfolgt im Edge-Betrieb ausschließlich die Anwendung des trainierten Modells. Die Bewertungslogik wirkt somit nur indirekt über die vortrainierte Policy.

3. **Iterative Praxisvalidierung**

Labor- und Feldtests zeigen in der Regel systematische Abweichungen zwischen den simulierten Trainingsdaten und dem realen Anlagenverhalten. Beispiele hierfür sind unterschiedliche Ladecharakteristika verschiedener Fahrzeughersteller sowie die Mindestladeleistung von 4,2 kW.

Diese Ergänzungen verdeutlichen den hybriden Ansatz, der cloudbasiertes Training mit praxisadaptivem Edge-Betrieb kombiniert – ein Merkmal, das für KI-gestützte EMS typisch ist.

8 Labor- und Feldtests

Die Labor- und Feldtests des Projekts wurden in mehreren aufeinander aufbauenden Ausbaustufen durchgeführt, um die Funktionalität und Effektivität des KI-basierten Steuerungsalgorithmus unter verschiedenen Bedingungen zu validieren. Jede Stufe brachte eine zunehmende Komplexität und Integration zusätzlicher Systemkomponenten mit sich.

Pre-Tests:

Im Rahmen der Pre-Tests wurde zunächst eine Reihe von Funktions- und Steuerungstests mit den Ladesäulen durchgeführt, ohne den KI-Agenten einzusetzen. Ziel dieser Tests war es, das Verhalten der Ladesäulen zu evaluieren und zu prüfen, ob ein Feintuning oder eine Kalibrierung des KI-Agenten im Training erforderlich war.

Im nächsten Schritt wurden erste Versuchsdurchläufe mit einem initial trainierten Agenten unternommen. Hierbei lag der Fokus nicht auf der Optimierungsqualität, sondern auf der Erprobung der gesamten Prozesskette sowie der Datenübertragungswege. Dieser Ansatz diente der Stabilisierung des Systems und der Identifizierung sowie Behebung potenzieller Fehlerquellen.

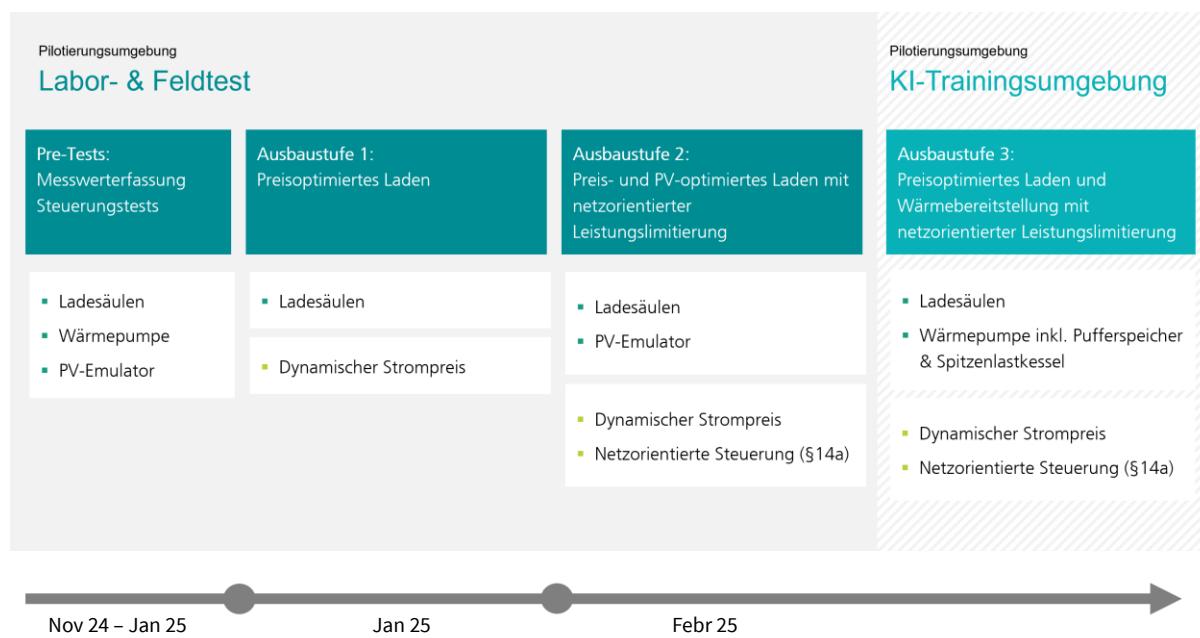


Abbildung 17: Ablauf der Labor- und Feldtests in der jeweiligen Ausbaustufe inklusive der dazugehörigen Vor-Tests (Quelle: Eigene Abbildung)

Ausbaustufe 1:

In der ersten Ausbaustufe kam der KI-Agent erstmals zum Einsatz, um das preisoptimierte Laden von Elektrofahrzeugen mit ausschließlichem Netzbezug zu realisieren. Dabei standen ausschließlich marktliche Preissignale und zeitvariable Netzentgelte nach §14a EnWG (Modul 3) im Fokus (vgl. Kapitel 7.2.2). Eine Integration von Eigenstromerzeugung durch PV oder eine explizite netzorientierte Steuerung waren in dieser Phase nicht vorgesehen. Die Tests erfolgten sowohl an realen Ladesäulen als auch unter Einsatz eines Lade-Emulators im virtuellen Labor. Das Ziel bestand darin, die vom KI-Agenten erlernte Fähigkeit zur kosteneffizienten Steuerung der Ladezeiten im Feld unter realen Bedingungen zu demonstrieren.

Ausbaustufe 2:

Diese Stufe knüpfte an die erste Ausbaustufe an und ergänzte das System um einen PV-Emulator mit 24 kWp Nennleistung. Der Fokus lag auf der Optimierung des Eigenverbrauchs und der gezielten Nutzung dynamischer Strompreise. Ein weiteres wesentliches Merkmal der zweiten Ausbaustufe war die aktive Einbindung von Steuersignalen gemäß §14a EnWG – sowohl präventiv als auch ad hoc (vgl. Kapitel 7.2.3). Diese wurden sowohl im Trainingsprozess des KI-Agenten berücksichtigt als auch durch eine ergänzende regelbasierte Logik verarbeitet, die bei Bedarf eine unmittelbare Limitierung der Ladeleistung je Ladesäule umsetzt.

Ausbaustufe 3:

Die abschließende Phase des Projekts erhöhte die Komplexität des KI-Modells durch die Integration der Wärmeversorgung des Pilotgebäudes. Diese Komplexität ergibt sich sowohl aus der Vielzahl der Inputgrößen als auch aus der indirekten Steuerung, die über die Regelung der Vorlauftemperatur im Pufferspeicher sowie die Soll-Rauminnentemperatur erfolgt. Zudem stellt die thermodynamische Trägheit, die durch die Gebäudemasse bedingt ist, einen weiteren Einflussfaktor dar. Aufgrund der begrenzten Projektlaufzeit konnte das KI-Modell jedoch nicht den erforderlichen Reifegrad erreichen, um im Rahmen von Feldversuchen demonstriert zu werden. Stattdessen wurde ein vertiefter Blick in die KI-Trainingsumgebung geworfen, um das Verhalten des Modells unter diesen erweiterten Bedingungen umfassend zu analysieren. Die Trainingsumgebung simulierte realitätsnah die Interaktion zwischen Wärmebedarf und Ladeanforderungen, wobei dynamische Preissignale sowie mögliche Leistungslimits seitens der Netzbetreiber berücksichtigt wurden. Um das Verhalten des KI-Agenten auf dynamische Preissignale besser nachzuvollziehen zu können, wurde die PV-Anlage in dieser Ausbaustufe deaktiviert.

Dieser iterative Ansatz erlaubte es, den KI-Agenten schrittweise zu verfeinern und seine Leistungsfähigkeit in zunehmend komplexen Szenarien zu testen. Die Ergebnisse aus den Labor- und Feldtests lieferten wertvolle Erkenntnisse für die Implementierung von KI-gestützten Optimierungen in NWG, insbesondere unter Berücksichtigung der Infrastruktur des iMSys(+).

9 Ergebnisse und Diskussion

Das folgende Kapitel bietet eine umfassende Darstellung der zentralen Resultate des Projekts und deren Bewertung im Hinblick auf die gesteckten Ziele. Im ersten Teil des Kapitels wird die Erfassung der Messwerte aus dem iMSys sowie deren Übermittlung über die GLT bzw. ein KI-Edge-Device und das Backend des MSB untersucht. Dabei steht die technische Umsetzung der Datenflüsse im Vordergrund.

Im zweiten Abschnitt wird die Auswertung des Feldtests zum intelligenten Laden von Elektrofahrzeugen beschrieben. Hierbei liegt der Fokus auf der Nutzung dynamischer Preissignale in Kombination mit netzorientierter Steuerung, um die Potenziale einer Lastverschiebung im realen Betrieb zu analysieren.

Abschließend widmet sich das Kapitel den Ergebnissen aus der KI-Trainingsumgebung, insbesondere der Optimierung der Wärmeversorgung. Dabei werden Zielkonflikte in der Belohnungsfunktion untersucht, um ein ausgewogenes Verhältnis zwischen Effizienz, Komfort und Kosten zu erreichen. Die Diskussion ordnet die Ergebnisse in den Gesamtkontext ein und beleuchtet sowohl Chancen als auch Herausforderungen für eine breitere Anwendung der entwickelten Ansätze.

9.1 Messwerterfassung aus dem intelligenten Messsystem

Die iMSys haben während der Testzeiträume verschiedene Metering-Leistungen erbracht. Zum einen wurde ein maschinenlesbarer Abruf von Live-Zählerständen am HAN-Port des zugehörigen SMGWs ermöglicht. Zum anderen erfolgte die Tarifierung gemäß TAF 7, bei der die Zählerstandszeitreihen mit einer Auflösung von 15 Minuten über einen Zeitraum von 24 Stunden erfasst und anschließend am Folgetag an das Meter-Data-Management-System (MDM) des wMSB Teleseo übermittelt wurden.

Das KI-EMS auf dem Edge-Device hat die Live-Zählerstände aus dem Wandlerzähler an der Wärmepumpe über die HAN-Schnittstelle des SMGW alle 30 Sekunden abgerufen, um den elektrischen Verbrauch der Wärmepumpe als Beobachtungsgröße zu verfolgen. Zusätzlich wurde die thermische Leistung der Wärmepumpe über einen Wärmemengenzähler erfasst, der in der GLT integriert ist und von dort via BACnet ausgelesen wurde. Ein Vergleich der Verläufe von elektrischer und thermischer Leistung zeigt eine hohe Übereinstimmung. Besonders deutlich ist das Taktenspiel zwischen dem Betrieb der ersten Verdichterstufe (ein Verdichter aktiv) und der zweiten Verdichterstufe (beide Verdichter parallel in Betrieb) erkennbar (siehe Abbildung 18).

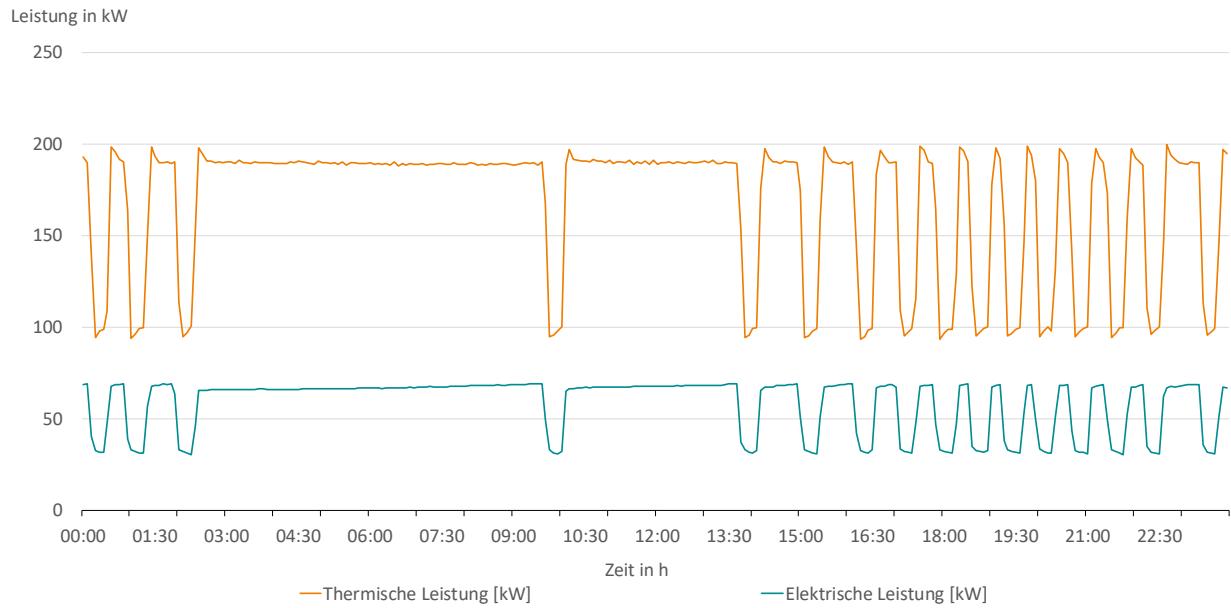


Abbildung 18: Gegenüberstellung der über die HAN-Schnittstelle des SMGW erfassten elektrischen Wirkleistung und der gemessenen thermischen Leistung der Wärmepumpe (Quelle: Eigene Abbildung)

Des Weiteren wurde eine TAF 7-Tarifierung für die Messstellen an der Wärmepumpe sowie an den Ladesäulen 1 und 2 vorgenommen. Abbildung 19 zeigt den Lastgang der Wärmepumpe zwischen dem 24. und 27. Februar 2025. Wie erwartet ist die Granularität der Daten im 15-Minuten-Raster recht grob. Diese Granularität ist jedoch ausreichend für die Verwendung der Daten zu Abrechnungs- und Bilanzierungszwecken. Der Lastgang in Abbildung 19 zeigt die zweistufige Leistungsaufnahme der Wärmepumpe. Der Betrieb der zweiten Stufe erfolgt häufig nur teilweise in einem 15-Minuten-Intervall, weshalb die entsprechenden Mittelwerte häufig zwischen den Leistungen der ersten und zweiten Stufe liegen.

Die quantitative Analyse der TAF 7-Daten ergab für die Wärmepumpe des Pilotgebäudes einen Verbrauch von etwa 34.600 kWh innerhalb eines 30-Tage-Zeitraums im Januar und Februar. Hochgerechnet entspricht dies einem Jahresverbrauch von über 100.000 kWh. Gemäß den Anforderungen des Moduls 3 („zeitvariable Netzentgelte“) nach Beschluss BK8-22/010-A der BNetzA – detailliert erläutert in Kapitel 4.2.1 – darf der jährliche Verbrauch einer steuerbaren Verbrauchseinrichtung den Grenzwert von 100.000 kWh pro Jahr nicht überschreiten. Da dieser Grenzwert im vorliegenden Fall überschritten wird, ist eine operative Inanspruchnahme des Moduls 3 für die Wärmepumpe des Pilotgebäudes nach aktuellem Stand ausgeschlossen. Eigentümerinnen und Eigentümern von NWG mit vergleichbaren Wärmepumpenanlagen wird empfohlen, die individuelle Anwendbarkeit des Moduls 3 gemäß §14a EnWG im Vorfeld regulatorisch prüfen zu lassen. Im weiteren Projektverlauf wurde §14a EnWG dennoch angewendet, um die netzorientierten Steuersignale sowie zeitvariable Netzentgelte zu erproben.

Für die Ladestationen des Pilotgebäudes wurde hingegen festgestellt, dass die Voraussetzungen für die Nutzung des Moduls 3 erfüllt wären, da ihr jährlicher Verbrauch nach eigenen Abschätzungen unterhalb der festgelegten Grenze liegen würde.

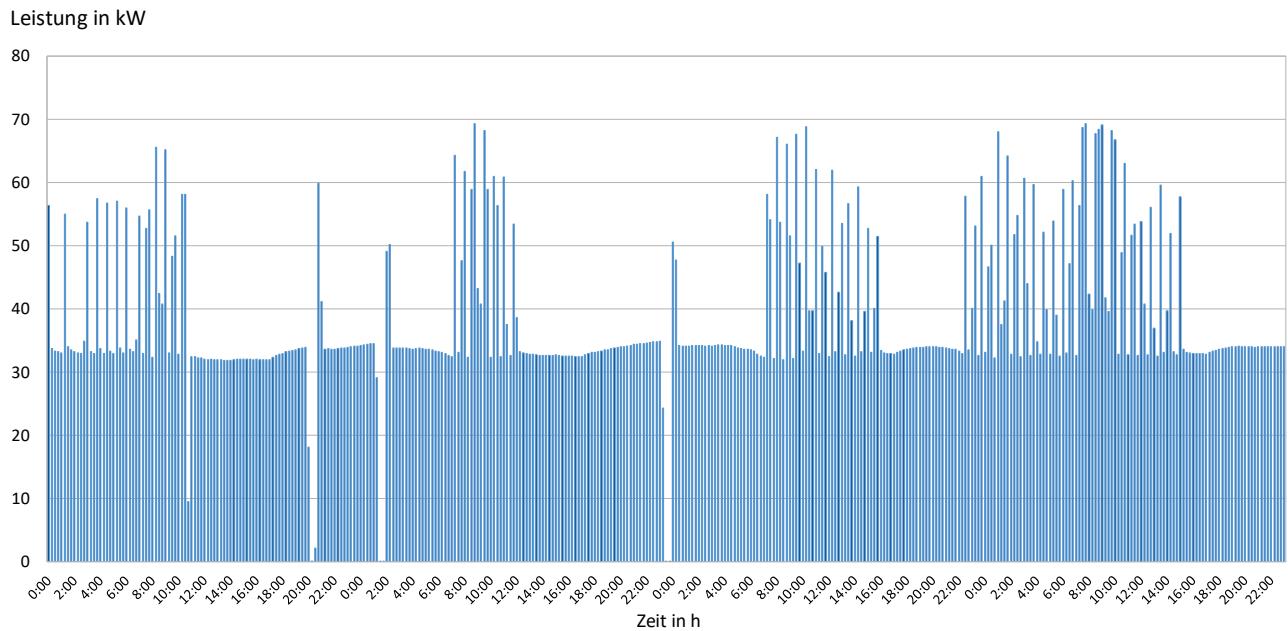


Abbildung 19: Lastprofil der Wärmepumpe auf Basis von TAF 7-Daten aus dem Meter-Data-Management (MDM) des wMSB Teleseo im Zeitraum 24.–27.02.2025 mit 15-Minuten-Auflösung (Quelle: Eigene Abbildung)

9.2 Auswertung der Feldtests mit Schwerpunkt intelligentes Laden

Im Rahmen der Feldtests wurden zunächst eine Reihe von Vortests durchgeführt, um das spezifische Verhalten der eingesetzten Ladesäulen und angeschlossenen Elektrofahrzeuge detailliert zu analysieren. Ziel dieser Vortests war es, potenzielle Auffälligkeiten und technische Restriktionen zu identifizieren, die für das Training und die Optimierung des KI-basierten Steuerungsalgorithmen berücksichtigt werden mussten. Aufbauend auf diesen Erkenntnissen erfolgten die eigentlichen Feldtests in zwei Ausbaustufen: 1) intelligentes Laden ausschließlich Netzbezug anhand dynamischer Preissignale und 2) zusätzliche Berücksichtigung der PV-Anlage und §14a EnWG-Steuersignalen.

Pre-Tests:

Die Ergebnisse des ersten Vortests mit Fahrzeug A, in dem das Ladeverhalten bei variabler Soll-Ladeleistung untersucht wurde, sind in Abbildung 20 dargestellt. Dort zeigt sich ein differenziertes Verhalten: Das Fahrzeug akzeptiert beispielsweise eine Ladeleistung von 0 kW, wodurch der Ladevorgang vollständig unterbrochen wird (11:42 Uhr). Die tatsächlich abgerufene Ladeleistung bleibt stets um 0,3 bis 0,7 kW unterhalb der eingestellten Maximalwerte. Überschreitet die Soll-Leistung den Schwellenwert von 4,14 kW, wird der Ladevorgang automatisch wieder aufgenommen (11:43 Uhr). Im Bereich zwischen 4,14 kW und 11 kW lässt sich die Ladeleistung zudem in relativ feinen Abstufungen von etwa 1 kW regulieren (11:27–11:35 Uhr). Das ursprüngliche KI-Trainingsmodell ging von einer stufenlosen Ansteuerung aus und wurde nach diesen Beobachtungen entsprechend angepasst. Zu beachten ist außerdem eine gewisse Latenz zwischen Soll- und Ist-Wert, die auf die zeitliche Auflösung von 30 Sekunden in der Datenerfassung zurückzuführen ist. An dieser Stelle konnte zudem bereits eine initiale Ladespitze um 11:14 Uhr beobachtet werden. Die Gründe hierfür sind im Abschnitt „Ausbaustufe 1: Preisoptimiertes Laden“ mit Verweis auf Abbildung 22 erläutert.

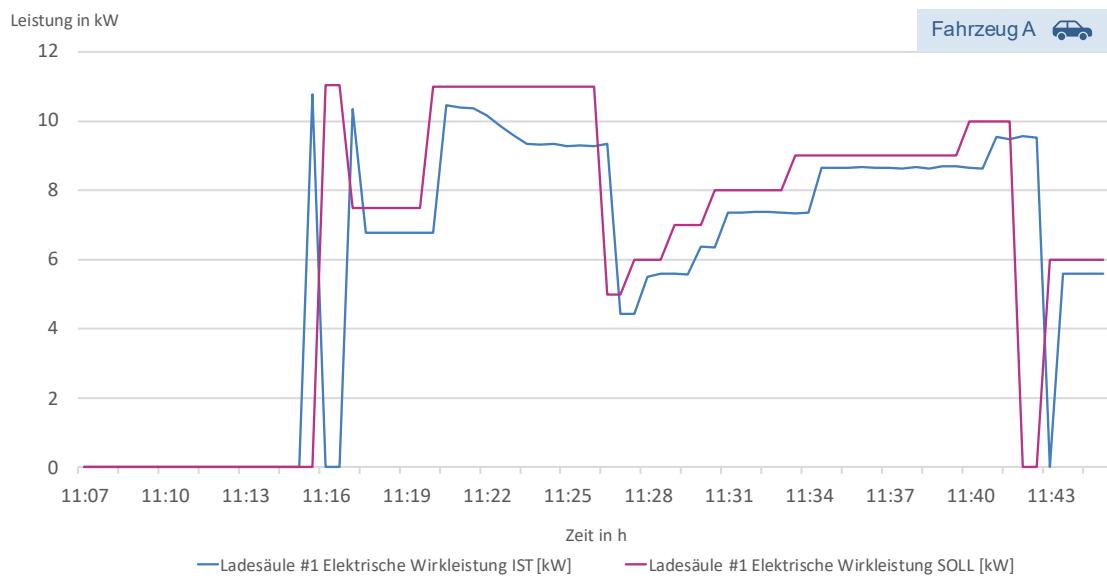


Abbildung 20: Steuerungstest mit einem realen E-Fahrzeug (Fahrzeug A) (Quelle: Eigene Abbildung)

Die Ergebnisse des zweiten Tests mit Fahrzeug B, der die Steuerbarkeit der Ladeleistung bei diesem Fahrzeugmodell untersuchte, sind in Abbildung 21 visualisiert. Dabei zeigt sich, dass die tatsächliche Ladeleistung – ähnlich wie bei Fahrzeug A – stets unterhalb der eingestellten Maximalwerte bleibt, wenn auch in geringerem Ausmaß. Im Unterschied zu Fahrzeug A weist Fahrzeug B jedoch eine deutlich höhere Latenz auf: Die vollständige Aktivierung des Ladevorgangs erfolgt erst nach einer Verzögerung von mehr als 30 Sekunden. Die Leistungssteuerung arbeitet grundsätzlich effektiv, allerdings startet der Ladevorgang erst ab einer Soll-Mindestleistung von 4,5 kW. Wird dieser Wert unterschritten, erfolgt eine Abregelung auf 0 kW (8:46 Uhr). Dieser Aspekt ist insbesondere im Hinblick auf mögliche netzorientierte Steuersignale im Kontext von §14a EnWG relevant.

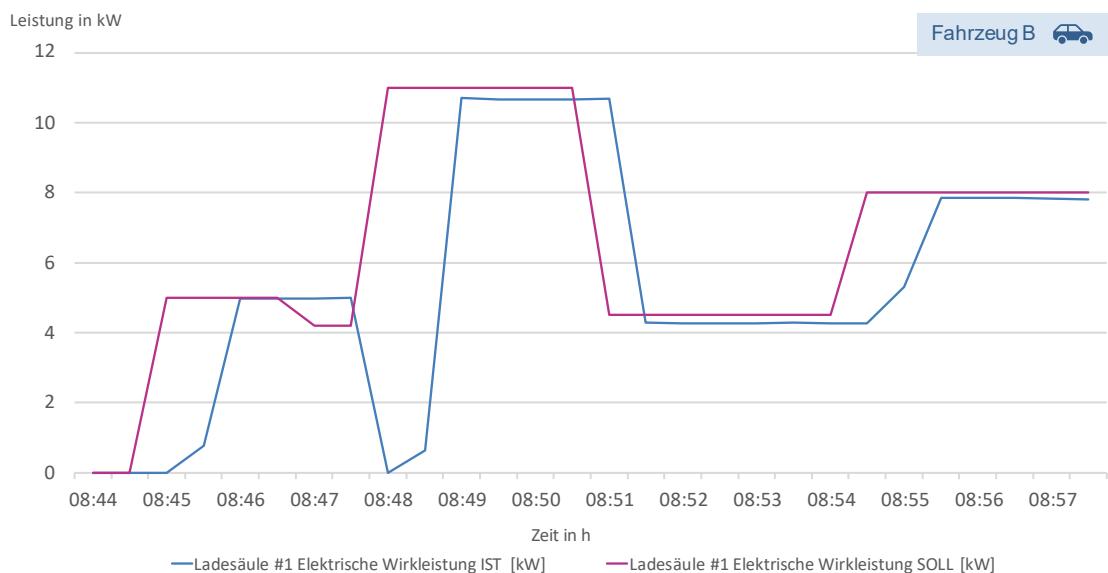


Abbildung 21: Vor-Test mit verschiedenen Steuersignalstufen mit einem weiteren E-Fahrzeug (Fahrzeug B) (Quelle: Eigene Abbildung)

Diese Vortests lieferten wichtige Erkenntnisse über das Ladeverhalten verschiedener Elektrofahrzeugmodelle und bildeten eine solide Grundlage für die Weiterentwicklung und Optimierung des KI-basierten Steuerungsalgorithmus für das intelligente Laden von E-Fahrzeugen. Die gewonnenen Daten zum realen Fahrzeugverhalten ermöglichen eine präzisere Anpassung der Steuerungsstrategien an die spezifischen Eigenschaften unterschiedlicher E-Fahrzeugtypen.

Ausbaustufe 1: Preisoptimiertes Laden

Nach den erfolgreichen Vortests wurde die erste Ausbaustufe des Feldtests implementiert, die sich auf preisoptimiertes Laden bei ausschließlichem Netzbezug konzentrierte (vgl. Abbildung 22). In dieser Phase erfolgte die Optimierung durch die KI-Komponenten auf dem Edge-Device ausschließlich basierend auf dem dynamischen Stromtarif, der von Ostrom bereitgestellt wurde und um das angesetzte variable Netzentgelt ergänzt wurde. Abbildung 10 auf S. 35 visualisiert die Summe beider Preiskomponenten als dynamischen Strompreis. Eine mögliche netzorientierte Steuerung nach §14a EnWG findet erst in Ausbaustufe 2 Anwendung.

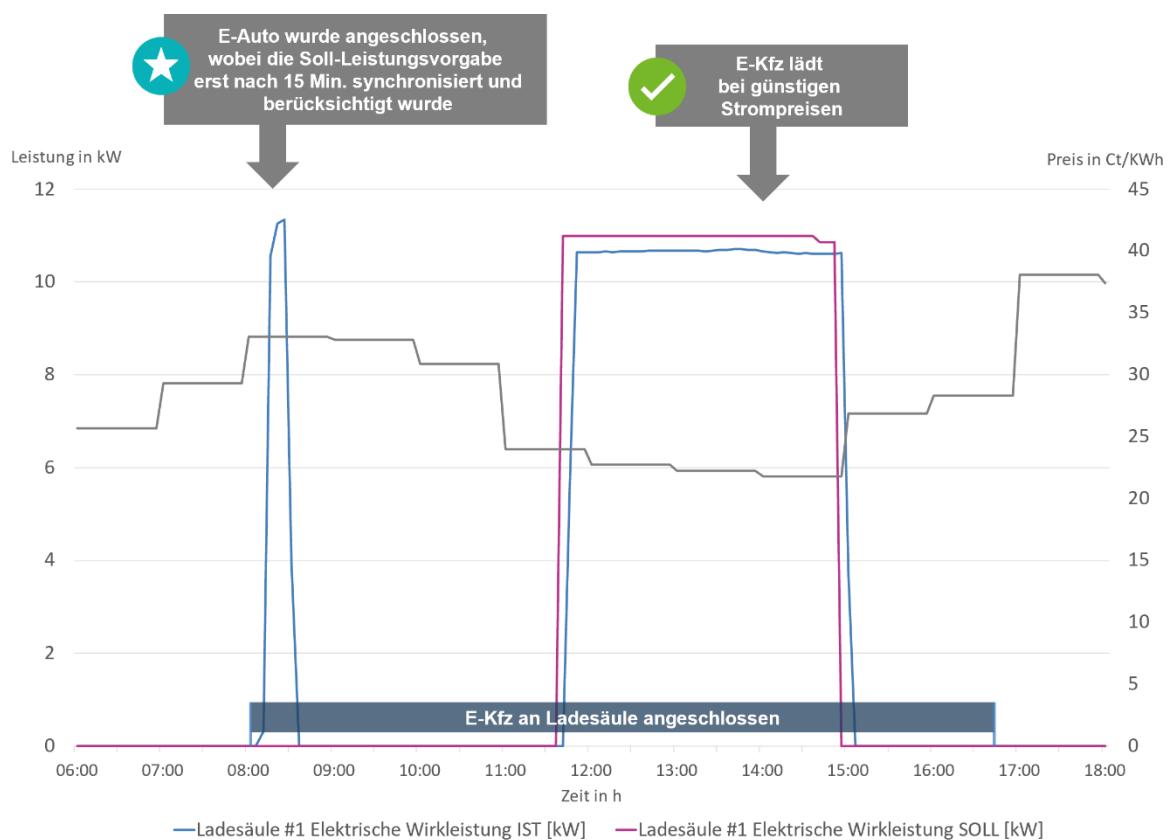


Abbildung 22: Erster Feldtest des KI-gestützten Steuerungsalgorithmus in der initialen Ausbaustufe des preisoptimierten Ladens von Elektrofahrzeugen (Ladezeitfenster ca. 11:45–15:00 Uhr) auf Basis dynamischer Strompreissignale am Pilotstandort
(Quelle: Eigene Abbildung)

Die Ergebnisse dieser Ausbaustufe zeigen deutliche Fortschritte in Richtung eines kosteneffizienten Ladevorgangs. Das Elektrofahrzeug lädt vorwiegend zu Zeiten günstiger Preise, was die Effektivität des KI-gesteuerten Algorithmus unterstreicht. Auffällig ist jedoch, dass der KI-Agent den exakten Ladebedarf des Fahrzeugs nicht kennt. Dies manifestiert sich darin, dass zum Zeitpunkt der Trennung von der Wallbox keine typische Abregelung der Ladeleistung im Sinne eines sukzessiven Abflachens der Ladekurve erkennbar ist, wie sie bei Annäherung an eine Vollladung durch das Batteriemanagementsystem (BMS) des Fahrzeugs normalerweise

zu beobachten wäre. Stattdessen endet der Ladevorgang abrupt, sobald das von der KI vorgegebene Ende des Ladezeitfensters erreicht ist. Dies deutet darauf hin, dass der Algorithmus im Training von einer kleineren Batteriekapazität ausgegangen ist als tatsächlich im Fahrzeug vorhanden war. Das Fahrzeug hätte demnach bei entsprechender Freigabe noch weitergeladen bzw. früher damit begonnen und dabei den für Lithium-Ionen-Batterien typischen Tapering-Effekt¹⁵ gezeigt. Dennoch konnte das Fahrzeug mehr als 35 kWh beziehen, was auf ein umfangreiches Laden zu günstigen Tarifzeiten hindeutet.

In der ersten Ausbaustufe zeigte sich ein zentrales Optimierungspotenzial an der Schnittstelle zwischen EMS und Ladesäule. Das vom KI-EMS vorgegebene Ladezeitfenster (entspricht der Zeitreihe „Ladesäule #1 Elektrische Wirkleistung SOLL“) wird in 15-Minuten-Intervallen aktualisiert, wobei die Ladesäule diese Leistungsvorgabe nur bei aktivem Ladevorgang akzeptiert. Dadurch lädt das Fahrzeug nach dem Einsticken zunächst mit voller Leistung bis zum Ablauf der ersten vollen Viertelstunde, bevor die Begrenzung durch das EMS greift. Dieses Verhalten ist in Abbildung 22 deutlich an der ausgeprägten Lastspitze nach Fahrzeugankunft zu erkennen (8:15 Uhr). Die Beobachtung verdeutlicht die Notwendigkeit, die Kommunikations- und Steuerungsintervalle zwischen EMS und Ladeinfrastruktur besser zu synchronisieren, um unerwünschte Lastspitzen zu vermeiden.

Die erste Ausbaustufe demonstriert somit nicht nur die grundsätzliche Funktionsfähigkeit des KI-basierten Steuerungsalgorithmus für preisoptimiertes Laden, sondern zeigt auch, dass eine realitätsnähere und nutzerorientierte Optimierung durch die Integration fahrzeugspezifischer Informationen wie State of Charge (SoC), tatsächlicher Batteriekapazität und Ladebedarf möglich wäre.

Ausbaustufe 2: Preis- und PV-optimiertes Laden mit netzorientiertem Steuereingriff

In der Ausbaustufe 2 wurde das intelligente Laden von E-Kfz unter Berücksichtigung sowohl dynamischer Strompreise als auch der lokalen PV-Erzeugung sowie netzorientierter Steuersignale gemäß §14a EnWG untersucht. Abbildung 23 zeigt das Ladeverhalten eines E-Kfz an einem exemplarischen Tag im Feldtestmonat Februar. Das Fahrzeug wird vorrangig in Zeitfenstern geladen, in denen die PV-Anlage eine höhere Leistung erzeugt als für den Ladevorgang benötigt wird. Diese Ladefenster liegen im betrachteten Zeitraum überwiegend zwischen 9:30 Uhr und 16:00 Uhr und spiegeln damit typische PV-Erzeugungsprofile in den Wintermonaten wider.

Auffällig ist zudem, dass diese Zeiträume größtenteils mit den Phasen günstiger Strompreise korrelieren, die an den jeweiligen Testtagen meist zwischen 11:00 Uhr und 15:00 Uhr lagen. Für den KI-Agenten ergibt sich daraus die Möglichkeit, das Lademanagement sowohl an den wirtschaftlichen Rahmenbedingungen des Strommarkts als auch an der lokalen Erzeugung auszurichten. Da bei ausreichender Sonneneinstrahlung aus Sicht des KI-Agenten die PV-Erzeugung als „kostenloser“ Strombezug bewertet wird, verliert der dynamische Strompreis in diesen Zeitfenstern an Relevanz. An Tagen mit geringer PV-Erzeugung gewinnt hingegen der Strompreis wieder an Relevanz. Eine Rückkopplung des Steueralgorithmus mit dem tatsächlichen Strombezug am Netzanschlusspunkt zur Optimierung des Eigenverbrauchs des gesamten NWG wäre in diesem Kontext sinnvoll gewesen, wurde im Rahmen des Projekts jedoch nicht umgesetzt.

¹⁵ Der sogenannte Tapering-Effekt beschreibt das typische Verhalten, dass die Ladeleistung eines Elektrofahrzeugs gegen Ende des Ladevorgangs deutlich abnimmt, um die Batterie zu schonen und eine Überladung zu vermeiden.

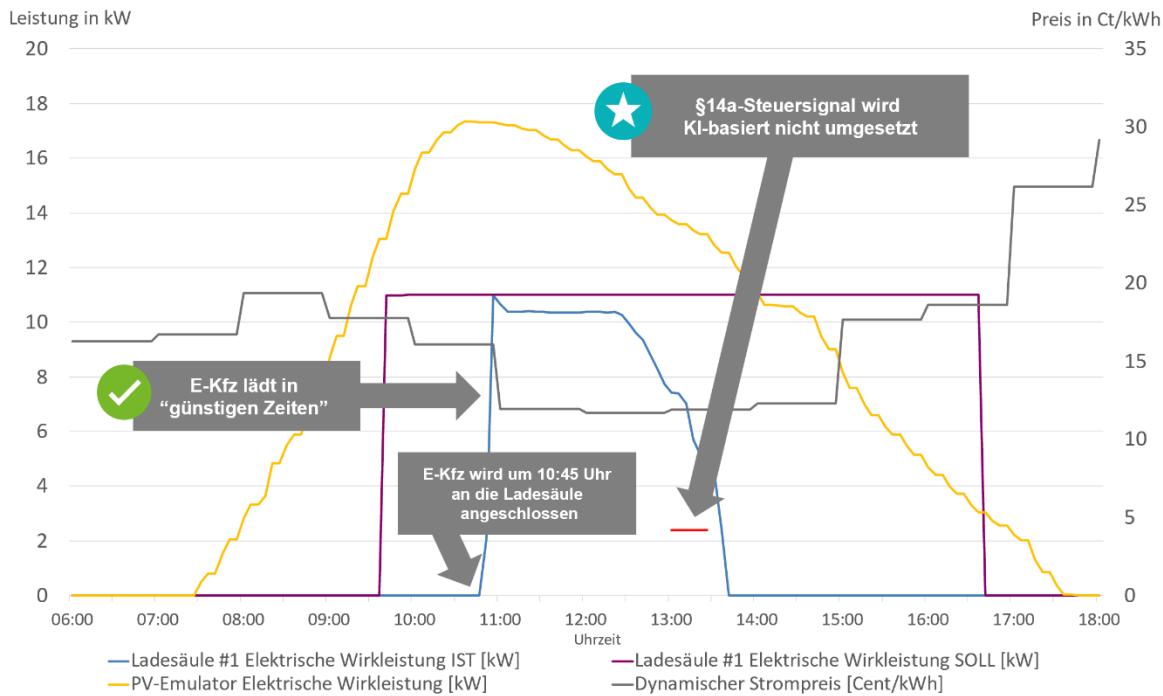


Abbildung 23: Feldtest des intelligenten Ladens in Ausbaustufe 2: Einsatz eines KI-Agenten für ein E-Kfz unter Einbindung eines PV-Emulators und netzorientierter Steuerung nach §14a EnWG – der KI-Agent reagiert nicht auf das übermittelte Steuersignal (Quelle: Eigene Abbildung).

Im Hinblick auf die netzorientierte Steuerung wurde der KI-Agent im Trainingsprozess gezielt mit Steuersignalen nach §14a EnWG konfrontiert, um die Reaktionsfähigkeit auf kurzfristige netzseitige Anforderungen zu überprüfen. Im Feldtest zeigte sich jedoch, dass der KI-Agent nur in Einzelfällen proaktiv auf Ad-hoc-Signale des Netzbetreibers reagierte. Siehe dazu auch die Nicht-Reaktion des KI-Algorithmus auf die netzorientierte Steuerung in Abbildung 23. Um die Konformität mit §14a EnWG, die zugehörige Nachweispflicht sowie die Praxistauglichkeit des Systems sicherzustellen, wurde das EMS im weiteren Projektverlauf um eine ergänzende regelbasierte Logik erweitert. Diese Logik gewährleistet, dass bei Vorliegen eines §14a EnWG-Signals die maximal zulässige Ladeleistung innerhalb des jeweiligen Ladezeitfensters je Ladesäule automatisch reduziert wird. Dadurch konnte eine verlässliche und gesetzeskonforme Umsetzung netzseitiger Steueranforderungen sichergestellt werden, ohne die grundlegenden Optimierungsziele des KI-basierten Lademanagements zu beeinträchtigen.

Bei der detaillierten Auswertung der Ladevorgänge zeigte sich zudem, dass einzelne Ladevorgänge teilweise zu früh initiiert wurden. Infolgedessen konnten nicht immer die günstigsten Strompreisphasen beziehungsweise die Spitzen der PV-Erzeugung optimal ausgenutzt werden. Diese suboptimale Steuerung ist darauf zurückzuführen, dass der KI-Agent von einem fest hinterlegten Ladebedarf ausgeht, während der tatsächliche Ladebedarf des Fahrzeugs im Realbetrieb variieren kann. Die daraus resultierende Diskrepanz führt dazu, dass die Ladestrategie nicht immer optimal an die realen Anforderungen angepasst ist. Eine potenzielle Lösung für diese Herausforderung wäre die Integration des jeweils aktuellen Ladebedarfs des Fahrzeugs als zusätzliche Entscheidungsgrundlage für den KI-Agenten.

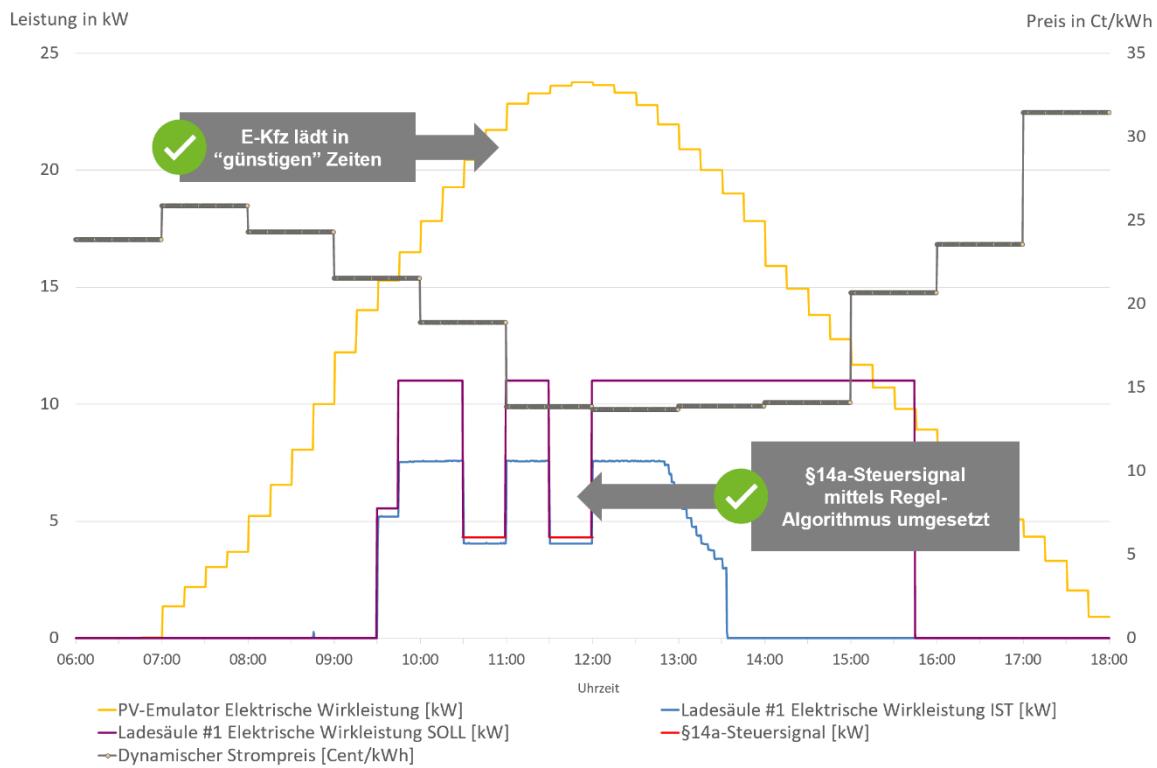


Abbildung 24: Feldtest des intelligenten Ladens in Ausbaustufe 2: Ergänzung eines regelbasierten Algorithmus für ein E-Kfz unter Einbindung eines PV-Emulators und netzorientierter Steuerung nach §14a EnWG – erfolgreiche Leistungsreduktion auf 4,2 kW bei Vorliegen eines Steuersignals (Quelle: Eigene Abbildung).

Neben den bereits beschriebenen Herausforderungen beim Ladezeitpunkt zeigte sich auch beim Leistungsverhalten zu Beginn eines jeden Ladevorgangs Optimierungspotenzial. Wie bereits in der ersten Ausbaustufe beobachtet, trat direkt nach dem Anstecken des Fahrzeugs ein initial erhöhter Leistungsabruf der Ladesäule auf. Diese Problematik ist in Abbildung 22 an der ausgeprägten Lastspitze nach Fahrzeugankunft deutlich erkennbar. Im weiteren Projektverlauf wurde das System gezielt weiterentwickelt. Durch Anpassungen am OCPP-Kommunikationstreiber und die Synchronisierung der Steuerbefehle mit dem Verbindungsaufbau konnte dieses Verhalten erfolgreich behoben werden. Die Wirksamkeit dieser Optimierung zeigt sich in den späteren Feldtests, insbesondere in Abbildung 24. Dort ist aufgrund der Systemanpassung nur noch eine marginale Lastspitze aufgrund kommunikationstechnischer Latenz erkennbar. Zudem wurde in dieser Ausbaustufe eine regelbasierte Logik zur Umsetzung der §14a EnWG-Vorgaben integriert, wodurch im Aktivierungsfall eine direkte Leistungsbegrenzung auf 4,2 kW erfolgt.

Bei der Analyse des Steuerungsverhaltens zeigte sich, dass der KI-Agent überwiegend ein binäres Schaltverhalten bevorzugt: Er gibt entweder die volle Soll-Ladeleistung je Ladesäule von 11 kW frei oder setzt die Ladeleistung auf 0 kW. Die Entscheidung für dieses Verhalten wurde im Trainingsprozess vom KI-Agenten selbst getroffen. In einzelnen Situationen ist zwar eine kurzzeitige Anpassung der Ladeleistung – also eine feinere Abstufung zwischen 0 und 11 kW – erkennbar, dies stellt jedoch die Ausnahme dar und ist nicht als Regelbetrieb zu werten. Im Fall eines §14a EnWG-Steuersignals wird – wie in Abbildung 24 sichtbar – regelbasiert ein Leistungslimit von 4,2 kW pro Ladesäule gesetzt, das unabhängig von der KI-Entscheidung greift.

Zu beachten ist in Abbildung 24 außerdem, dass die Ladesäule zwar eine maximale Ladefreigabe von 11 kW erhielt, das eingesetzte Fahrzeug technisch jedoch nur mit maximal 7,4 kW (zweiphasig) laden konnte. Die

tatsächlich abgerufene Ladeleistung lag somit unter dem durch das EMS freigegebenen Wert und wurde durch die fahrzeugseitige Begrenzung bestimmt.

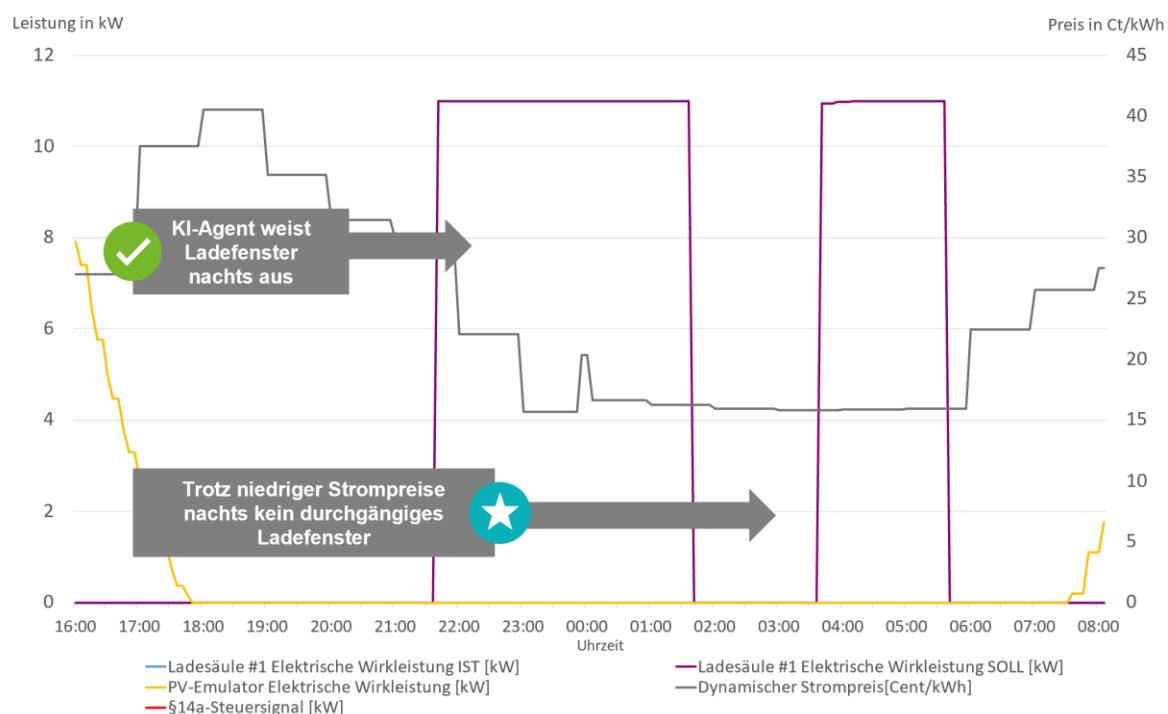


Abbildung 25: Nächtliches Ladefenster zu günstigen Strompreisen: Der KI-Agent identifiziert eigenständig Zeiträume niedriger Strompreise, weist das Ladefenster jedoch mit erkennbaren Unterbrechungen und nicht durchgängig aus (Quelle: Eigene Abbildung)

Im Rahmen der Feldtests zeigte sich in den Nachtstunden eine interessante Eigenschaft des KI-Agenten: Obwohl das nächtliche Laden im ursprünglichen Trainingsdatensatz als auch in den Feldtest nicht explizit vorgesehen war und die KI hierfür keine spezifische Optimierungsstrategie erlernen sollte, übertrug der Algorithmus die im Tagesverlauf gewonnenen Erkenntnisse über günstige Strompreise und Ladezeiten eigenständig auf die Nachtstunden. Wie in Abbildung 25 dargestellt, wurden so auch in der Nacht Ladefenster zu niedrigen Preisen identifiziert und genutzt. Allerdings erfolgte dies mit Unterbrechungen im Ladeverlauf und einer geringeren Präzision bei der Ausnutzung der niedrigsten Strompreise. Dies ist vermutlich darauf zurückzuführen, dass der KI-Agent während des Trainings nur Fahrzeuge tagsüber beobachtet hat und dementsprechend nur zu diesen Zeiten mit Belohnungen konditioniert wurde. Dieses Verhalten verdeutlicht dennoch die Adaptionsfähigkeit des KI-Agenten, der in der Lage ist, sein Steuerungsverhalten flexibel auf bislang unbekannte Situationen zu übertragen.

Diese zweite Ausbaustufe des Feldtests demonstriert die fortschreitende Entwicklung und Verfeinerung des KI-basierten Lademanagements. Die Integration von PV-Leistung und die Berücksichtigung von §14a-Signalen stellen wichtige Schritte in Richtung eines ganzheitlichen, d. h. markt- und netzorientierten, Ladekonzepts dar. Allerdings zeigt sich, dass das volle Potenzial der KI erst durch eine sektorübergreifende Optimierung ausgeschöpft werden kann. Während die wirtschaftlichen Vorteile des intelligenten Ladens auf Basis dynamischer Strompreis-Signale auch mit regelbasierten Ansätzen zu erschließen sind, ermöglicht die KI eine komplexere, sektorübergreifende Optimierung. Für zukünftige Untersuchungen bietet sich insbesondere

die Einbeziehung der Wärmeversorgung und Wärmepumpen an, die im KI-Training bereits analysiert wurden, aber im Rahmen der Feldtests nicht mehr erprobt werden konnten.

9.3 Analysen aus dem KI-Training mit Schwerpunkt Wärmeversorgung

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse des KI-basierten Steuerungsalgorithmen der Ausbaustufe 3 für die simultane Regelung von Ladeinfrastruktur und Wärmeversorgung im Pilotgebäude analysiert. Ziel ist es, die Übertragbarkeit des erlernten Steuerungsverhaltens auf bislang unbekannte Situationen zu bewerten und die Robustheit des Agenten unter unterschiedlichen Betriebsbedingungen zu untersuchen. Da für die finale Ausbaustufe keine weiteren Feldtests mehr durchgeführt werden konnten, erfolgt die Bewertung innerhalb der KI-Trainingsumgebung. Im Mittelpunkt steht die Validierung des trainierten Agenten mit Datensätzen, die überwiegend nicht Teil des Trainings waren. Dieser Ansatz ermöglicht eine objektive Beurteilung der Generalisierungsfähigkeit des Algorithmus und entspricht methodisch der in der KI-Forschung etablierten Trennung von Trainings- und Testdaten. Auf eine ergänzende Analyse zur Nutzung der PV-Eigenstromerzeugung wurde verzichtet, das heißt, die PV-Anlage wurde deaktiviert, um die Handlungen des KI-Agenten besser nachvollziehen zu können.

9.3.1 Datenbasis und Validierungsstrategie

Die verwendeten Datensätze stammen aus einer durchgängigen Messung der Wärmeversorgung über eine Heizperiode im Winterhalbjahr 2022/2023 am Pilotstandort. Für das Training des KI-Agenten wurden historische Betriebsdaten aus mehreren Monaten herangezogen. Die Validierung erfolgte anhand ausgewählter Monate und Tage, um verschiedene saisonale und betriebliche Bedingungen abzubilden. Die folgende Tabelle gibt eine Übersicht über die verwendeten Datensätze:

Zeitraum	Verwendung der Messdaten
Dezember	Validierung
Januar	Training
Februar	Training & Validierung
März	Training
April	Training
Mai	Validierung

Tabelle 2: Überblick über die Verwendung der historischen Datensätze im Training und in der Validierung

Die Februaridata wurden sowohl im Training als auch in der Validierung eingesetzt, um gezielt zu untersuchen, wie der Agent unter realen Winterbedingungen mit hohem Heizbedarf agiert. Dadurch lässt sich bewerten, ob spezifische Herausforderungen – wie physikalische Systemgrenzen der Wärmepumpe bei niedrigen Außentemperaturen – bereits im Trainingsprozess erkennbar werden oder erst im Testbetrieb auftreten. So kann differenziert beurteilt werden, ob etwaige Leistungsdefizite auf das Agentenverhalten oder auf unvermeidbare technische Restriktionen zurückzuführen sind.

Ergänzende Erläuterungen zur Analyse

Für ein besseres Verständnis der nachfolgenden Tabellen und Abbildungen werden im Folgenden zentrale Aspekte der Steuerungslogik und Systemgrenzen des KI-Agenten zusammengefasst. Teilweise handelt es sich um Wiederholungen aus den vorangegangenen Kapiteln, um die Einordnung der Ergebnisse in diesem Abschnitt zu erleichtern.

- **Wärmepumpenbetrieb:** Die Wärmepumpe übernimmt die Grundlast der Gebäudeheizung über den Pufferspeicher. Bei zusätzlichem Wärmebedarf wird der Gaskessel unterstützend zugeschaltet (siehe Kapitel 7.1.3).
- **Indirekte Steuerung:** Da eine direkte Ansteuerung über die GLT technisch nicht möglich war, erfolgt die Steuerung der Wärmeerzeuger indirekt über die Anpassung der Soll-Vorlauftemperatur des Pufferspeichers und der Soll-Innentemperatur. Die beiden Verdichterstufen der Wärmepumpe verfügen jeweils über eine thermische Nennleistung von etwa 110 kW und sind in den Abbildungen in der Y-Achse unter „Heizsystem-Level“ zu finden. Dabei entspricht Level 1 thermisch 110 kW, während Level 2 thermisch 220 kW zuzuordnen sind. Die tatsächlichen Leistungswerte können in der Praxis geringfügig darunter liegen (siehe Kapitel 7.1.3).
- **Einfluss der Sollwerte:** Der gewählte Sollwert für die Innentemperatur beeinflusst die Heizintensität und damit die Entladegeschwindigkeit des Pufferspeichers. Durch die Kombination eines reduzierten Innentemperatur-Sollwerts mit einer erhöhten Pufferspeicher-Solltemperatur strebt der Agent eine möglichst wirtschaftliche Beheizung über die Wärmepumpe an, um den Rückgriff auf den Gaskessel zu begrenzen.
- **Zielhierarchie der Optimierung:** Die Belohnungsfunktion des KI-basierten Steuerungsalgorithmus bildet die zentrale Grundlage der Steuerungsstrategie und integriert gezielt die thermodynamischen Eigenschaften des Gesamtsystems sowie ökonomische Zielgrößen. Die Zielhierarchie der Optimierung ist dabei klar strukturiert: An erster Stelle steht die Komfortsicherung durch Einhaltung der Raumtemperatur im definierten Komfortbereich. Nachgelagert erfolgt die Kostenoptimierung mittels Nutzung günstiger Strompreise. Als drittes Ziel wird die Minimierung des Gaseinsatzes und damit indirekt der CO₂-Emissionen adressiert (siehe Kapitel 7.3.2.).
- **Strompreis-Darstellung:** Die Strompreise werden in den Analysen als Abweichung vom jeweiligen Tagesdurchschnittspreis dargestellt. Positive Werte signalisieren einen relativ teuren, negative Werte einen vergleichsweise günstigen Strombezug – entsprechend der Art, wie die Preissignale dem RL-Agenten präsentiert werden.
- **Physikalische Systemgrenzen:** Unabhängig vom Verhalten des KI-Agenten können physikalische Grenzen – insbesondere eine zu geringe Heizleistung der Wärmepumpe bei sehr niedrigen Außentemperaturen – dazu führen, dass der Wärmebedarf nicht vollständig gedeckt werden kann. In diesen Fällen wird der Gaskessel zur Sicherstellung des Komforts zugeschaltet, auch wenn die Wärmepumpe noch aktiv ist.

Diese Rahmenbedingungen und Steuerungsprinzipien sind für die Interpretation der in den folgenden Tabellen und Abbildungen dargestellten Ergebnisse essenziell.

9.3.2 Betriebsverhalten in der Übergangszeit

Die Analyse des KI-gesteuerten Betriebs im Monat Mai (siehe Abbildung 26) zeigt das Verhalten des Systems unter moderaten klimatischen Bedingungen, mit nächtlichen Außentemperaturen im niedrigen einstelligen Bereich und Tageshöchstwerten um 20 °C. Die Wärmepumpe wird dabei zweistufig betrieben: Die erste bzw. zweite Stufe wird aktiviert, sobald die untere Grenze der Pufferspeichertemperatur im Vorlauf für eine bestimmte Zeit unterschritten wird, und deaktiviert, wenn die obere Grenze erreicht ist. In Abbildung 26 für die Beispieldateien im Mai ist jedoch lediglich die Aktivierung der ersten Verdichterstufe erforderlich. Diese Temperaturgrenzen sind abhängig von der Außentemperatur und werden durch eine Heizkennlinie vorgegeben. Die indirekte Ansteuerung der Wärmepumpe erfolgt über die Anpassung dieser Temperaturgrenzen im Pufferspeicher, was in den nachfolgenden Abbildungen als „Delta-Soll-Vorlauf-Temperatur“ dargestellt ist.

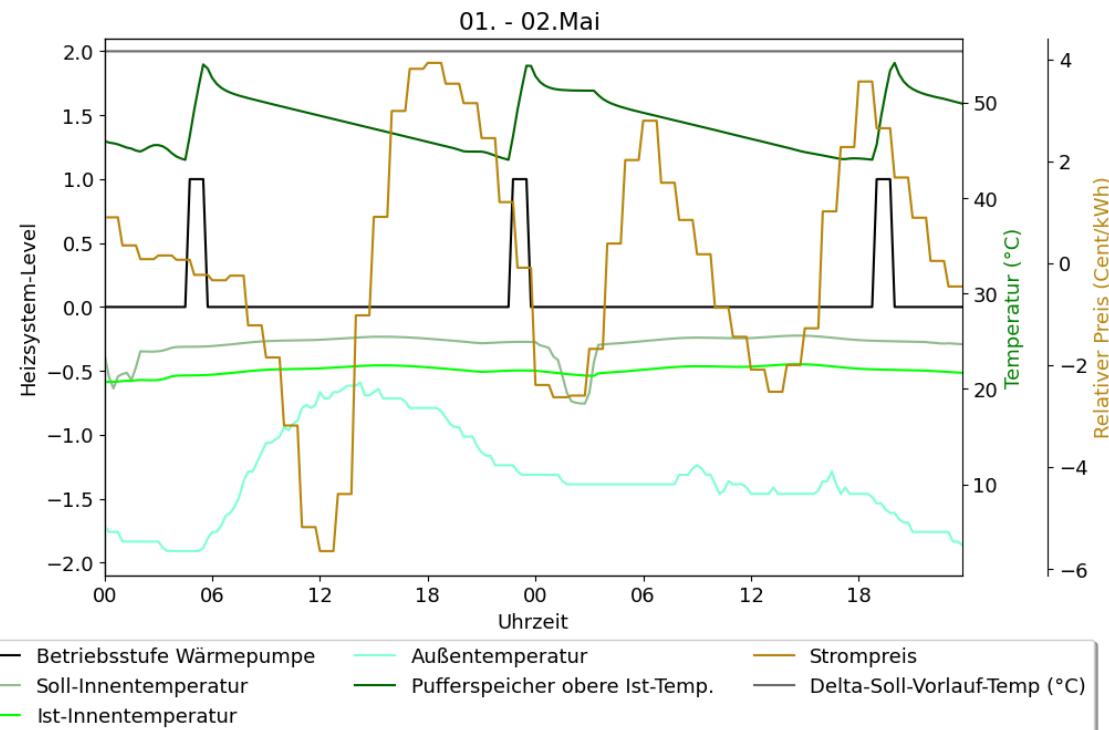


Abbildung 26: Repräsentative Beispieldateien aus dem Monat Mai für den Heizbetrieb des Pilotgebäudes in der KI-Trainingsumgebung. Das Heizsystem-Level (Y-Achse) spiegelt dabei sowohl die Betriebsstufe der Wärmepumpe als auch die Delta-Soll-Vorlauftemperatur in °C wider. (Quelle: Eigene Abbildung)

Ein weiteres Steuerungsinstrument ist die Anpassung der Soll-Innentemperatur, die in Abbildung 26 beispielweise zwischen 0 und 2 Uhr als von der KI vorgeschlagene Nachtabsenkung zu erkennen ist. Auffällig ist, dass die Komforttemperatur im gesamten Zeitraum eingehalten wurde (vgl. Tabelle 3). Die Häufigkeit der Gasnutzung lag im Mai bei lediglich 2,1 % (15,5 von 744 Stunden), was den Fokus des Agenten auf die Dekarbonisierung und die effiziente Nutzung der Wärmepumpe unterstreicht. In der Übergangszeit konnten durch den KI-Agenten zudem Einsparungen bei den Stromkosten im Vergleich zum jeweiligen Tagesdurchschnittspreis erzielt werden. Die netzdienliche Abregelung gemäß §14a EnWG wurde im Mai durch den Agenten in allen Fällen erfolgreich umgesetzt.

Allerdings erfolgte der Betrieb der Wärmepumpe nicht gezielt in Zeiten niedriger Strompreise. Vermutlich liegt dies daran, dass der Strombedarf im Mai vergleichsweise gering ist, wodurch die Belohnungskomponenten für Energiepreise im RL-Algorithmus möglicherweise weniger stark ins Gewicht fallen als jene für Komforterhaltung oder die Reduzierung der Gasnutzung. Zudem wurde im Training bewusst ein sehr hoher Gaspreis von 30 ct/kWh angenommen, was dazu führen könnte, dass der Agent die Minimierung der Gasnutzung stärker priorisiert als die Anpassung des Wärmepumpenbetriebs an schwankende Strompreise.

Während die KI-Steuerung im Bereich der Wärmeversorgung primär auf die Sicherstellung des Raumkomforts sowie die Reduzierung des Gasverbrauchs ausgerichtet ist, stehen bei der Ladeinfrastruktur insbesondere die Optimierung der Ladezeiten und die Nutzung günstiger Stromtarife im Fokus. Wie den Kennzahlen in Tabelle 3 zu entnehmen ist, wurden im Mai 93,3 % der Fahrzeuge (42 von 45) vollständig geladen. Der durchschnittliche Ladefehlbedarf pro Fahrzeug (3 von 45) betrug durchschnittlich lediglich 1,8 kWh. Die Ergebnisse aus dem Monat Mai deuten auf eine grundsätzlich hohe Zuverlässigkeit der KI-basierten Ladeplanung unter moderaten klimatischen Bedingungen hin. Um die Generalisierbarkeit und Robustheit der Ergebnisse zu validieren, ist jedoch eine weitergehende Analyse über zusätzliche Monate erforderlich.

Ladeverhalten im Training mit gleichzeitiger Wärmeversorgung im Monat Mai

Das durchschnittliche zeitliche Ladeverhalten der Elektrofahrzeuge im Mai ist in Abbildung 27 dargestellt. Die KI verschiebt die Ladevorgänge überwiegend in Zeiträume mit niedrigen Strompreisen. Bei Ladestation 1, an der ein Fahrzeug mit größerem Batterie- und Ladebedarf hinterlegt ist, beginnt der Ladevorgang typischerweise früher und bleibt über einen längeren Zeitraum auf hohem Niveau. An Ladestation 2, die im Training mit einem Fahrzeug mit kleinerer Batterie und geringerem Ladebedarf belegt ist, verzögert sich der Ladebeginn entsprechend der späteren Ankunftszeit, während die Ladeleistung aufgrund der geringeren Batteriekapazität früher abflacht.

Die beobachteten Schwankungen in den Ladeprofilen könnten unter anderem auf Wechselwirkungen mit der Wärmeoptimierung zurückzuführen sein. Insbesondere in Stunden, in denen sowohl Heiz- als auch Ladebedarf besteht, kann die Aufsummierung der Belohnungskomponenten zu Zielkonflikten führen, die sich in der Verteilung der Ladevorgänge widerspiegeln. Es ist jedoch zu beachten, dass bei KI-basierten Steuerungsansätzen – im Gegensatz zu klassischen regelbasierten Systemen – die Ursachen für spezifische Verhaltensweisen nicht immer eindeutig nachvollziehbar sind. Die Blackbox-Problematik erschwert die direkte Interpretation der Entscheidungslogik, weshalb Ansätze der erklärbaren KI (*engl. Explainable AI*) zunehmend an Bedeutung gewinnen, um das Verhalten solcher Systeme transparenter und überprüfbarer zu machen.

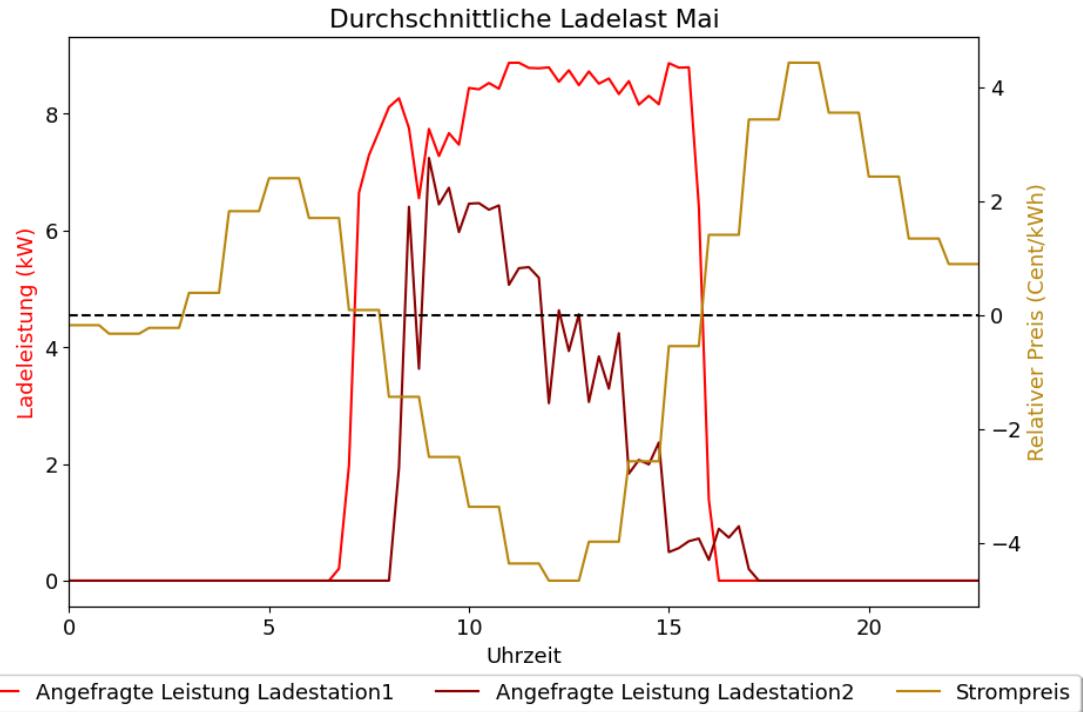


Abbildung 27: Analyse des Ladeverhaltens des Agenten im Monat Mai: durchschnittliche angefragte Energiemenge pro Ladesäule in Abhängigkeit von Tageszeit und dem durchschnittlichen relativen dynamischen Strompreis. (Quelle: Eigene Abbildung)

Zusammengefasst belegen die dargestellten Ergebnisse zwar die Leistungsfähigkeit des KI-Agenten im Frühjahr, sind jedoch maßgeblich von den moderaten Außentemperaturen dieses Zeitraums beeinflusst. Da die Temperaturen selten den Gefrierpunkt erreichen, ist eine dauerhaft hohe Wärmeerzeugung nicht erforderlich. Unter diesen günstigen Bedingungen kann der Agent sowohl die Heizungssteuerung als auch die Ladeoptimierung effizient umsetzen. Im Winterbetrieb hingegen steigen die Anforderungen an eine zuverlässige Wärmeversorgung bei gleichzeitiger Einhaltung der Komfortbedingungen deutlich an. Insbesondere bei niedrigen Außentemperaturen treten verstärkte Zielkonflikte zwischen Komfort, Kosteneffizienz und CO₂-Reduktion auf, da die Betriebsführung von Wärmepumpe und Gaskessel im Zusammenspiel mit dem dynamischen Strompreis erheblich komplexer wird. Diese Herausforderungen werden im folgenden Unterkapitel detailliert analysiert.

9.3.3 Herausforderungen im Winterbetrieb

Im Winterbetrieb treten die Zielkonflikte und systemischen Grenzen der KI-basierten Steuerungsstrategie besonders deutlich zutage. Wie in den grundlegenden Erläuterungen zur Analyse beschrieben, erfolgt die Steuerung der Wärmeerzeuger ausschließlich indirekt über die Anpassung der Soll-Vorlauftemperatur des Pufferspeichers und der Soll-Innentemperatur. Die Wärmepumpe übernimmt dabei die Grundlast der Gebäudeheizung, während der Gaskessel bei zusätzlichem Wärmebedarf unterstützend zugeschaltet wird.

Die Auswertung der Betriebsdaten für den Beispielmonat Dezember zeigt, dass die praktische Umsetzung der angestrebten Strategie insbesondere bei niedrigen Außentemperaturen herausfordernd ist. Laut den Kennzahlen in Tabelle 3 liegt in etwa 20 % der Stunden die Raumtemperatur außerhalb des definierten Komfortbereichs, während der Gaskessel in knapp zwei Dritteln der Stunden aktiv ist.

Kennzahl	Mai	Dezember	Erläuterungen
Wärmeversorgung			
Zeit außerhalb Komforttemperatur	0,0 % (0/744 h)	≈20,2 % (150/744 h)	Anteil der Stunden, in denen die Raumtemperatur außerhalb des Komfortbereichs lag
Häufigkeit Gasnutzung	2,1 % (15,5/744 h)	61,8 % (460/744 h)	Anteil der Stunden, in denen der Gaskessel zur Wärmeerzeugung genutzt wurde
Ladeinfrastruktur			
Vollständig geladene E-Fahrzeuge	93,3 % (42/45)	27,3 % (9/33)	Anteil der Fahrzeuge, die vollständig geladen wurden
Durchschn. Ladefehlbedarf pro Fahrzeug	1,8 kWh	25,51 kWh	Durchschnittliche fehlende Ladung pro Fahrzeug (nutzbare Batteriekapazität 33,8 bzw. 41,6 kWh)
Energiekosten			
Tägl. Gaskosten (30 Ct/kWh)	0,74 €	235,52 €	Durchschnittliche tägliche Kosten durch Gasnutzung
Stromkosten vs. Referenz	-5,23 € (eingespart)	+9,19 € (zusätzlich)	Tägliche Einsparung/Mehrkosten im Vergleich zur Referenz pro Tag (Tagesdurchschnittspreis)
Netzdienlichkeit			
Erfolgreiche Abregelung §14a	100 % (46/46)	5,9 % (3/51)	Anteil der erfolgreich umgesetzten netzdienlichen Steuersignale nach §14a EnWG ¹⁶

Tabelle 3: Saisonaler Kennzahlvergleich zwischen Mai und Dezember aus dem KI-Training auf Basis historischer Daten von 2023

Abbildung 28 veranschaulicht das Systemverhalten an zwei ausgewählten Heiztagen im Dezember. Im oberen Teil der Abbildung sind die Verläufe der Außen- und Innentemperaturen (Ist- und Sollwerte) dargestellt, im unteren Teil die thermische Leistung des Gaskessels (rot), die Betriebsstufen der Wärmepumpe (Stufe 1: 110 kW, Stufe 2: 220 kW) sowie der relative Strompreis. Besonders deutlich werden die Limitierungen der aktuellen Ansteuerbarkeit am 9. Dezember zwischen 11 und 12 Uhr: Hier senkt der KI-Agent gezielt die Vorlauftemperatur ab, um auf hohe Strompreise zu reagieren und den Betrieb der Wärmepumpe entsprechend zu steuern. Am Tagesende, ab etwa 17 Uhr, wird der Sollwert für die Innentemperatur abgesenkt, wodurch temporäre Abweichungen vom Komfortbereich in Kauf genommen werden. Diese Maßnahmen zeigen, dass der Agent versucht, durch gezielte Anpassungen auf Preissignale und Komfortanforderungen zu reagieren.

Die tatsächlichen Auswirkungen auf das Betriebsverhalten sind jedoch durch die geringe Speicherkapazität und die festgelegten Temperaturgrenzen zur Aktivierung der Wärmeerzeuger limitiert. Die Temperaturgrenzen werden einerseits durch die außentemperaturabhängige Heizkurve definiert, andererseits lässt sich das Temperaturniveau über den Sollwert der Innentemperatur (Fußpunkt der Heizkurve) oder direkt über die Vorlauftemperatur steuern. Das in Abbildung 28 dargestellte Delta der Soll-Vorlauftemperatur entspricht einer Anpassung um $\pm 2^{\circ}\text{C}$. Das heißt, ein Heizsystem-Level von 2 entspricht einer Soll-Vorlauftemperaturerhöhung um $+2^{\circ}\text{C}$, ein Heizsystem-Level von -2 entsprechend einer Absenkung um -2°C .

¹⁶ Hinweis: Die Implementierung der regelbasierten Abregelung bei anliegendem §14a-Signal erfolgt erst lokal auf dem Edge-Device, nicht jedoch in der Trainingsumgebung.

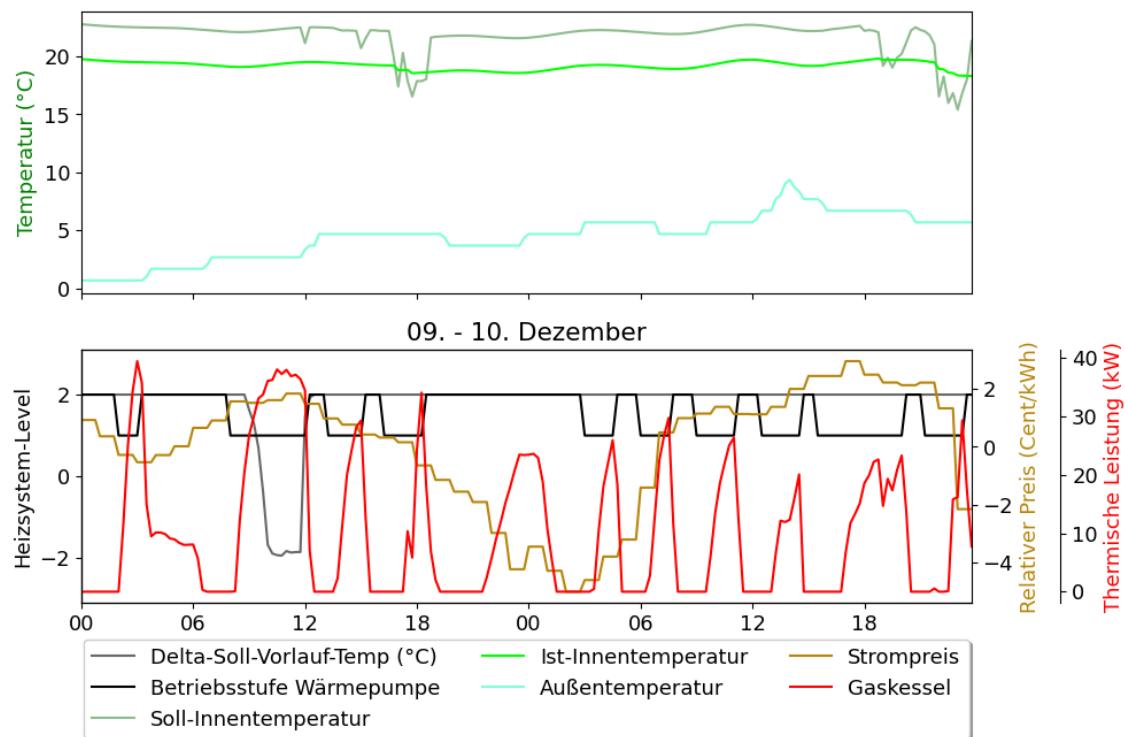


Abbildung 28: Heizbetrieb des Pilotgebäudes an ausgewählten Dezembertagen, dargestellt mit Daten aus der KI-Trainingsumgebung.
Das Heizsystem-Level (Y-Achse) bildet sowohl die aktuelle Betriebsstufe der Wärmepumpe als auch die Abweichung der Soll-Vorlauftemperatur in $^{\circ}\text{C}$ ab. (Quelle: Eigene Abbildung)

Im Winterbetrieb arbeitet die Wärmepumpe überwiegend in der ersten Stufe, während die zweite Stufe nur kurzzeitig zugeschaltet wird. Auffällig ist, dass die Zuschaltung der Gasthermen bereits erfolgt, wenn die Wärmepumpe in der ersten Stufe nicht ausreicht, um den Pufferspeicher auf Solltemperatur zu halten. In Abbildung 28 sind wiederholt Taktungen zu erkennen, bei denen die Gastherme auch bei niedrigen Strompreisen aktiviert wird oder die Wärmepumpe kurzzeitig auf die zweite Stufe schaltet, obwohl der Strompreis hoch ist. Das gezielte Abschalten einzelner Wärmepumpenstufen zur Kostenoptimierung, insbesondere während Hochpreisphasen, konnte bislang nur ansatzweise und nicht kontinuierlich beobachtet werden. Dies ist auf die Priorisierung von Komfort gegenüber Kosten in der Belohnungsfunktion zurückzuführen (vgl. Kapitel 7.3.2).

Insgesamt zeigt die Analyse, dass die indirekte Steuerung über Sollwertanpassungen und die physikalischen Systemgrenzen, insbesondere bei niedrigen Außentemperaturen und begrenzter Speicherkapazität, die Flexibilität des Systems im Winterbetrieb einschränken. Die daraus resultierenden Zielkonflikte zwischen Komfort, Kosten und Dekarbonisierung spiegeln sich in den Betriebsdaten und den dargestellten Zeitverläufen deutlich wider.

9.3.4 Limitierungen in der Optimierung

Im Vergleich der Monate Mai und Dezember (vgl. Tabelle 3) wird deutlich, dass der KI-Agent unter moderaten klimatischen Bedingungen (wie im Mai) weitgehend zuverlässig arbeitet: Die Komforttemperaturen werden nahezu durchgehend eingehalten und der Gasverbrauch bleibt gering, da die Wärmepumpe ausreichend

Leistung bereitstellen kann. Die Betriebsdaten zeigen, dass der Agent in dieser Phase flexibel auf Preissignale reagieren und durch gezielte Nachtabsenkungen sowie Aufheizstrategien den Betrieb optimieren kann.

Mit sinkenden Außentemperaturen im Dezember verschieben sich jedoch die Systemgrenzen. Der Gefrierpunkt markiert eine kritische Schwelle: Bei anhaltenden Minusgraden reicht die Wärmepumpenleistung nicht mehr aus, um das Gebäude ohne signifikanten Gaseinsatz zu beheizen. Die Analyse der Wintermonate zeigt, dass der Agent zwar versucht, durch Anpassung der Sollwerte für Innen- und Puffertemperatur gegenzusteuern, jedoch zunehmend an die Grenzen der Optimierbarkeit stößt. Besonders in Szenarien mit gleichzeitig hohen Energiepreisen, negativen Außentemperaturen und netzorientierter Steuerung (§14a EnWG) wird das Optimierungsproblem für den Agenten unlösbar: Die Priorität verschiebt sich dann auf die reine Temperaturerhaltung, was einen erhöhten Gaseinsatz zur Folge hat. Die Wärmepumpe reagiert zudem zu träge auf die indirekten Steuerungsanpassungen über die Temperaturregelung, um kurzfristig auf netzseitige Steuersingale reagieren zu können – lediglich gut 5 % aller §14a-Signale konnten vom KI-Algorithmus in der Trainingsumgebung erfolgreich umgesetzt werden (vgl. Tabelle 3). Für die durchgeföhrten Tests (siehe Kapitel 9.2) wurde aus diesem Grund auf dem Edge-Computing-Device ein zusätzlicher regelbasierter Algorithmus ergänzt, um §14a-Steuersingale zuverlässig umzusetzen.

Im Gegensatz zu Wärmepumpen mit SG-Ready-Standard, die eine direkte, flexible Ansteuerung ermöglichen, ist der betrachtete Ansatz im Pilot-NWG durch die indirekte Steuerung über Temperatur-Sollwertanpassungen limitiert. Daher können §14a-Singale nur eingeschränkt berücksichtigt werden.¹⁷ Für NWG wäre die Integration von SG-Ready oder vergleichbaren offenen, digital standardisierten Schnittstellen wünschenswert, wie es bereits die Praxis im Haushaltsbereich ist.

Auch die Preisoptimierung wird unter winterlichen Bedingungen deutlich erschwert. Während im Mai gezielte Preissignale zur Optimierung genutzt werden können, ist im Dezember ein nahezu durchgehender Betrieb der Wärmepumpe erforderlich, um Komfortverluste und hohe Gasverbräuche zu vermeiden. Dadurch bleibt das Potenzial zur Nutzung günstiger Strompreise weitgehend ungenutzt – gemäß Tabelle 1 sind sogar zusätzliche Stromkosten im Vergleich zu den Stromkosten bei einem vorliegenden Tagesdurchschnittspreis zu beobachten.

Herausforderungen im Belohnungssystem

Ein zentrales Problem des eingesetzten sektorübergreifenden KI-Algorithmus liegt in der Verwendung fester Gewichtungen innerhalb der Belohnungsfunktion. Diese werden nicht an den jeweiligen Kontext, wie etwa Witterungsbedingungen oder schwankende Strompreise, angepasst. Diese starre Ausgestaltung erschwert eine situationsgerechte Priorisierung der verschiedenen Steuerungsziele. Besonders herausfordernd ist dabei die Kopplung der beiden Sektoren Wärmeversorgung und E-Mobilität: Entscheidungen in einem Bereich wirken sich unmittelbar auf den anderen aus, was zu komplexen Wechselwirkungen und schwer auflösbaren Zielkonflikten führt.

Im Wärmesektor zeigt sich das Skalierungsproblem des KI-Algorithmus insbesondere dann, wenn die Wärmepumpe dauerhaft auf der höchsten Leistungsstufe betrieben wird. Der damit verbundene Anstieg des Stromverbrauchs führt trotz niedriger Gewichtung der Stromkosten in der Belohnungsfunktion dazu, dass andere Optimierungsziele überlagert werden. Besonders an sehr kalten Wintertagen, wenn die Wärmepumpenleis-

¹⁷ Aus Perspektive einer betriebswirtschaftlichen Optimierung – unter den Gesichtspunkten der Klimaneutralität sind alternative Flexibilisierungswege, z. B. über Energiespeicher, zu prüfen oder der Bezug von grünem Erdgas (synthetisches Methan).

tung nicht mehr ausreicht und der Agent gasbasierte Spitzenlastkessel zuschalten muss, dominiert die Sanktionierung des Gasverbrauchs die Gesamtbewertung (vgl. Tabelle 3). In diesen Situationen priorisiert der Agent systematisch die Sicherstellung der Wärmeversorgung und die Vermeidung zusätzlicher Kostenpositionen, wodurch in Relation die Erfüllung der Ladeanforderungen aus dem Mobilitätssektor in den Hintergrund rückt. Dies wird durch die Überlagerung der Belohnungskomponenten deutlich: Wie die Auswertung der Kennzahlen in Tabelle 3 zeigt, war im Monat Dezember ein hoher durchschnittlicher Ladefehlbedarf zu verzeichnen und nur etwa ein Drittel aller Fahrzeuge konnte vollständig geladen werden. Das heißt, an sehr kalten Tagen überlagert die Belohnungsfunktion des Wärmesektors die Ladeanforderungen und der Agent vernachlässigt das Laden der Fahrzeuge systematisch.

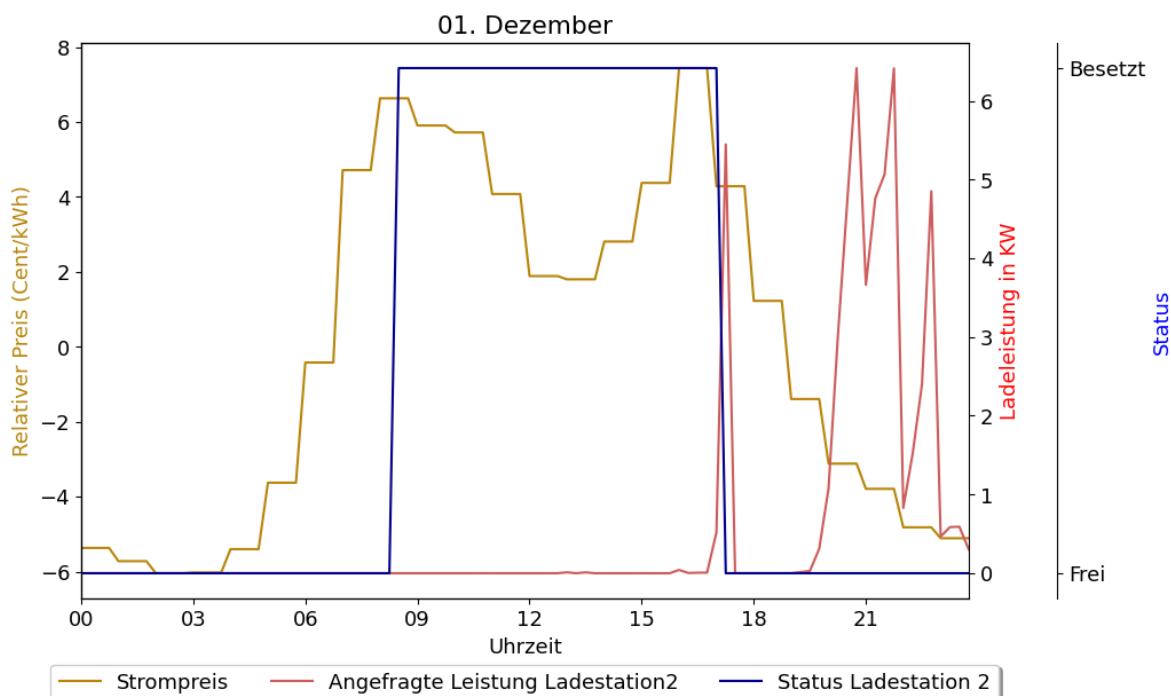


Abbildung 29: Vom KI-Agenten in der Trainingsumgebung angefragte Ladeleistung einer Ladesäule an einem Beispieltag im Dezember in Abhängigkeit von der Tageszeit und dem relativen Strompreis (Quelle: Eigene Abbildung)

Zusätzlich führt die Preisorientierung dazu, dass bei ausbleibenden negativen relativen Strompreisen im Vergleich zum Tagesdurchschnittspreis – wie in Abbildung 29 dargestellt – das Laden der Fahrzeuge systematisch vermieden oder verzögert wird, selbst wenn dies betrieblich notwendig wäre. Konkret bedeutet dies, dass an Tagen ohne negative Strompreise während der Büro- bzw. Ladezeiten zwischen 9 und 17 Uhr keine günstigen Preisfenster für das Laden der Elektrofahrzeuge existieren. Die relativen negativen Strompreise treten ausschließlich nachts auf, wenn sich keine E-Fahrzeuge am Pilotstandort, einem Bürogebäude, zum Laden befinden. Dadurch fehlt dem Agenten die Anreizstruktur, die Fahrzeuge tagsüber zu laden, was zu einer systematischen Verzögerung oder Vermeidung des Ladevorgangs führt, obwohl das Laden aus betrieblicher Sicht erforderlich wäre.

9.3.5 Optimierungsansätze und Verbesserungen

Angesichts der identifizierten Herausforderungen im Belohnungssystem wurden verschiedene Optimierungsansätze untersucht, um die Leistung des KI-Agenten zu verbessern. Ein zentrales Handlungsfeld ist die Flexibilisierung der Steuerungsparameter. Durch die gezielte Erhöhung der Soll-Vorlauftemperatur des Pufferspeichers um 3 °C sowie die flexible Anpassung dieses Werts durch den KI-Agenten um ±2 °C konnte die Flexibilität im Wärmesektor signifikant gesteigert werden (siehe Tabelle 4, Flexibilisiertes Szenario). Diese Maßnahme ermöglicht es dem Agenten, thermische Energie gezielter zu verschieben, den Gasverbrauch zu senken und gleichzeitig die Anforderungen aus dem Mobilitätssektor besser zu berücksichtigen. Die Erweiterung des Handlungsspielraums – etwa durch größere Temperaturdifferenzen im Pufferspeicher – schafft zusätzliche Freiheitsgrade, um auf volatile Preissignale zu reagieren und Zielkonflikte zwischen den Sektoren abzumildern.

Tabelle 4 zeigt die Ergebnisse eines Testlaufs für den Trainingsmonat Dezember. Dabei wurde die Vorlauftemperatur im flexibilisierten Szenario um 3 °C gegenüber dem Referenzszenario erhöht. Die Resultate bestätigen die Hypothese, dass die Gasnutzung und die Gaskosten im flexibilisierten Szenario signifikant niedriger sind als in einem Szenario ohne zusätzliche Flexibilisierung. Aufgrund der höheren Flexibilität konnten auch die täglichen Stromkosten gegenüber dem jeweiligen Tagesdurchschnittspreis reduziert werden. Bemerkenswert ist, dass der Agent die Fähigkeit entwickelte, die Elektrofahrzeuge in der Mehrzahl der Fälle vollständig zu laden. Während zuvor nur ca. 27 % aller Fahrzeuge vollständig geladen werden konnten, waren es im flexibilisierten Szenario über 85 %. Gleichzeitig fiel der Ladefehlbedarf bei den übrigen, nicht vollständig geladenen Fahrzeugen geringer aus. Diese Verbesserung ist primär darauf zurückzuführen, dass durch den reduzierten Gasverbrauch weniger hohe Bestrafungen anfallen und der Agent somit weniger Zielkonflikten ausgesetzt ist.

Kennzahl	Flexibilisiertes Szenario (Dezember)	Referenzszenario (Dezember)	Erläuterungen
Wärmeversorgung			
Zeit außerhalb Komforttemperatur	0,0 % (0/744 h)	≈20,2 % (150/744 h)	Anteil der Stunden, in denen die Raumtemperatur außerhalb des Komfortbereichs lag
Häufigkeit Gasnutzung	33,1 % (246/744 h)	61,8 % (460/744 h)	Anteil der Stunden, in denen der Gaskessel zur Wärmeerzeugung genutzt wurde
Ladeinfrastruktur			
Vollständig geladene E-Fahrzeuge	85,7 % (24/28)	27,3 % (9/33)	Anteil der Fahrzeuge, die vollständig geladen wurden
Durchschn. Ladefehlbedarf pro Fahrzeug	10,41 kWh	25,51 kWh	Durchschnittliche fehlende Ladung pro Fahrzeug (nutzbare Batteriekapazität 33,8 bzw. 41,6 kWh)

Kennzahl	Flexibilisiertes Szenario (Dezember)	Referenzszenario (Dezember)	Erläuterungen
Energiekosten			
Tägl. Gaskosten (30 ct/kWh)	169,57 €	235,52 €	Durchschnittliche tägliche Kosten durch Gasnutzung
Stromkosten vs. Referenz	-10,32 € (eingespart)	+9,19 € (zusätzlich)	Tägliche Einsparung/Mehrkosten im Vergleich zur Referenz pro Tag (Tagesdurchschnittspreis)
Netzdienlichkeit			
Erfolgreiche Abregelung	5,9 % (3/51)	5,9 % (3/51)	Anteil der erfolgreich umgesetzten netzdienlichen Steuersignale nach §14a EnWG

Tabelle 4: Auswertung für Dez. 2023 mit erhöhtem Pufferspeicher-Sollwert und größerem Agentenspielraum (Flexibilisiertes Szenario) gegenüber dem vorherigen nicht flexibilisierten Szenario.

Ein vielversprechender Ansatz zur weiteren Optimierung besteht in der Entwicklung adaptiver und kontext-abhängiger Belohnungsfunktionen. Anstelle fester Gewichtungen könnten die einzelnen Belohnungskomponenten flexibel an äußere Rahmenbedingungen wie die aktuelle Außentemperatur oder das Strompreisniveau angepasst werden. Beispielsweise wäre es denkbar, den Strompreis auf einen Durchschnittswert im Zeitraum von 6 bis 18 Uhr zu beziehen, um sicherzustellen, dass während der üblichen Bürozeiten auch tatsächlich negative bzw. aus Sicht des KI-Agenten günstige Zeitfenster erkannt und genutzt werden können.

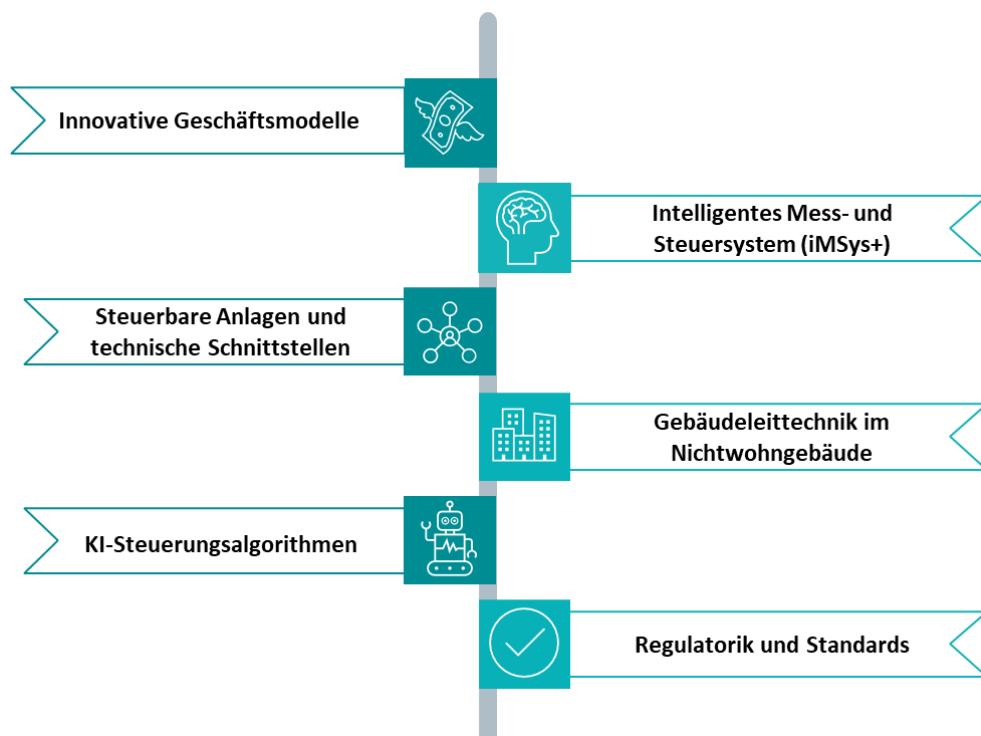
Diese Flexibilität lässt sich sowohl innerhalb eines modular aufgebauten, sektorübergreifenden Einzelagenten umsetzen, bei dem die Belohnungsanteile für Wärme und E-Mobilität getrennt bewertet und anschließend zusammengeführt werden, als auch durch den Einsatz eines Multi-Agenten-Systems. In einem solchen System übernimmt jeweils ein spezialisierter Agent die Optimierung für einen Sektor und eine übergeordnete Orchestrierung sorgt für die Koordination und das Lösen möglicher Zielkonflikte. Beide Ansätze können dazu beitragen, ungünstige Überlagerungen von Belohnungsfunktionen in sektorübergreifenden Optimierungsaufgaben von NWG zu vermeiden und die Gesamtperformance zu verbessern.

Ergänzend zur KI-basierten Optimierung können technische und regelbasierte Steuerungsmechanismen einen wichtigen Beitrag leisten – insbesondere im Hinblick auf aktuelle regulatorische Anforderungen wie §14a EnWG. Dazu gehört beispielsweise die Einbindung von Steuersignalen der Netzbetreiber, die im Fall von Netzengpässen eine temporäre Begrenzung der Leistungsaufnahme von Wärmepumpen oder Ladesäulen ermöglichen. Es ist daher sinnvoll, den KI-Agenten so auszustalten, dass er diese externen Signale interpretieren und passende Kompensationsstrategien – etwa durch die Nutzung von Pufferspeichern oder die zeitliche Verschiebung von Ladevorgängen – umsetzen kann. So lassen sich sowohl die Netzstabilität als auch betriebliche Mindestanforderungen, wie etwa eine garantie Mindestladung der Fahrzeuge, besser berücksichtigen. Die Einführung von Fallback-Regeln, die beispielsweise eine Mindestladung unabhängig von Preissignalen sicherstellen, kann die KI-Optimierung sinnvoll ergänzen und die Betriebssicherheit weiter erhöhen.

Für die Feldtests (siehe Kapitel 9.2) wurde auf dem KI-Edge-Device bereits ein einfacher, regelbasierter Steuerungsmechanismus zur Leistungslimitierung der Ladesäulen hinterlegt. Dieser Mechanismus greift insbesondere bei Vorliegen eines Steuersignals gemäß §14a EnWG und setzt die maximale Ladeleistung je Ladesäule automatisch auf das zulässige Limit (z. B. 4,2 kW), unabhängig von der aktuellen Optimierungsentscheidung des KI-Agenten. Damit wird sichergestellt, dass regulatorische Vorgaben verlässlich eingehalten werden und die Konformität mit den Anforderungen an SteuVE gewährleistet ist.

10 Erkenntnisse und Handlungsempfehlungen

Der erfolgreiche Einsatz eines KI-basierten Steuerungsalgorithmus für NWG unter Berücksichtigung intelligenter Messsysteme erfordert ein umfassendes Verständnis der technischen, regulatorischen und wirtschaftlichen Rahmenbedingungen. Sie adressieren zentrale Herausforderungen und zeigen Lösungsansätze auf, um die Markteinführung und Skalierung entsprechender Technologien zu unterstützen. Die Empfehlungen sind dazu in sechs Kernbereiche gegliedert: Innovative Geschäftsmodelle, iMSys+, steuerbare Energieanlagen und technische Schnittstellen, GLT, KI-gestütztes Energiemanagement sowie Regulatorik und Standards. Diese Handlungsfeldansätze bieten Start-ups und weiteren Akteurinnen wie z. B. KMU eine praxisnahe Orientierung, um KI-gestützte Steuerungslösungen effizient zu implementieren. Sie enthalten zudem Empfehlungen zu rechtlichen Rahmenbedingungen sowie energiewirtschaftliche Anforderungen, die für die Politik und Standardisierungsgremien relevant sind.



10.1 Innovative Geschäftsmodelle

Die energiewirtschaftliche Nutzung von NWG war bislang stark auf klassische Optimierungsziele beschränkt. Der Schwerpunkt konventioneller Energiemanagementlösungen konzentrierte sich im Wesentlichen auf drei Bereiche: das Spitzenlastmanagement zur Reduzierung von Lastspitzen und der damit verbundenen leistungspreisbasierten Kosten, die Optimierung des Eigenverbrauchs bei vorhandener lokaler Erzeugung sowie die allgemeine Steigerung der Energieeffizienz. Obwohl diese Anwendungsfälle etabliert sind, schöpfen sie das volle Potenzial moderner, intelligenter EMS nicht aus. Insbesondere die Möglichkeiten einer aktiven Marktteilnahme durch intelligente Lastverschiebung als Reaktion auf dynamische Preissignale blieben bislang weitgehend ungenutzt.

Für eine zukunftsfähige Positionierung sollten EMS-Anbieter im NWG-Sektor einen Multi-Use-Case-Ansatz verfolgen, der über klassische Anwendungsfälle hinausgeht und insbesondere die Integration dynamischer Tarife sowie zeitvariabler Netzentgelte berücksichtigt. Vorrangig ist dabei die Nutzung thermischer Speicher und die gezielte Aktivierung der Gebäudemasse, um die Flexibilität auf der Wärmepumpenseite zu erhöhen und die Wärmeerzeugung zeitlich vom Wärmebedarf zu entkoppeln. Hierfür ist ein Modell des thermischen Gebäudeverhaltens erforderlich, um die dynamischen Wechselwirkungen zwischen Speicher, Gebäudemasse und Wärmebedarf präzise abzubilden. Ergänzend kann der Einsatz von Stromspeichern die Möglichkeiten zur Lastverschiebung auf der Strombezugsseite und die Nutzung von selbsterzeugtem Strom weiter optimieren – wobei für eine Speicherinvestition stets eine individuelle Wirtschaftlichkeitsbetrachtung sinnvoll ist.

10.2 Intelligente Mess- und Steuersysteme

Die Verbreitung und das Verständnis von iMSys(+) im NWG-Sektor befinden sich derzeit noch in einem frühen Stadium. iMSys(+) sind bis dato hauptsächlich im Segment < 100.000 kWh/a verbaut, während bei Großverbrauchern klassische RLM-Zähler anzutreffen sind. Die gesetzliche Neuausrichtung des iMSys(+)-Rollouts zu einem „Steuer-Rollout“ mit der Priorisierung von Messstellen für SteuVE und Erzeugungsanlagen und hohem Verbrauch ist ein wichtiger Schritt in die richtige Richtung. Die Umsetzung des iMSys(+)-Rollouts bei den MSB ist bereits im Gange. Während die großen MSB auf einem guten Weg sind, die regulatorischen Vorgaben zum iMSys(+)-Rollout gemäß MsbG zu erreichen, haben die mittleren und kleineren MSB in der Breite signifikanten Nachholbedarf. Aktuell (Stand März 2025) befinden sich die Systeme zur Steuerung über iMSys+ bei Netzbetreibern und MSB größtenteils noch im Aufbau.

Übertragungswege

In Anbetracht der aktuellen Hochlaufphase des iMSys(+)-Rollouts können von Energieserviceanbieter und Hardwareherstellerunternehmen aktuell zwei alternative Übertragungswege für betriebliche Daten genutzt werden, soweit dies rechtlich zulässig ist:

Für betriebliche Daten wie Messdaten (außerhalb der Abrechnung und Bilanzierung), Preisinformationen (fürs EMS) und Softwareupdates (für dem iMSys(+) nachgeordnete Komponenten) nutzen Marktakteurinnen und -akteure aktuell die sogenannte 2. WAN-Schnittstelle. Diese Vorgehensweise minimiert zwar die operativen Abhängigkeiten zum MSB im täglichen Betrieb des NWG, bietet jedoch nur begrenzte IT-Sicherheitsstandards.

Für energiewirtschaftlich relevante Daten, wie beispielsweise die netzorientierte Steuerung, Bilanzierungs-, Abrechnungsdaten, ist die Nutzung des iMSys+ derzeit zwingend vorgeschrieben. Auch für die Übermittlung dynamischer Preissignale sollte mittelfristig eine interoperable und massentaugliche standardisierte Abwicklung über das iMSys(+) ermöglicht werden (vgl. TAF 5 in Kapitel 5.1 und 7.2.4).

Im Hinblick auf die Übermittlung dynamischer Preissignale über das iMSys(+) kann die IT-Sicherheit und der praktische Nutzen des iMSys(+) durch die konsequente Ausgestaltung der marktlichen Steuerung gemäß §34 Absatz 2 MsbG maßgeblich gesteigert werden. Damit marktliche Steuerungsprozesse, also gezielte Eingriffe in das Verhalten von Erzeugern und Verbrauchern auf Basis von Preissignalen, effizient und sicher umgesetzt werden können, ist eine aktive technische Standardisierung durch technische Standardisierungsgremien (z. B. VDE FNN) erforderlich. Dies sollte insbesondere in enger Zusammenarbeit mit relevanten Marktakteurinnen bzw. -akteuren wie Direktvermarkter-, Aggregator-Unternehmen und Energielieferanten erfolgen.

Lokale und zentrale EMS-Anbindung

Darüber hinaus sollte die Nutzung der HAN-Schnittstelle am SMGW für die hochfrequente Messwertbereitstellung an örtliche EMS in Betracht gezogen werden. Die Anwendung der neu im Dezember 2024 definierten Web-Service-Schnittstelle wird empfohlen, um die Integration zu optimieren und die Installation zusätzlicher Hardware (zusätzliche Zähler) zu vermeiden (BSI 2024c).

10.3 Steuerbare Anlagen und technische Schnittstellen

Die technische Integration verschiedener Komponenten stellt eine der zentralen Herausforderungen beim Einsatz intelligenter EMS dar. In der gegenwärtigen Ausgangssituation ist die Interoperabilität¹⁸ zwischen iMSys(+), der GLT, den EMS und den steuerbaren Anlagen häufig nicht gegeben. Dies bedeutet, dass ein EMS nicht ohne Weiteres ein bestehendes System ersetzen kann und die Kommunikation zwischen den verschiedenen Komponenten oft mit erheblichen Schwierigkeiten verbunden ist. Zwar existieren verschiedene Kommunikationsprotokolle für spezifische Anwendungsfälle, jedoch fehlt es an einer durchgängigen Interoperabilität in der Kommunikationskette.

Komponentenspezifische Kommunikationsprotokolle

Für die Kommunikation zwischen Elektrofahrzeugen und Ladesäulen wird beispielsweise zunehmend das ISO 15118-2(0)-Protokoll verwendet. Von der Ladesäule zum EMS dient OCPP als internationaler Standard, wobei Version 1.6 weit verbreitet ist und Version 2.0.1 sich im Rollout befindet. Anlagenübergreifend hat sich Modbus TCP/IP als Protokoll international etabliert, allerdings ist es nur bei Wechselrichtern in Form des SunSpec-Protokolls als zertifizierter Standard verfügbar. In Deutschland gewinnt das EEBUS-Protokoll aufgrund des §14a EnWG zunehmend an Bedeutung und wird vom VDE FNN bzw. der BNetzA als Mindeststandard für die digitale Schnittstelle empfohlen (VDE FNN 2025a). Für Wärmepumpen hat sich insbesondere der SG-Ready-Standard als herstellerübergreifende Schnittstelle zur Ansteuerung etabliert.

Offene Schnittstellen und Interoperabilität

Für Betreiberinnen und Betreiber von NWG ist es daher essenziell, bei der Beschaffung neuer Hardware auf publizierte Interoperabilitäts- und Kompatibilitätslisten zu achten. Besondere Aufmerksamkeit sollte auf die Verfügbarkeit offener Schnittstellen gelegt werden, um sowohl den Zugriff auf relevante Datenpunkte als auch die notwendigen Steuerungsmöglichkeiten für das EMS sicherzustellen. Hardware- und EMS-Anbieter sollten ihrerseits die Interoperabilität ihrer Produkte in eigenen Testumgebungen oder in Laboren Dritter systematisch evaluieren und die Ergebnisse transparent veröffentlichen. Im Hinblick auf Steuerungsmechanismen über iMSys(+) sollte die Implementierung des EEBUS-Protokolls in Betracht gezogen werden, da dieser als technischer Mindeststandard für die digitale netzorientierte Steuerung vom VDE FNN empfohlen ist. In zukünftigen Pilot- und Forschungs- und Entwicklungsprojekten (F&E) sollte zudem gemeinsam mit Herstellern von Wärmepumpen eine Flexibilitäts-Schnittstelle zwischen EMS und Wärmepumpe entwickelt werden, um besser auf Preissignale reagieren zu können (vgl. Kapitel 10.6 Regulatorik und Standards, EEBUS-Protokoll).

¹⁸ Interoperabilität bei technischen Systemen bezeichnet die Fähigkeit verschiedener Systeme, Geräte oder Softwareanwendungen, nahtlos miteinander zu kommunizieren und zu interagieren, ohne dass spezielle Anpassungen erforderlich sind.

10.4 Gebäudeleittechnik im Nichtwohngebäude

Die GLT bildet das technische Rückgrat für ein effektives Energiemanagement in NWG und ermöglicht lesenden sowie (teilweise) steuernden Zugriff auf verschiedene Energieanlagen im Gebäude. In der Praxis ist jedoch festzustellen, dass die Planung und Implementierung der GLT häufig nicht spartenübergreifend erfolgt. Dies führt insbesondere im Gebäudebestand zu einem erheblichen Integrationsaufwand mit bestehenden Systemen. Zudem sind die tatsächlichen Flexibilitätspotenziale oft unbekannt, was eine realistische Einschätzung der wirtschaftlichen Tragfähigkeit innovativer Geschäftsmodelle erschwert.

Flexibilitätspotenziale erkennen und bewerten

Betreiberinnen und Betreibern von NWG sowie Anbieterinnen und Anbietern von GLT wird daher empfohlen, das Flexibilisierungspotenzial bereits vor der technischen Umsetzung systematisch zu evaluieren. Dabei sollten insbesondere die Möglichkeiten zur Lastverschiebung, beispielsweise bei Ladevorgängen von Elektrofahrzeugen oder im Bereich der Wärmeerzeugung, detailliert analysiert werden. Der gezielte Einsatz von Wärmespeichern oder Batteriespeichersystemen kann das Flexibilitätspotenzial steigern, bedarf jedoch einer individuellen betriebswirtschaftlichen Prüfung. Zudem müssen mögliche Auswirkungen des Speicherverhalts auf das Netz berücksichtigt werden (vgl. Kapitel 10.1). Bei Neubauprojekten sollte von Beginn an eine spartenübergreifende Planung der GLT erfolgen, um dezentrale Flexibilitäten später unkompliziert über das EMS zugänglich zu machen.

Forschungsbedarfe an der Schnittstelle EMS und Wärmepumpe

Angesichts der noch begrenzten praktischen Erfahrungen mit EMS im NWG-Sektor in der Kombination mit marktorientierten und netzdienlichen Anreizmechanismen wird ein Bedarf an weiteren Pilot- und Forschungsprojekten gesehen. Insbesondere in den Kontexten der Sektorkopplung u. a. mit Wärmepumpen sind standardisierte und zielführende Regelungsstrategien in der Interaktion mit EMS-Lösungen zu etablieren. Im Bereich Heizung und Klimatisierungen sind zudem Langzeiterprobungen über mehrere Heiz- bzw. Kühlaisonzeiten zu empfehlen.

Architekturentscheidung: Cloud oder Edge

Bei der Wahl der GLT stehen aktuell im Markt sowohl Cloud- als auch Edge-basierte EMS-Varianten zur Verfügung. Für Gebäudeeigentümerinnen und -eigentümer bietet die Cloud-Lösung zentrale Steuerung und Skalierbarkeit, setzt jedoch eine stabile Internetverbindung und hohe Datenschutzstandards voraus, sofern dies im regulatorischen Rahmen geschieht. Die Edge-Variante ermöglicht schnelle, lokale Entscheidungen, erhöhte Datensouveränität und eine erhöhte IT-Sicherheit durch die Nutzung des iMSys(+), erfordert jedoch Investitionen in Hardware vor Ort. Zudem ist die Edge-Variante nicht zwingend auf die Nutzung der 2. WAN angewiesen und sichert das Geschäftsmodell gegenüber möglichen regulatorischen Maßnahmen zur 2. WAN ab.

10.5 KI-Steuerungsalgorithmen

Einige Anbieterunternehmen nutzen empfehlende KI-basierte Softwaresysteme (Recommender-Systeme), um Betreiberinnen und Betreiber von Energieanlagen gezielt bei der Betriebsoptimierung zu unterstützen. Solche Systeme geben beispielsweise Hinweise auf Anomalien im Anlagenbetrieb, sprechen Empfehlungen für wirtschaftlichere Betriebsweisen aus, etwa durch die Verschiebung von Ladezeiten, und bieten zudem

Anregungen zur Nachjustierung der Anlagenkonfiguration, wie beispielsweise der Heizkurve bei Wärmepumpen. Aufgrund der besseren Nachvollziehbarkeit erfolgt die automatisierte Optimierung jedoch häufig durch konventionelle regelbasierte Strategien oder durch den Einsatz gemischt-ganzzahliger Optimierungsverfahren.

Vertrauen stärken mit Recommender-Systeme

Recommender-Systeme können eine wichtige Vorstufe zu einem vollautomatisierten Betrieb über ein KI-EMS darstellen. Sie bieten der Nutzerin und dem Nutzer die Möglichkeit, ein Gefühl dafür zu entwickeln, wie der KI-Agent potenziell auf das Verhalten der Anlagen Einfluss nehmen würde. Durch die transparente Darstellung von Empfehlungen und deren Auswirkungen kann das Vertrauen in die KI-gestützte Steuerung gestärkt und die Akzeptanz für eine spätere vollständige Automatisierung gefördert werden.

Voraussetzungen für die Entwicklung KI-gestützter Steuerungsalgorithmen

Für EMS-Lösungsanbieterinnen und -anbieter, die einen KI-gestützten Steuerungsalgorithmus entwickeln möchten, empfiehlt sich zunächst der systematische Aufbau einer verlässlichen Datengrundlage. Hierzu sollten branchenspezifische Open-Data-Plattformen¹⁹ genutzt, vorhandene Datenquellen erschlossen und eigene Energiemesssysteme in ausgewählten Pilotanlagen integriert werden. Ein effizienter Einstieg in die KI-Entwicklung kann über den Ansatz des Imitation Learning erfolgen, bei dem die KI von bestehenden regelbasierten EMS lernt. Die Kombination mit vereinfachten physikalischen Modellen und das sorgfältige Design klarer Belohnungsfunktionen sind entscheidende Erfolgsfaktoren für die Entwicklung leistungsfähiger KI-Modelle. Um die Betriebssicherheit zu gewährleisten, sollten regelbasierte Fallback-Mechanismen implementiert werden, die bei suboptimaler Funktion der KI-Algorithmen aktiviert werden können.

Domänen spezifische Agenten statt universeller Lösungen

Im Projekt zeigte sich, dass die Entwicklung eines gemeinsamen KI-Agenten für unterschiedliche Domänen wie Wärmeversorgung und E-Kfz-Lademanagement nicht die gewünschten Optimierungsergebnisse brachte. Stattdessen deuten die Erfahrungen darauf hin, dass ein domänen spezifischer Ansatz – also das separate Training spezialisierter Agenten für einzelne Anwendungsbereiche – deutlich erfolgversprechender sein könnte.

Multi-Agenten-Systeme und Transfer Learning

Die parallele Nutzung mehrerer spezialisierter Agenten in einem Mehrgentensystem sowie deren gezielte Orchestrierung könnten künftig helfen, Zielkonflikte effizienter zu lösen und die Gesamteffizienz zu steigern, insbesondere bei komplexen, sektorübergreifenden Optimierungsaufgaben. Dieser Ansatz wurde im Projekt selbst jedoch nicht umgesetzt, sondern als Empfehlung für zukünftige Entwicklungen identifiziert.

Die Entwicklung robuster KI-Modelle erfordert zudem eine enge Zusammenarbeit mit Forschungs- und Entwicklungspartnerinstitutionen sowie eine sorgfältige Prüfung des jeweiligen Anwendungsfalls. Ist der Einsatz von KI gerechtfertigt, bietet der im Pilotprojekt entwickelte Ansatz eine gute Grundlage für weitere Anwendungen. Perspektivisch könnte insbesondere Transfer Learning dazu beitragen, trainierte Modelle auch auf andere NWG mit ähnlicher technischer Ausstattung – wie Wärmepumpe, PV-Anlage, Ladeinfrastruktur und Batteriespeicher – zu übertragen und mit begrenztem Zusatzaufwand an neue Standorte anzupassen. Dies

¹⁹ Beispiele für Open-Data-Plattformen sind die ENTSO-E Transparency Platform, die unter anderem Preisdaten bereitstellt; das Adaptive Charging Network (ACN) Dataset, das Ladedaten von Elektrofahrzeugen bietet; und die openMeter Datenplattform, die Zählerdaten für verschiedene Gebäudetypen liefert.

gilt beispielsweise für Büro- und Verwaltungsgebäude, Hotels, Bildungs- und Forschungseinrichtungen, Gesundheitsimmobilien, Einzelhandelsimmobilien sowie Sport- und Freizeiteinrichtungen. Ob und in welchem Umfang sich dieser Ansatz in der Praxis bewährt, sollte jedoch in zukünftigen Projekten gezielt evaluiert werden.

10.6 Regulatorik und Standards

Übertragung von Tarifinformationen

In der aktuellen Ausgangssituation existiert kein interoperabler und standardisierter Weg zur Übertragung von dynamischen Preisinformationen vom Lieferanten zum EMS. Anbieterunternehmen von EMS-Lösungen greifen daher aktuell auf proprietäre Webschnittstellen einzelner Lieferanten zurück. Diese Vorgehensweise kann zu IT-Sicherheitsproblemen führen. Bei der Konzeption dieses Verfahrens können die etablierten Marktkommunikationsprozesse, die Möglichkeiten des CLS-Proxy-Kanals sowie geeignete TAF – beispielsweise TAF 5 oder TAF 7 – berücksichtigt werden. Dadurch ließe sich eine IT-sichere Preisübertragung realisieren, die vor großflächiger Preismanipulation schützt und damit potenzielle erhebliche Belastungen für die Netzinfrastruktur verhindert.

Netzentgeltsystematik und netzorientierte Steuerung

Die derzeitige Netzentgeltsystematik für Betreiberinnen und Betreiber größerer NWG mit RLM bietet kaum Anreize für eine zeitliche Verlagerung des Stromverbrauchs. Im Gegenteil: Durch die Abrechnung mit einem Leistungspreis neben dem Arbeitspreis können sogar höhere Kosten durch Verbrauchsspitzen entstehen, was der Idee einer flexiblen, preisoptimierten Betriebsweise entgegensteht. Werden Lasten gezielt in Zeiten niedriger Strompreise und hoher erneuerbarer Erzeugung verschoben, kann dies im aktuellen System dazu führen, dass sich mehrere Verbrauchsanlagen gleichzeitig auf diese günstigen Zeitfenster konzentrieren. Dadurch können neue Lastspitzen entstehen, die aktuell über den Leistungspreis besonders teuer abgerechnet würden. Dies steht im klaren Gegensatz zum aktuellen Paradigma der Lastspitzenkappung, das auf eine möglichst gleichmäßige Lastverteilung abzielt.

Um dieses strukturelle Hemmnis zu adressieren, erscheint eine Überprüfung und mögliche Weiterentwicklung der Netzentgeltsystematik sinnvoll, um Kundinnen und Kunden mit RLM eine stärkere Ausrichtung ihres Verbrauchsverhaltens an Preissignalen zu ermöglichen. In diesem Zusammenhang sind insbesondere die laufenden Verfahren der Bundesnetzagentur zur Fortentwicklung der Industrienetzentgelte (BK4-24-027) sowie zur AgNes von Bedeutung. Letzteres Verfahren berücksichtigt u. a. auch einen Dynamisierungsansatz auf Basis der aktuellen Netzauslastung. In dem Zuge könnte geprüft werden, inwiefern sich variable Netzentgelte (ähnlich wie Modul 3 des §14a EnWG) auf RLM-Kunden außerhalb der Niederspannung übertragen ließen (siehe Kapitel 4.2.1).

Datenverfügbarkeit und Schnittstellen

In den durchgeführten Feldtests hat sich die nicht vorhandene Bereitstellung von Ladebedarfen an der Ladestation als signifikantes Hindernis für eine präzise Optimierung herausgestellt. Ähnliche Probleme wurden bei Wärmepumpen beobachtet, wo bestimmte Daten oder Steuermöglichkeiten entweder nicht verfügbar waren oder nur als kostenpflichtiges Zusatzpaket angeboten wurden.

Zur Überwindung dieser Einschränkungen wird die Einführung offener und standardisierter Schnittstellen für den Datenaustausch empfohlen. In bestimmten Anwendungsfällen erscheint es sinnvoll, die Bereitstellung

solcher Schnittstellen gesetzlich vorzuschreiben oder durch entsprechende Förderbedingungen zu incentivieren. Als Beispiel kann die Renewable Energy Directive (RED) III dienen (EUROPEAN COMMISSION 2024). Diese Richtlinie verlangt Echtzeitzugang zu grundlegenden Informationen über den Batteriezustand, einschließlich Ladezustand, Gesundheitszustand (State of Health, SoH) und Kapazität. Herstellerunternehmen müssen diese Informationen relevanten Dritten ohne Diskriminierung oder Kosten zur Verfügung stellen. Im Bereich der E-Mobilität sollte die Verbreitung der Standards OCPP 2.0.1 und ISO 15118-20 zur Übertragung notwendiger Daten wie Ladebedarfe und SoC vom Fahrzeug über die Ladesäule bis ins EMS bzw. ins Ladesäulen-Baclkend gezielt gefördert werden. Der Regulator kann dies durch eine Kombination aus Förderbedingungen, Anforderungen in öffentlichen Ausschreibungen, gesetzlichen Vorgaben sowie technischen Richtlinien sowohl für Ladesäulen als auch für Elektrofahrzeuge wirksam umsetzen. Eine Übertragung auf den Wärmesektor im Hinblick auf die Flexibilisierung von Wärmepumpen sollte beispielsweise in Studien weiter konkretisiert werden.

EEBUS-Protokoll

Obwohl EEBUS vom VDE FNN bzw. der BNetzA als Mindeststandard für die netzorientierte Steuerung empfohlen wird, fehlt es bislang an einer interoperablen Marktdurchdringung dieses Protokolls über alle relevanten Marktakteure hinweg. Besonders problematisch erscheint die unspezifische Dokumentation, die eine eigenständige Implementierung erheblich erschwert und oft zu Verzögerungen in der praktischen Anwendung führt.

Um die Marktdurchdringung zu fördern und die herstellerübergreifende Interoperabilität des EEBUS-Protokolls zu gewährleisten, wird die Entwicklung einer offiziellen Referenzimplementierung empfohlen. Diese Referenzimplementierung würde die semantische Interoperabilität zwischen den verschiedenen Herstellerumsetzungen sicherstellen und eine beschleunigte Verbreitung des Standards ermöglichen. Ergänzend sollte eine Komponentenzertifizierung für spezifische EEBUS-Use-Cases aufgesetzt werden. Diese umfasst die Zertifizierung der Systemarchitektur (SHIP/SPINE), die Validierung konkreter Use Cases und erweiterte Interoperabilitätstests. Umfangreiche Integrationsprüfungen, wie sie derzeit in EEBUS-Plugfests und Testlaboren durchgeführt werden, können durch standardisierte Testszenarien und automatisierte Testtools systematisiert werden.

In zukünftigen Pilot- und Forschungsvorhaben sollten zudem neue Anlagen-spezifische Use Cases erprobt und evaluiert werden. Dazu zählen beispielsweise das Monitoring und die Konfiguration von Temperaturen für Klima- und Heizungsanlagen sowie die Übermittlung von Anreiztabellen für steuerbare Verbraucher (EEBUS INITIATIVE E.V. 2022). Letztere könnten Preis-Anreiztabellen umfassen, die gezielt mit „kostenloser“ Eigenproduktion kombiniert werden. Diese Vorgehensweise würde es ermöglichen, die Steuerhoheit über komplexe Wärmeversorgungssysteme weiterhin bei den Herstellerunternehmen zu belassen. Dadurch könnten potenzielle Risiken, die mit Herstellungs-Garantien verbunden sind, minimiert werden.

11 Fazit

Projektziel und Ergebnisse

Das Projekt SET Hub Pilot 4 verfolgte das ambitionierte Ziel, KI-EMS mit intelligenten Mess- und Steuersystemen für NWG zu entwickeln und zu erproben. Dieses Ziel wurde erfolgreich erreicht, indem ein auf RL basierendes KI-EMS mit Cloud-Edge-Architektur für den Anwendungsfall dynamischer Tarife in Kombination mit zeitvariablen Netzentgelten demonstriert wurde. Die Implementierung erfolgte an einem Bürostandort des Fraunhofer IEE, wobei zwei Ladesäulen, eine emulierte PV-Anlage und eine Wärmepumpe integriert wurden.

Der entwickelte KI-Agent bewies seine Leistungsfähigkeit, indem er Elektrofahrzeuge zu Zeiten niedriger Preise und hoher lokaler PV-Erzeugung lud und dabei effektiv mit der örtlichen GLT kommunizierte. Obwohl der KI-Steuerungsalgorithmus für die Wärmepumpe nur im KI-Training analysiert werden konnte, wurden wertvolle Erkenntnisse für einen flexibleren Betrieb gewonnen, die langfristige Kosteneinsparungen bei dynamischen Preisanreizen versprechen. Besonders hervorzuheben ist die erfolgreiche Demonstration der netzorientierten Steuerung gemäß §14a EnWG über die Infrastruktur des iMSys+. Dies umfasst die gesamte Prozesskette von der MaKo über die BDEW-Web-API, die Systeme des MSB, das SMGW und den CLS-Kommunikationsadapter bis hin zum EMS und den steuerbaren Anlagen.

Zusammenfassung der Handlungsempfehlungen

Der erfolgreiche Einsatz KI-basierter EMS in den NWG profitiert von einer stabilen, sicheren und interoperablen Datenübertragungsinfrastruktur. Offene, standardisierte Protokolle wie EEBUS und eine standardisierte Schnittstelle am HAN können dabei die Integration dynamischer Tarife, netzorientierte Steuerung sowie die Kopplung von Anlagen, EMS und GLT erleichtern. Eine breite Einführung intelligenter Mess- und Steuersysteme unterstützt zudem die Nutzung von Flexibilitätspotenzialen und dynamischen Strompreisen im NWG-Sektor. Ein gezielter und beschleunigter Rollout kann diese Entwicklung weiter fördern.

Im Bereich der Steuerungsalgorithmen hat sich insbesondere das RL als vielversprechender Ansatz erwiesen, da es die gleichzeitige Optimierung von Nutzerinnen- und Nutzerkomfort, Energiekosten und Effizienz ermöglicht. Gerade in komplexen, sektorübergreifenden Systemen können KI-gestützte Methoden Vorteile bieten, da sie in der Lage sind, dynamische Wechselwirkungen und systemübergreifende Abhängigkeiten besser abzubilden als klassische Verfahren. Ein gestufter Einstieg über Imitation Learning sowie die Implementierung von Fallback-Mechanismen erhöhen die Robustheit der Systeme. Jedoch ist im Einzelfall eine sorgfältige Evaluierung nötig, um die tatsächlichen Potenziale dieser KI-Ansätze im Vergleich zu alternativen Methoden umfassend zu bewerten.

Die Integration von Energiespeichern – sowohl thermisch als auch elektrisch – und die spartenübergreifende Planung der GLT sind zentrale Hebel, um Flexibilitätspotenziale umfassend zu erschließen und eine effiziente Steuerung aller relevanten Anlagen zu gewährleisten. Hierbei sollten bereits in der Planungsphase Schnittstellen und Steuerungsmöglichkeiten für zukünftige Anwendungsfälle berücksichtigt werden.

Ausblick

In den kommenden Jahren könnten sich im NWG-Sektor dynamische Preismodelle zunehmend etablieren und damit neue Anreize für ein flexibles, marktorientiertes Energiemanagement schaffen. Ein wichtiger technologischer Baustein hierfür ist der fortschreitende Rollout von iMSys(+). Auf Basis dieser Infrastruktur ergeben sich potenziell neue Möglichkeiten für NWG, die am Spot-Markt optimiert werden können. Insbesondere

mit einer Beteiligung am Intraday-Markt, beispielsweise durch die Vermarktung von Flexibilitäten über Aggregatoren oder virtuelle Kraftwerke, können betriebswirtschaftliche Vorteile erwirtschaftet werden. Diese Entwicklungen könnten zusätzliche Erlösmöglichkeiten eröffnen und die Rolle von NWG als aktive Bestandteile im Energiesystem perspektivisch stärken.

Zukünftige Forschungs- und Entwicklungsarbeiten sollten sich auf die Vertiefung der Erkenntnisse im Bereich der Wärmeversorgung konzentrieren und Kooperationen mit Wärmepumpenherstellerunternehmen anstreben, um effektive Reaktionen auf Preissignale zu entwickeln. Darüber hinaus ist es wichtig, standardisierte Wege für die Übertragung individueller dynamischer Preisinformationen vom Lieferanten über das SMGW bis zum EMS voranzutreiben.

Hinsichtlich der Übertragbarkeit legen die im Pilotprojekt gewonnenen Erkenntnisse nahe, dass sich zentrale Ansätze auch auf viele NWG mit ähnlicher Anlagenkonfiguration – insbesondere Kombinationen aus Wärmepumpe, PV-Anlage, Ladeinfrastruktur und optional Batteriespeicher – anwenden lassen könnten. Dies umfasst vor allem Büro- und Verwaltungsgebäude, Hotels, Bildungs- und Forschungseinrichtungen, Gesundheitsimmobilien, Einzelhandelsimmobilien sowie Sport- und Freizeiteinrichtungen. Perspektivisch kann Transfer Learning dazu beitragen, vortrainierte KI-Modelle effizient an neue Standorte und spezifische Betriebsbedingungen anzupassen. Dadurch können der Implementierungsaufwand und der Ressourcenbedarf potenziell verringert werden.

Regulatorische Hemmnisse, insbesondere im Bereich der Netzentgeltsystematik, sollten abgebaut werden, um die Potenziale innovativer Energiemanagementlösungen im Nichtwohngebäudebereich voll auszuschöpfen. Dies ist insbesondere für Großverbrauchsanlagen mit zusätzlicher Leistungspreis-Komponente von zentraler Bedeutung. Die Bundesnetzagentur hat sich mit den aktuell laufenden Verfahren – insbesondere zur Festlegung der Allgemeinen Netzentgeltsystematik (AgNes) und zur Fortentwicklung der Industrienetzentgelte (BK4-24-027) – bereits auf den Weg gemacht, die bestehenden Strukturen zu überprüfen und weiterzu entwickeln.

Darüber hinaus hat sich im Verlauf des Projekts gezeigt, dass die erfolgreiche Entwicklung und Implementierung integrierter Lösungen eine enge Zusammenarbeit verschiedener Akteurinnen und Akteure entlang der gesamten Wertschöpfungskette erfordert. Nur durch den koordinierten Austausch zwischen Technologieanbieterunternehmen, Netzbetreibern, Energieversorgern, Regulierungsbehörden und Endkundinnen und -kunden können innovative Ansätze effizient umgesetzt und Synergien optimal genutzt werden. Dies unterstreicht die Bedeutung von sektorübergreifenden Partnerschaften und Zusammenarbeit und offenen Innovationsprozessen gemeinsam mit Start-ups für die erfolgreiche Transformation des Energiesystems.

Literaturverzeichnis

AGORA / FFE 2023

Agora Energiewende und Forschungsstelle für Energiewirtschaft e. V. (Agora / FfE): Haushaltsnahe Flexibilitäten nutzen. Wie Elektrofahrzeuge, Wärmepumpen und Co. die Stromkosten für alle senken können. 2023.

BDI 2024

Bundesverband der Deutschen Industrie e.V. (BDI): Potenzial von Nichtwohngebäuden nutzen.
[<https://bdi.eu/artikel/news/potenzial-von-nichtwohngebäuden-nutzen>](https://bdi.eu/artikel/news/potenzial-von-nichtwohngebäuden-nutzen).

BNETZA 2022

Bundesnetzagentur (BNetzA): BK6-22-128. Festlegung zur prozessualen Abwicklung von Steuerungshandlungen in Verbindung mit intelligenten Messsystemen (iMS) (Universalbestellprozess). <https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Home/home_node.html>.

BNETZA 2023a

Bundesnetzagentur (BNetzA): BK6-22-300. Festlegungsverfahren zur Integration von steuerbaren Verbrauchseinrichtungen und steuerbaren Netzanschlüssen nach § 14a Energiewirtschaftsgesetz. <https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Beschlusskammern/1_GZ/BK6-GZ/2022/BK6-22-300/BK6-22-300_Beschluss.html>.

BNETZA 2023b

Bundesnetzagentur (BNetzA): BK8-22/010-A. Festlegung von Netzentgelten für steuerbare Anschlüsse und Verbrauchseinrichtungen (NSAVER) nach § 14a EnWG. <https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Beschlusskammern/1_GZ/BK8-GZ/2022/2022_4-Steller/BK8-22-0010/BK8-22-0010-A_ZweiteKonsultation_Stellungnahmen.html>.

BNETZA 2024

Bundesnetzagentur (BNetzA): Bundesnetzagentur plant Reform der Netzentgelte für Industrie.
[<https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Pressemitteilungen/DE/2024/20240724_IndustrieNE.html>](https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Pressemitteilungen/DE/2024/20240724_IndustrieNE.html).

BNETZA 2025

Bundesnetzagentur (BNetzA): Verfahren zur Festlegung der Allgemeinen Netzentgeltsystematik Strom (AgNes). [GBK-25-01-1#3]. <https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Beschlusskammern/GBK/Ebene1_Rahmen/AgNes/start.html>.

BSI 2024a

Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (BSI): Technische Richtlinie (BSI-TR-03109-1).
[<https://www.bsi.bund.de/DE/Themen/Unternehmen-und-Organisationen/Standards-und-Zertifizierung/Technische-Richtlinien/TR-nach-Thema-sorted/tr03109/TR-03109_node.html>](https://www.bsi.bund.de/DE/Themen/Unternehmen-und-Organisationen/Standards-und-Zertifizierung/Technische-Richtlinien/TR-nach-Thema-sorted/tr03109/TR-03109_node.html).

BSI 2024b

Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (BSI): Technische Richtlinie (BSI-TR-03109-5).
[<https://www.bsi.bund.de/DE/Themen/Unternehmen-und-Organisationen/Standards-und-Zertifizierung/Technische-Richtlinien/TR-nach-Thema-sorted/tr03109/TR-03109_node.html>](https://www.bsi.bund.de/DE/Themen/Unternehmen-und-Organisationen/Standards-und-Zertifizierung/Technische-Richtlinien/TR-nach-Thema-sorted/tr03109/TR-03109_node.html).

BSI 2024c

Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (BSI): Technische Richtlinie BSI TR-03109-1. Anlage II: Webservice-APIs des SMGW. (Version 2.0) Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik. Bonn2024.

DENA 2025a

Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena) (Hrsg.): DENA-GEBÄUDEREPORT. Zahlen, Daten, Fakten zum Klimaschutz im Gebäudebestand. Deutsche Energie-Agentur GmbH. 2025.

DENA 2025b

Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena) (Hrsg.): SET Pilot 4: Begleitende Studie. Flexibilisierung in Nichtwohngebäuden: Potentiale und Hemmnisse von Energiemanagement mit Smart Meter. Deutsche Energie-Agentur GmbH. 2025.

DREHER ET AL. 2022

Dreher, A.; Martmann, L. M.; Lehna, M.; Roelofs, C.; Bergstraser, J.; Scholz, C.; Slaby, W.; Wetzel, H.: AI agents assessing flexibility: the value of demand side management in times of high energy prices. (Hrsg.): 2022 18th International Conference on the European Energy Market (EEM), 2022 18th International Conference on the European Energy Market (EEM). Ljubljana, Slovenia, 13.09.2022 - 15.09.2022: IEEE 2022, S. 1-9. ISBN: 978-1-6654-0896-7.

ECOFYS 2016

Ecofys: Flex-Efficiency. Ein Konzept zur Integration von Effizienz und Flexibilität bei industriellen Verbrauchern. Studie im Auftrag von Agora Energiewende. <<https://www.agora-energiewende.de/publikationen/flex-efficiency#downloads>>.

EEBUS INITIATIVE E.V. 2022

EEBus Initiative e.V.: EEBUS OVERVIEW USES CASES. <<https://www.eibus.org/wp-content/uploads/2023/04/20221222-EEBUS-Overview-Use-Cases-v1.7.pdf>>.

EMH METERING 2024

EMH metering: Pressemitteilungen. „Dynamische Tarife mit TAF 5“ erfolgreich im Labor getestet. <<https://emh-metering.com/pressemitteilungen/dynamische-tarife-mit-taf-5-erfolgreich-im-labor-getestet>>.

EUROPEAN COMMISSION 2024

European Comission: Renewable Energy Directive. The Renewable Energy Directive establishes targets for increased renewable energy use, supporting cooperation between EU countries towards this goal. <https://energy.ec.europa.eu/topics/renewable-energy/renewable-energy-directive-targets-and-rules/renewable-energy-directive_en>.

HEA 2024

HEA – Fachgemeinschaft für effiziente Energieanwendung e.V. (HEA): Energiemanagementsysteme. 2. Auflage. Berlin2024.

INNOCHARGE & ENE'T 2025

InnoCharge & ene't: Branchenportal variable Netzentgelte. <<https://www.variable-netzentgelte.de/>>.

KEDI 2024

Kompetenzzentrum Energieeffizienz durch Digitalisierung (KEDI): § 14a Energiewirtschaftsgesetz. Netzorientierte Steuerung nach § 14a EnWG. <<https://www.kedi-dena.de/regulierung/14a-enwg/#c2467>>.

KÜBLER ET AL. 2024

Kübler, C.; Essers, J.; Niehs, E.; Engel, B.; Grandel, M.: Ereignisvariable Tarife zur Lastverschiebung von steuerbaren Verbrauchseinrichtungen im Prosumer-Haushalt. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik* 61 (2024) 4, S. 958-990.

OSTROM 2025

ostrom: Ostrom führt NeoGrid ein: Erstes Virtuelles Kraftwerk für E-Autos zur Unterstützung der Energiewende. <<https://www.ostrom.de/post/ostrom-fuhrt-neogrid-ein-erstes-virtuelles-kraftwerk-für-e-autos-zur-unterstützung-der-energiewende>>.

PPC 2025

Power Plus Communications (PPC): SMGWplus – Einfach steuern. <<https://www.ppc-ag.de/de/produkte/smart-meter-gateways/smgwplus/>>.

SCHMITZ ET AL. 2024

Schmitz, S.; Brucke, K.; Kasturi, P.; Ansari, E.; Klement, P.: Forecast-based and data-driven reinforcement learning for residential heat pump operation. *Applied Energy* 371 (2024), S. 123688.

THE MOBILITY HOUSE SOLUTIONS 2025

The Mobility House Solutions: RheinEnergie AG nutzt intelligente Autostromlösung von The Mobility House Energy: Kund:innen sparen bis zu 250 Euro pro Jahr. <https://www.mobilityhouse.com/de_de/unser-unternehmen/presse/artikel/rheinenergie-nutzt-intelligente-autostromlösungen-von-the-mobility-house>.

UBA 2024

Umwelt Bundesamt (UBA): Energiesparende Gebäude. <<https://www.umweltbundesamt.de/themen/klima-energie/energiesparen/energiesparende-gebäude#gebäude-wichtig-für-den-klimaschutz>>.

VDE FNN 2024

Forum Netztechnik/Netzbetrieb im VDE (VDE FNN): Möglichkeiten zur Dokumentation der technischen Umsetzung eines Befehls durch eine steuerbare Verbrauchseinrichtung oder ein Energie-Management-System. <<https://www.vde.com/de/fnn/aktuelles/2024-01-16-impuls-mud>>.

VDE FNN 2025a

Forum Netztechnik/Netzbetrieb im VDE (VDE FNN): Anforderungen an die technische Ausgestaltung der physikalischen und logischen Schnittstellen der Steuerungseinrichtung zum Anschluss und zur Übermittlung des Steuerbefehls an eine steuerbare Verbrauchseinrichtung oder eine Energie-Management-System. Bundeseinheitliche Empfehlung von VDE FNN nach dem Stand der Technik zu Tenorziffer 2a gemäß der Festlegung BK6-22-300 der Bundesnetzagentur. <<https://www.vde.com/resource/blob/2380710/0220c532a4e-cec2b29c25c52858290dc/vde-fnn-hinweis-schnittstellen-steuerungseinrichtung-data.pdf>>.

VDE FNN 2025b

Forum Netztechnik/Netzbetrieb im VDE (VDE FNN): Empfehlungen fördern die massengeschäftstaugliche Umsetzung der netzorientierten Steuerung. Nach abgeschlossenem Konsultationsverfahren hat VDE FNN seine Empfehlungen zum Stand der Technik für die Umsetzung der netzorientierten Steuerung finalisiert (BK6-22-300, Tenorziffern 2 a, b und c). <<https://www.vde.com/de/fnn/aktuelles/vde-fnn-empfehlungen-fördern-die-massengeschäftstaugliche-umsetzung-der-netzorientierten-steuerung>>.

VDE FNN 2025c

Forum Netztechnik/Netzbetrieb im VDE (VDE FNN): Impuls “Steuerungsadministration bei der Steuerung aus

dem SMGW". <<https://www.vde.com/de/fnn/aktuelles/weitere-steuerungsmoeglichkeit-erschliessen--direkte-steuerung-aus-dem-smart-meter-gateway>>.

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Übersicht über die Ziele im Pilotprojekt (Quelle: Eigene Darstellung)	10
Abbildung 2: Konsortialpartner im SET Hub Piloten 4 (Quelle: Eigene Darstellung)	11
Abbildung 3: Zeit- und Meilensteinplan des dena SET Hub Piloten 4 (Quelle: Eigene Darstellung)	23
Abbildung 4: Die Gesamtsystemarchitektur des KI-EMS mit der GLT, iMSys+-Infrastruktur und den dazugehörigen Verantwortlichkeiten (Quelle: Eigene Darstellung)	25
Abbildung 5: Gesamtarchitektur der Umsetzung im finalen Ausbaustadium (Quelle: Eigene Abbildung)	28
Abbildung 6: Leistungszahl der Wärmepumpe (Coefficient of Performance, COP) in Abhängigkeit der Vorlauftemperatur (Quelle: Eigene Darstellung)	30
Abbildung 7: Messkonzept am Fraunhofer IEE-Gebäude für die KI-EMS-Edge-Device-Pilotierung. Erläuterungen zu den Abkürzungen: ZWP – Zähler der Wärmepumpe, ZLS – Zähler Ladesäulen, HAK – Hauptanschlusskasten (Quelle: Eigene Abbildung)	32
Abbildung 8: Mess- und Steuerplatz im Schaltschrank der Heizzentrale am Fraunhofer IEE (Quelle: Eigene Abbildung)	33
Abbildung 9: Überblick über die verschiedenen Kommunikationsschnittstellen des SMGW (BSI 2025b).....	34
Abbildung 10: Beispielhafter Tagesverlauf des dynamischen Strompreises, gebildet aus dem zeitvariablen Netzentgelt der EAM Netz und dem dynamischen Lieferantentarif auf Basis des Day-Ahead-Börsenstrompreises. (Quelle: Eigene Abbildung)	35
Abbildung 11: Umgesetzte Übermittlung von dynamischen Strompreis-Informationen vom Lieferanten bis zum RL-Agenten auf dem Edge-Device (Quelle: Eigene Abbildung)	36
Abbildung 12: Umgesetzte Übermittlung eines §14a-Signals vom simulierten Netzbetreiber bis in die KI-Edge-Komponente (Quelle: Eigene Abbildung)	36
Abbildung 13: Umsetzung der technischen Schnittstellen vom externen Marktteilnehmer (Lieferant, Netzbetreiber) bis zur Steuerbaren Ressource in der Variante a) Umsetzung im Piloten sowie b) zukünftiger Umsetzung am Markt (Quelle: Eigene Abbildung)	39
Abbildung 14: Grundkonfiguration der Trainingsumgebung mit Interaktion zwischen KI-Agent und Ladesäule (Quelle: Eigene Abbildung)	45
Abbildung 15: Vereinfachte Darstellung des vollständigen Trainingsumgebungen mit Interaktion des KI-Agenten mit den Assets wie u. a. Wärmepumpe, Ladesäule und PV-Anlage (Quelle: Eigene Abbildung).....	46
Abbildung 16: Interaktion des KI-Agenten mit der Ladesäule auf dem Edge-Device (Quelle: Eigene Abbildung)	49
Abbildung 17: Ablauf der Labor- und Feldtests in der jeweiligen Ausbaustufe inklusive der dazugehörigen Vor-Tests (Quelle: Eigene Abbildung)	51
Abbildung 18: Gegenüberstellung der über die HAN-Schnittstelle des SMGW erfassten elektrischen Wirkleistung und der gemessenen thermischen Leistung der Wärmepumpe (Quelle: Eigene Abbildung)	54
Abbildung 19: Lastprofil der Wärmepumpe auf Basis von TAF 7-Daten aus dem Meter-Data-Management (MDM) des wMSB Teleseo im Zeitraum 24.-27.02.2025 mit 15-Minuten-Auflösung (Quelle: Eigene Abbildung)	55

Abbildung 20: Steuerungstest mit einem realen E-Fahrzeug (Fahrzeug A) (Quelle: Eigene Abbildung)	56
Abbildung 21: Vor-Test mit verschiedenen Steuersignalstufen mit einem weiteren E-Fahrzeug (Fahrzeug B) (Quelle: Eigene Abbildung)	56
Abbildung 22: Erster Feldtest des KI-gestützten Steuerungsalgorithmus in der initialen Ausbaustufe des preisoptimierten Ladens von Elektrofahrzeugen (Ladezeitfenster ca. 11:45–15:00 Uhr) auf Basis dynamischer Strompreissignale am Pilotstandort (Quelle: Eigene Abbildung).....	57
Abbildung 23: Feldtest des intelligenten Ladens in Ausbaustufe 2: Einsatz eines KI-Agenten für ein E-Kfz unter Einbindung eines PV-Emulators und netzorientierter Steuerung nach §14a EnWG – der KI-Agent reagiert nicht auf das übermittelte Steuersignal (Quelle: Eigene Abbildung).	59
Abbildung 24: Feldtest des intelligenten Ladens in Ausbaustufe 2: Ergänzung eines regelbasierten Algorithmus für ein E-Kfz unter Einbindung eines PV-Emulators und netzorientierter Steuerung nach §14a EnWG – erfolgreiche Leistungsreduktion auf 4,2 kW bei Vorliegen eines Steuersignals (Quelle: Eigene Abbildung).	60
Abbildung 25: Nächtliches Ladefenster zu günstigen Strompreisen: Der KI-Agent identifiziert eigenständig Zeiträume niedriger Strompreise, weist das Ladefenster jedoch mit erkennbaren Unterbrechungen und nicht durchgängig aus (Quelle: Eigene Abbildung)	61
Abbildung 26: Repräsentative Beispieldatei aus dem Monat Mai für den Heizbetrieb des Pilotgebäudes in der KI-Trainingsumgebung. Das Heizsystem-Level (Y-Achse) spiegelt dabei sowohl die Betriebsstufe der Wärmepumpe als auch die Delta-Soll-Vorlauftemperatur in °C wider. (Quelle: Eigene Abbildung)	64
Abbildung 27: Analyse des Ladeverhaltens des Agenten im Monat Mai: durchschnittliche angefragte Energiemenge pro Ladesäule in Abhängigkeit von Tageszeit und dem durchschnittlichen relativen dynamischen Strompreis. (Quelle: Eigene Abbildung)	66
Abbildung 28: Heizbetrieb des Pilotgebäudes an ausgewählten Dezembertagen, dargestellt mit Daten aus der KI-Trainingsumgebung. Das Heizsystem-Level (Y-Achse) bildet sowohl die aktuelle Betriebsstufe der Wärmepumpe als auch die Abweichung der Soll-Vorlauftemperatur in °C ab. (Quelle: Eigene Abbildung).....	68
Abbildung 29: Vom KI-Agenten in der Trainingsumgebung angefragte Ladeleistung einer Ladesäule an einem Beispieltag im Dezember in Abhängigkeit von der Tageszeit und dem relativen Strompreis (Quelle: Eigene Abbildung)	70

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Überblick über die verschiedenen Dimensionen der Belohnungsfunktionen in Bezug auf die jeweiligen Assets im KI-Training	48
Tabelle 2: Überblick über die Verwendung der historischen Datensätze im Training und in der Validierung ..	62
Tabelle 3: Saisonaler Kennzahlvergleich zwischen Mai und Dezember aus dem KI-Training auf Basis historischer Daten von 2023	67
Tabelle 4: Auswertung für Dez. 2023 mit erhöhtem Pufferspeicher-Sollwert und größerem Agentenspielraum (Flexibilisiertes Szenario) gegenüber dem vorherigen nicht flexibilisierten Szenario.	72
Tabelle 5: Überblick über die im Projekt verwendeten Daten im Training (historisch) sowie im Pilotbetrieb (Echtzeit). Prognosedaten wurden sowohl im KI-Training als auch in den Demonstrationen genutzt.	92

Abkürzungen

AgNes	Verfahren der BNetzA zur Festlegung der Allgemeinen Netzentgeltsystematik Strom
API	Application Programming Interface
AS4	Applicability Statement 4 (Protokoll zur Datenübertragung in der Marktkommunikation)
BACnet	Kommunikationsprotokoll in der Gebäudeleittechnik
BDEW	Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft
BEG	Bundesförderung für effiziente Gebäude
BNetzA	Bundesnetzagentur
BSI	Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik
CLS	Controllable Local Systems
COP	Coefficient of Performance
DKE	Deutsche Kommission Elektrotechnik
EE	Erneuerbare Energien
EEBUS	Digitales Kommunikationsprotokoll für steuerbaren Energieanlagen
EEG	Erneuerbare-Energien-Gesetz
EMT	Externe Marktteilnehmer
EMS	Energiemanagementsystem
EnWG	Energiewirtschaftsgesetz
ENTSO-E	European Network of Transmission System Operators for Electricity
F&E	Forschung und Entwicklung
FNN	Forum Netztechnik/Netzbetrieb im VDE
GEG	Gebäudeenergiegesetz
GEIG	Gebäude-Elektromobilitätsinfrastruktur-Gesetz
GLT	Gebäudeleittechnik
GWA	Gateway-Administration
HAN	Home Area Network
HEA	Fachgemeinschaft für effiziente Energieanwendung e.V.
HEMS	Heim-Energiemanagementsystem
HLK	Heizung, Lüftung und Klima
HPC	High Performance Computing
HT	Hochtarifzeit
IEC 61850	Internationaler Standard für die Kommunikation in Energieanlagen
IKT	Informations- und Kommunikations-Technologie
iMSys	Intelligente Messsysteme
iMSys+	Intelligente Messsysteme mit Steuerungseinrichtungen (erweitert)
JSON	JavaScript Object Notation
KI	Künstliche Intelligenz
KI-EMS	KI-basiertes Energiemanagementsystem
KNX	Kommunikationsstandard für die Gebäudeautomation
LMN	Local Metrological Network
LSV	Ladesäulenverordnung
MaKo	Marktkommunikation
MDM	Meter Data Management
MSB	Messstellenbetreiber

MsbG	Messstellenbetriebsgesetz
NT	Niedrigtarifzeit
NWG	Nichtwohngebäude
OCPP	Open Charge Point Protocol
PKI	Public Key Infrastructure
PV	Photovoltaik
RL	Reinforcement Learning
RLM	Registrierende Leistungsmessung
SET	Start-up Energy Transition
SG-Ready	Smart Grid Ready
SM-PKI	Smart Metering Public Key Infrastructure
SMGW	Smart Meter Gateway
Soc	State of Charge
SoH	State of Health
ST	Standardtarifzeit
SteuVE	Steuerbare Verbrauchseinrichtungen
StromNEV	Stromnetzentgeltverordnung
TAF	Tarifanwendungsfall
TCP/IP	Transmission Control Protocol/Internet Protocol
TLS	Transport Layer Security
TR	Technische Richtlinie
VDE	Verband der Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik e.V.
VPN	Virtual Private Network
WAN	Wide Area Network
wMSB	Wettbewerblicher Messstellenbetreiber

Anhang

Medium	Anlage	Datenpunkt	Art	Quelle	Status
Wärme	Wärmepumpe (WP)	Vorlauftemperatur	historisch	WP / GLT	
		Echtzeit		WP / GLT	
		COP	historisch	Berechnung	
		Leistung elektrisch	historisch	Test-Messreihe	
	Pufferspeicher	Leistung elektrisch	Echtzeit	SMGW / GLT	
		Vorlauftemperatur	historisch	WP	
		Echtzeit		GLT	
		Temperatur der Schichten im Speicher	historisch	WP	
	Gebäude Passiv		Echtzeit		
		Thermische Last	historisch	Rekonstruktion	
			Echtzeit	GLT	
Strom	Gebäude Passiv		Prognose	Prognosemodell	
		Elektrische Last	historisch	RLM Zähler / Versorger	
			Echtzeit	-	
	E-Kfz		Prognose	Prognosemodell	
		Wirkleistung elektrisch	historisch	Synthetisch	
		Wirkleistung elektrisch	Echtzeit	Ladesäule / GLT	
		Ladebedarf [kWh]	historisch	Synthetisch	
			Echtzeit	Annahme	
			Prognose	-	
		Fahrzeugverfügbarkeit	historisch	Synthetisch	
	Photovoltaik (PV)		Echtzeit	Ladesäule / GLT	
		SoC [%]	historisch	Synthetisch	
			Echtzeit	Wallbox / GLT	
			Prognose	Prognosemodell	
Gebäude	Zustände je Raum	Jalousienstellung	historisch	GLT	
		Temperatur, Präsenz	Echtzeit	GLT	
Wetter		Außentemperatur, Sonneneinstrahlung	historisch	Wetterstation / GLT	
			Echtzeit	Wetterstationen / GLT	
Sonstige	Preise (Strom)	Day-Ahead	historisch		
		Börsenstrompreis	Echtzeit	ENTSO-E	
		Dynamischer Tarif	Echtzeit	Ostrom	
	Netzsignale	stat. Hüllkurve	Statisch		
		Ad-Hoc Limitierung	Echtzeit	Netztreiber emuliert	
		Zeitvariables Netzentgelt	Statisch		

Tabelle 5: Überblick über die im Projekt verwendeten Daten im Training (historisch) sowie im Pilotbetrieb (Echtzeit). Prognosedaten wurden sowohl im KI-Training als auch in den Demonstrationen genutzt.

Legende
■ verfügbar
■ nicht verfügbar

