



Gefördert durch:



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

Gemeinsamer Abschlussbericht für das Projekt:

Critical Components for Distributed and Secure Grid Operation

(Projektakronym: DISEGO)

Konsortialführer:



Projektpartner:



Dieser Bericht ist Ergebnis des Verbundvorhabens „Critical Components for Distributed and Secure Grid Operation (DISEGO)“. Das diesem Bericht zugrundeliegende Forschungsvorhaben wurde durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Energie gefördert. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autorinnen und Autoren.

Projektlaufzeit: 01.11.2022 bis 31.03.2026 **Förderkennzeichen:** 03EI6078

Projektkoordination: Helmut-Schmidt-Universität Hamburg (03EI6078A)

Konsortium:

FKZ	Institution	Autor:innen
A	Helmut-Schmidt-Universität Hamburg, Institut für Automatisierungstechnik, Prof. Dr.-Ing. Alexander Fay (bis März 2024), Dr.-Ing. Felix Gehlhoff (April 2024 - Juni 2026)	L. P. Wagner, A. Karmann, V. Henkel
B	Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg, Department Wirtschaftsingenieurwesen, Prof. Dr.-Ing. Volker Skwarek	K. H. Wöhnert, V. Skwarek
C	Technische Universität Hamburg, Institut für Elektrische Energietechnik, Prof. Dr.-Ing. Christian Becker	A. Daehn
D	Universität Duisburg-Essen, Lehrstuhl für Wirtschaftsinformatik und Softwaretechnik, Prof. Dr. Stefan Eicker	C. Derksen, N. Loose
E	Hamburger Energienetze GmbH	H. Ipach
F	Stadtwerke Norderstedt	T. Meyer, T. Claus
G	PSI Software SE, Core Function Industrial AI	L. Loenser, P. Kätzel, J. Ostmeyer
H	PSI Software SE, Business Unit Grid & Energy Management, Grid Connect	F. Strobel, L. Bittermann, K. Korotkiewicz

Zitierempfehlung:

Wagner et al., Gemeinsamer Abschlussbericht DISEGO – Critical Components for Distributed and Secure Grid Operation, Hannover: Technische Informationsbibliothek (TIB), 2026.

DOI: <https://doi.org/10.34657/42790>

Kontakt: Prof. Dr.-Ing. Felix Ocker (Leitung der Professur für Automatisierungstechnik seit Juli 2026),
Helmut-Schmidt-Universität Hamburg,
felix.ocker@hsu.hamburg

Berichtsdatum: 28.09.2026

Kurzfassung

Die Elektrifizierung des Mobilitäts- und Wärmesektors erhöht die Belastung der Stromverteilnetze schneller, als konventioneller Netzausbau in städtischen Ballungsräumen folgen kann. Eine netzdienliche Steuerung ersetzt den Netzausbau nicht, kann aber durch die Herstellung von Netztransparenz Engpässe sichtbar machen, vorhandene Netzkapazitäten besser ausnutzen und die Zeit bis zur Netzzertüchtigung überbrücken. Das Verbundvorhaben DISEGO entwickelte und erprobte hierfür eine Energy Internet of Things-Plattform, die vier Komponenten zur softwarebasierten Automatisierung von Niederspannungsnetzen zusammenführt: eine minimalinvasive Netzzustandsschätzung macht den Netzzustand auch bei geringer Messdichte transparent und sichtbar, Verfahren des maschinellen Lernens verbessern die Modelle der angeschlossenen Anlagen, ein manipulationssicheres Funkprotokoll bindet dezentrale Anlagen an, und die Plattform integriert diese Komponenten in die bestehenden Systeme der Netzbetreiber. Diese vier Komponenten entsprechen den vier Projektzielen, die weitestgehend erreicht wurden.

Die Netzzustandsschätzung beruht auf einem Branch-Current-basierten Weighted-Least-Squares-Verfahren mit Dreiphasenmodell und fusioniert Messwerte aus Ortsnetzstationen, intelligenten Messsystemen und Pseudomessungen zu einem vollständigen Netzzustandsbild. Eine transformatorseitige Messung verbessert ihre Genauigkeit erheblich, während Smart-Meter-Daten allein nicht ausreichen. Diese Datengrundlage wird durch eine Modellkalibrierung mit maschinellem Lernen ergänzt und von einem Regelungsalgorithmus verwendet, um kurzzeitige Kapazitätsengpässe in Niederspannungsnetzen mit einem diskriminierungsfreien Regelungsverfahren zu vermeiden. Darüber hinaus ermöglichen das Qualitative Labeling der Qualicision-gestützten, erklärbaren Bewertung sowie maschinelle Lernverfahren eine höhere Verfügbarkeit und Qualität der Netzdaten für weitere Analysen. Der Funkprototyp übertrug am Innovationscampus in Hamburg über zwei Wochen mit einer Empfangsrate von 98 %. Ergänzend klassifizierte eine tokenbasierte Angriffserkennung Man-in-the-Middle- und Zertifikatsdiebstahl-Angriffe mit 98 % Genauigkeit. Eine Microservice-Plattform bindet alle Komponenten über offene Schnittstellen ein, teils als extern angebundene Dienste; ihre pragmatische Interoperabilität wurde per Erreichbarkeitsanalyse nachgewiesen, und über sie gelang die Steuerung nach § 14a EnWG in zwei Feldtests über die gesamte Wirkkette von der Plattform bis zum Akteur.

Abstract

The electrification of the mobility and heating sectors increases the load on electricity distribution grids faster than conventional grid expansion can follow in urban areas. Grid-supportive control does not replace grid expansion, but it can make congestion visible, use existing grid capacity more efficiently and bridge the time until grid reinforcement. For this purpose, the joint project DISEGO developed and tested an Energy Internet of Things platform that brings together four components for the software-based automation of low-voltage grids: a minimally invasive state estimation makes the grid state observable even at low measurement density, machine learning methods improve the models of the connected assets, a tamper-proof radio protocol connects distributed assets, and the platform integrates these components into the existing systems of the grid operators. These four components correspond to the four project objectives, which were largely achieved.

The state estimation is based on a branch-current weighted-least-squares method with a three-phase model and fuses measurements from secondary substations, smart metering systems and pseudo-measurements into a complete picture of the grid state. A transformer-side measurement improves its accuracy considerably, whereas smart meter data alone are not sufficient. This data basis is complemented by a machine-learning-based model calibration. In addition, the qualitative labeling of the Qualicision-based explainable assessment together with machine learning methods enable a higher availability and quality of the grid data for further analyses. The radio prototype transmitted at the innovation campus in Hamburg over two weeks with a reception rate of 98 %. Separately, a token-based intrusion detection classified man-in-the-middle and certificate-theft attacks with 98 % accuracy. A microservice platform integrates all components through open interfaces, some as externally connected services; its pragmatic interoperability was demonstrated by a reachability analysis, and through its control according to Section 14a of the German Energy Industry Act (EnWG) succeeded in two field tests across the entire action chain from the platform to the actuator.

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	ii
Abstract	iii
Abkürzungsverzeichnis	vi
Abbildungsverzeichnis	vii
Tabellenverzeichnis	viii
I Kurze Darstellung	1
1 Aufgabenstellung und Voraussetzungen	2
1.1 Zielsetzung	2
1.2 Voraussetzungen	3
1.3 Kurzvorstellung der Partner	4
1.4 Bezug zu förderpolitischen Zielen	6
2 Planung und Stand der Technik	7
2.1 Projektablauf	7
2.2 Stand der Wissenschaft und Technik	7
2.3 Aufbau des Berichts	8
II Eingehende Darstellung	9
3 Ergebnisse des Vorhabens	10
3.1 Gesamtkonzept	10
3.2 § 14a EnWG als zentraler Anwendungsfall	12
3.3 Sicherheitskonzept	13
3.4 Modulentwicklung	15
3.4.1 Netzzustandsschätzung	15
3.4.2 Anpassung der Netzsteuerung	18
3.4.3 DLT-gesichertes Funkkommunikationsprotokoll	20
3.4.4 Kontinuierliche Systemmodellverbesserung: Prosumer-Seite (UDE)	22
3.4.5 Kontinuierliche Systemmodellverbesserung: Netzbetreiber-Seite (IAI)	25
3.4.6 Entscheidungsunterstützung für manuelle Eingriffe	29
3.4.7 eIoT-Plattform	30
3.5 Erprobung	35
3.5.1 Konzeptionelle Validierung	35
3.5.2 Simulation und Labortest	37
3.5.3 Feldtest Innovationscampus der Hamburger Energienetze	46
3.5.4 Feldtest Stadtwerke Norderstedt	49
3.5.5 Erprobungsergebnisse im Überblick	55
3.6 Analysen	56
3.6.1 Skalierbarkeit	56
3.6.2 Standardisierung	57
3.6.3 Regulatorische Handlungsempfehlungen	57

4	Zielerreichung	59
4.1	Ziel 1: Dezentrale, minimalinvasive Netzzustandsüberwachung	59
4.2	Ziel 2: Manipulationssichere drahtlose Kommunikationsanbindung	60
4.3	Ziel 3: ML-Methoden zur kontinuierlichen Modellverbesserung	61
4.4	Ziel 4: Integration in eine eIoT-Plattform	62
5	Verwertbarkeit der Ergebnisse	64
5.1	Wissenschaftliche Verwertung	64
5.1.1	Veröffentlichungen	64
5.1.2	Abschlussarbeiten	64
5.2	Technische Verwertbarkeit	65
5.3	Wirtschaftliche Bedeutung	66
5.4	Regulatorische Einordnung	67
6	Stand der Technik und andere Entwicklungen	68
6.1	Netzzustandsschätzung in Verteilnetzen	68
6.2	IoT-Plattformen für den Netzbetrieb	68
6.3	Kommunikationssicherheit	69
6.4	Modellverbesserung und maschinelles Lernen	69
7	Notwendigkeit und Angemessenheit	70
7.1	Notwendigkeit der Forschungsarbeiten	70
7.2	Notwendigkeit der öffentlichen Förderung	70
7.3	Angemessenheit des gewählten Ansatzes	70
7.3.1	Konsortialstruktur und Aufbau auf Vorarbeiten	70
7.3.2	Mehrstufige Erprobung	71
7.3.3	Abweichungen vom Arbeitsplan	71
8	Verwendung der Zuwendung	72
9	Zusammenfassung	74
	Literaturverzeichnis	76

Abkürzungsverzeichnis

AMQP	Advanced Message Queuing Protocol	LPC	Limit Power Consumption
API	Application Programming Interface	LPP	Limit Power Production
AWB	Agent.Workbench	ML	maschinelles Lernen
BC-MOD	Modified-Branch-Current-State-Estimation	mME	moderne Messeinrichtung
BCSE	Branch-Current State Estimation	MQTT	Message Queuing Telemetry Transport
BDEW	Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft	MSB	Messstellenbetreiber
BMBF	Bundesministerium für Bildung und Forschung	MVP	Minimal Viable Product
BSI	Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik	ONS	Ortsnetzstation
CLS	Controllable Local System	PF	Power Flow
DISEGO	Critical Components for Distributed and Secure Grid Operation	PGC	PSI Software SE, Business Unit Grid & Energy Management, Grid Connect
DKE	Deutsche Kommission Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik	PHiLsLab	Power-Hardware-in-the-Loop-Labor
DLT	Distributed Ledger Technology	PKI	Public-Key-Infrastruktur
DWD	Deutscher Wetterdienst	PM	Pseudomesswert
EAF	energiewirtschaftlicher Anwendungsfall	PMML	Predictive Model Markup Language
eIoT	Energy Internet of Things	PV	Photovoltaik
EMS	Energiemanagementsystem	REST	Representational State Transfer
EOM	Energieoptionsmodell	RTU	Remote Terminal Unit
EV	Elektrofahrzeug	SCADA	Supervisory Control and Data Acquisition
GIS	Geoinformationssystem	SE	State Estimation
GNDEW	Gesetz zum Neustart der Digitalisierung der Energiewende	SGAM	Smart Grid Architecture Model
HAW	Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg	SMGW	Smart-Meter-Gateway
HEMS	Home Energy Management System	SoS	System of Systems
HNE	Hamburger Energienetze GmbH	SteuVE	steuerbare Verbrauchseinrichtung
HSU	Helmut-Schmidt-Universität Hamburg	SVM	Support Vector Machine
IAI	PSI Software SE, Core Function Industrial AI	SWN	Stadtwerke Norderstedt
IDS	Intrusion Detection System	TAF	Tarifanwendungsfall
IKT	Informations- und Kommunikationstechnik	TCP	Transmission Control Protocol
iMSys	intelligentes Messsystem	TLS	Transport Layer Security
JSON	JavaScript Object Notation	TP	Teilprojekt
KI	Künstliche Intelligenz	TUHH	Technische Universität Hamburg
KVS	Kabelverteilerschrank	UDE	Universität Duisburg-Essen
LoRaWAN	Long Range Wide Area Network	VNB	Verteilnetzbetreiber
		VPN	Virtual Private Network
		WLAN	Wireless Local Area Network
		WLS	Weighted Least Squares
		XML	Extensible Markup Language

Abbildungsverzeichnis

1.1	Einordnung der DISEGO-Komponenten in die Verteilnetzinfrastruktur.	3
3.1	Schichtenarchitektur der Plattform	11
3.2	Referenzarchitektur des intelligenten Messsystems für die § 14a-konforme Steuerung	12
3.3	§ 14a-Steuerbefehl zur Verbrauchslimitierung (alternative Darstellung)	13
3.4	Eigenschaftsbasierte Zugangskontrollarchitektur	14
3.5	Schematischer Ablauf des modifizierten Branch-Current-Verfahrens	17
3.6	Verteilung der Hamming-Ähnlichkeit für gutartigen und böartigen Netzwerkverkehr	21
3.7	Mioty-Messkette auf dem Innovationscampus	21
3.8	Mioty-Sendeereignisse am Innovationscampus Hamburg	22
3.9	Messpunktoptimierung in PSIqualicision AI	26
3.10	Kabelauslastungsanalyse in PSIqualicision AI	28
3.11	Zielbeziehungsmatrix der Kabelauslastung	29
3.12	Entscheidungsunterstützung bei Ausfall einer Messstation	30
3.13	Datenfluss und Dienste der Plattform	31
3.14	Scheduling der Microservices auf der eIoT-Plattform.	32
3.15	Kartendarstellung des Digitalen Zwillings	32
3.16	Ansicht der Niederspannungs-Visualisierungsoberfläche und Meldung im Mittelspannungs- Leitsystem	34
3.17	Erreichbarkeitsanalyse der Plattform	36
3.18	Finaler Laboraufbau und Einbindung in die Simulationsplattform	37
3.19	Methodischer Ablauf zum Vergleich von Leistungsfluss- und Netzzustandsschätzungsergebnissen	39
3.20	Untersuchte Netztopologie mit ausgewähltem Netzabschnitt	42
3.21	Spannungsabweichung ohne und mit Standardlastprofil-Pseudomesswerten bei 80 % Smart- Meter-Durchdringung	43
3.22	Stromabweichung ohne und mit Standardlastprofil-Pseudomesswerten bei 80 % Smart-Meter- Durchdringung	43
3.23	Netzbereiche mit fehlerhaften Leitungsparametern bei 44 Leitungsabschnitten.	44
3.24	Spannungs- und Stromabweichungen bei 10 % Parameterabweichung in 44 Leitungsabschnitten	45
3.25	Lage der getrennten Leitung mit dem Index 20354 im untersuchten Netzmodell	45
3.26	Topologiefehler: Spannungs- und Stromabweichungen bei getrennter Leitung 20354	46
3.27	Feldtestaufbau am Innovationscampus der Hamburger Energienetze	46
3.28	Stuertest am Innovationscampus Hamburg	48
3.29	Leistungsverlauf der netzorientierten Steuerung am Innovationscampus	49
3.30	Wirkkette eIoT-Plattform zu Endkunde	49
3.31	Abstrahierte Systemarchitektur im Netzgebiet der Stadtwerke Norderstedt	50
3.32	Messwerte des intelligenten Messsystems im Netzleitsystem	51
3.33	Visualisierung des Netzzustandes im Netzleitsystem am Beispiel eines Straßenzugs	52
3.34	Erfolgreiche Leistungsreduzierung einer Wärmepumpe im Feldversuch	53
3.35	Gleichzeitige diskriminierungsfreie Leistungsbegrenzung eines Straßenzugs	54

Tabellenverzeichnis

3.1	Angriffstaxonomie für Smart-Grid-Kommunikation	14
3.2	Vergleich verschiedener Belastungsfälle des Modellnetzes	39
3.3	Übersicht der untersuchten Messabdeckungen und der daraus resultierenden mittleren Abweichungen von Spannung ΔU und Strom ΔI	40
3.4	Übersicht der gemischten Tarifierungsfall-Messkonfigurationen und mittleren Abweichungen	40
3.5	Mittlere Abweichung bei 80 % Tarifierungsfall-10-Anteil und verschiedener Messpunktverteilung	41
3.6	Mittlere Abweichung bei 80 % Tarifierungsfall-7-Anteil und verschiedener Messpunktverteilung	41
3.7	Mittlere Abweichung bei gemischter Tarifierungsfall-Zuordnung und verschiedener Messpunktverteilung	41
3.8	Übersicht der Messrausch-Szenarien und resultierenden mittleren Abweichungen von Spannung, Strom, Wirk- und Blindleistung.	42
3.9	Einfluss von Standardlastprofil-Pseudomesswerten auf die mittleren Spannungs- und Stromabweichungen	42
3.10	Übersicht der untersuchten Modellabweichungen und resultierenden maximalen Abweichungen.	44
8.1	Bewilligte Zuwendung je Teilvorhaben	72

Teil I

Kurze Darstellung

1 Aufgabenstellung und Voraussetzungen

1.1 Zielsetzung

Die Elektrifizierung des Mobilitäts- und Wärmesektors erhöht die Belastung der Stromverteilnetze. Die bestehenden Netze sind für diese Lastzuwächse nicht ausgelegt. In städtischen Ballungsräumen scheidet konventioneller Netzausbau als alleinige Lösung häufig aus, da Tiefbauarbeiten auf hohe Hürden stoßen. Verteilnetzbetreiber (VNBs) benötigen daher intelligente, softwarebasierte Lösungen, die im Bedarfsfall Lasten und Einspeisungen regeln und so die Versorgungssicherheit gewährleisten.

Die Herausforderung liegt dabei weniger in der durchschnittlich übertragenen Energie als in gleichzeitig auftretenden Lastspitzen: Werden viele Elektrofahrzeuge oder Wärmepumpen zeitgleich betrieben, können lokal Spannungsbänder verletzt oder Betriebsmittel überlastet werden, bevor ein Netz in seiner Gesamtheit ausgelastet ist [1, 2]. Hinzu kommt, dass die Niederspannungsebene traditionell kaum messtechnisch erschlossen ist und weitgehend ungeregelt betrieben wird, sodass Netzbetreiber dort selten über ein aktuelles Bild des Netzzustands verfügen und Engpässe häufig erst spät bemerkt werden [3, 4]. Eine Kombination aus minimalinvasiver Zustandserfassung und gezielter, regelkonformer Steuerung flexibler Verbraucher kann vorhandene Netzkapazität besser ausnutzen und akute Engpässe beherrschen. Das Projekt DISEGO adressierte diesen Bedarf. Aufbauend auf Vorarbeiten der Konsortialpartner in den Projekten PEAK, ELBE, Digitales Ortsnetz und NEW 4.0 adressierte DISEGO vier Forschungsfragen, die mit vier ineinandergreifenden Komponenten beantwortet wurden:

- FF1 (Minimalinvasive Netzzustandsüberwachung):** Wie lässt sich eine minimalinvasive dezentrale Netzzustandsüberwachung auf Nieder- und Mittelspannungsebene realisieren, die vorhandene Messgeräte des Netzbetreibers mit Smart-Meter-Daten der Netzkunden kombiniert?
- FF2 (Kontinuierliche Systemmodellverbesserung):** Wie lassen sich Anlagenmodelle mit Methoden des maschinellen Lernens kontinuierlich verbessern, sodass realitätsnahe Modelle für typische Einsatzzwecke zur Verfügung stehen?
- FF3 (Manipulationssichere Funkkommunikation):** Wie kann eine manipulationssichere drahtlose Kommunikationsanbindung dezentraler Energieanlagen über Weitbereichsfunk erfolgen?
- FF4 (eIoT-Plattform):** Wie lassen sich die Lösungsansätze aus FF1 bis FF3 in eine Energy Internet of Things (eIoT)-Plattform integrieren und sicher an vorhandene Systeme wie Backend-Systeme und Flexibilitätsplattformen anbinden?

Die Netzsteuerung selbst war keine eigene Forschungsfrage, da hierfür bereits ausgereifte Lösungen existieren. Sie bildete den Integrationsrahmen für die neuen Komponenten.

Jede dieser vier Forschungsfragen entspricht einem der vier übergeordneten Projektziele aus der Vorhabenbeschreibung. Die systematische Gegenüberstellung von Zielen und Forschungsfragen sowie der Nachweis ihrer Beantwortung erfolgt in Kapitel 4.

Abbildung 1.1 zeigt den Zusammenhang der vier Komponenten mit der vorhandenen Netzinfrastruktur. Netzzustandsschätzung, Netzsteuerung und Modellverbesserung (FF1/FF2) werden dezentral in den Ortsnetzstationen verortet und kommunizieren über Weitbereichsfunk (FF3) mit den Energieanlagen. Die eIoT-Plattform (FF4) verbindet diese Feldkomponenten mit der Niederspannungs-Leitwarte und der Mittelspannungs-Leitwarte und ist für die Anbindung an die Backend-Systeme der Ladeinfrastrukturbetreiber ausgelegt.

Mit diesen Ansätzen war bei Antragstellung die Erwartung verbunden, konventionellen Netzausbau durch netzdienliche Steuerungseingriffe vermeiden oder zumindest verzögern zu können. Die Festlegung der Bundesnetzagentur zur netzorientierten Steuerung nach § 14a EnWG hat diesen Zusammenhang jedoch präzisiert: Die netzorientierte Steuerung ist ein nachrangiges, überbrückendes Instrument und ersetzt den Netzausbau nicht, sondern löst eine Pflicht zur vorausschauenden Netzerzüchtigung aus [5]. Der Nutzen der in DISEGO entwickelten Lösungen liegt daher nicht im Ersatz des Netzausbaus, sondern darin, Engpässe sichtbar zu machen, die Zeit bis zur Netzerzüchtigung zu überbrücken und die für eine § 14a-konforme Steuerung erforderliche Mess- und Steuerungsinfrastruktur bereitzustellen.

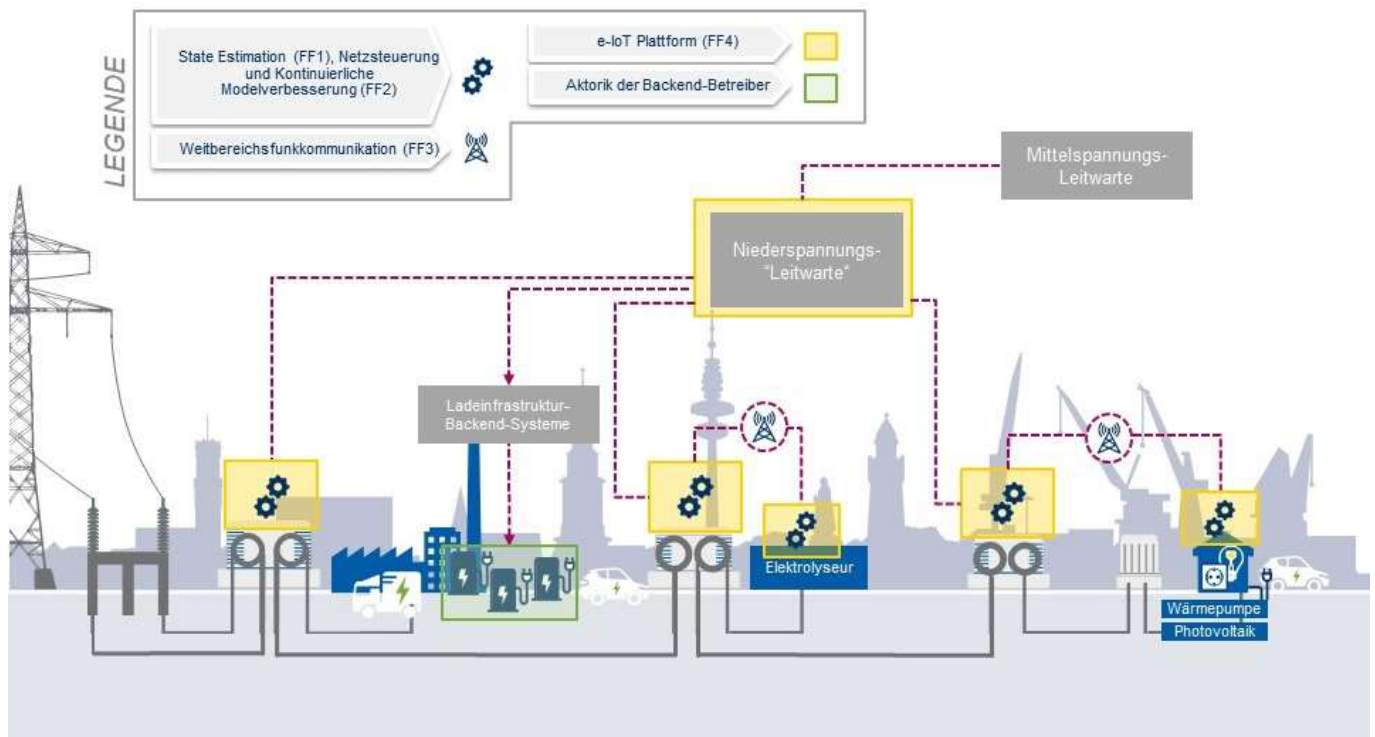


Abbildung 1.1: Einordnung der DISEGO-Komponenten in die Verteilnetzinfrastruktur.

1.2 Voraussetzungen

Vorarbeiten der Partner. DISEGO baute auf mehreren Vorgängerprojekten auf. In PEAK (2021–2024) entwickelten Helmut-Schmidt-Universität Hamburg (HSU), Universität Duisburg-Essen (UDE) und Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg (HAW) eine Peer-to-Peer-Energiehandelsplattform mit Flexibilitätsmarkt für die Niederspannungsebene. In Agent.HyGrid entstanden an HSU und UDE dezentrale Steuerungsmethoden sowie die Software-Frameworks Agent.Workbench (AWB) und Energie-Agent mit dem patentierten Energieoptionsmodell (EOM). Die Hamburger Energienetze GmbH (HNE), ehemals Stromnetz Hamburg, erprobte in den Projekten ELBE und Digitales Ortsnetz Schnittstellen zur netzdienlichen Steuerung von Ladinfrastruktur. Die Stadtwerke Norderstedt (SWN) steuerten in NEW 4.0 über 5.500 intelligente Steckdosen und führten einen 24-monatigen Feldtest mit Kundenbeteiligung durch. Die HAW brachte aus Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF)-Projekten (HANSEBLOC, WaterGridSense 4.0) Erfahrung in der Distributed Ledger Technology (DLT)-basierten Absicherung verteilter Systeme ein. Die Technische Universität Hamburg (TUHH) verfügte über ein Power-Hardware-in-the-Loop-Labor (PHiLsLab) und bestehende Kooperationen mit der HNE zur Netzzustandsschätzung. PSI Software SE, Business Unit Grid & Energy Management, Grid Connect (PGC) hatte mit dem Intelligent Grid Operator (2011–2017) und dessen Nachfolger PSIngo dezentrale Niederspannungs-Netzsteuerungen pilotiert. Die PSI Software SE, Core Function Industrial AI (IAI) stellte PSIqualicision AI für die KI-basierte Entscheidungsunterstützung und das Qualitative Labeling zur Verfügung. An diese Vorarbeiten, die sich schwerpunktmäßig auf Ladinfrastruktur und intelligente Steckdosen konzentrierten, knüpfte DISEGO an und bezog zusätzlich Wärmepumpen ein, deren Verbreitung im Zuge der Dekarbonisierung des Wärmesektors zunimmt.

Testinfrastruktur und technische Ausgangslage. PGC stellte mit PSIngo eine marktgängige Netzsteuerungssoftware bereit, die der Ausgangspunkt für die Integration der DISEGO-Komponenten war. Die HNE betreiben einen Innovationscampus als Testumgebung und ein Long Range Wide Area Network (LoRaWAN)-Netz mit ca. 98 % Abdeckung im Stadtgebiet (rund 560 Gateways). Die SWN ermöglichten einen zweiten Feldtest mit realen Kundenanschlüssen. Dort waren 103 von 297 Ortsnetzstationen fernwirkfähig und ein LoRaWAN-Netz zur Zählerauslesung im Betrieb. Auf Messseite waren in beiden Netzgebieten Ortsnetzstationen mit IEC 60870-5-104-Anbindung sowie punktuell Smart-Meter-Gateways (SMGW) vorhanden. Die

Messtechnik in der Niederspannung war jedoch dünn: Eine flächendeckende Zustandsüberwachung war mit der vorhandenen Sensorik nicht möglich.

Regulatorischer Kontext. Zum Zeitpunkt der Antragstellung (Anfang 2022) existierte keine regulatorische Grundlage für eine netzorientierte Steuerung flexibler Verbraucher in der Niederspannung. § 14a EnWG in seiner heutigen Fassung mit der Definition von steuerbaren Verbrauchseinrichtungen (private Ladepunkte für Elektromobile, Wärmepumpenheizung unter Einbeziehung von Zusatz- oder Notheizvorrichtungen, Anlagen zur Raumkühlung sowie Anlagen zur Speicherung elektrischer Energie), Vorgaben zur Mindestleistung, die zeitliche Begrenzung von Steuerungseingriffen und zur nichtdiskriminierenden Behandlung steuerbarer Verbrauchseinrichtungen, trat erst während der Projektlaufzeit in Kraft. Die Projektmotivation beruhte daher auf der absehbaren Notwendigkeit softwarebasierter Netzautomatisierung infolge der Sektorenkopplung, nicht auf einem bestehenden regulatorischen Rahmen. Dass der Gesetzgeber mit § 14a EnWG während der Projektlaufzeit einen solchen Rahmen schuf, bestätigte die im Antrag formulierte Problemstellung und gab den Arbeiten an der eIoT-Plattform einen konkreten regulatorischen Anwendungsfall (energiewirtschaftlicher Anwendungsfall (EAF)-1: § 14a-konforme Steuerung [6]).

1.3 Kurzvorstellung der Partner

HSU – Helmut-Schmidt-Universität Hamburg Das Institut für Automatisierungstechnik der HSU hat seine Kernkompetenzen im Engineering von Automatisierungs- und Digitalisierungslösungen. Domänenübergreifend bringt es Erfahrung in der Modellbildung, in semantischen Beschreibungsmitteln, in der Modularisierung und in der Wiederverwendung von Komponenten ein. Im Energiebereich liegt der Schwerpunkt auf der dezentralen Entscheidungsfindung, der agentenbasierten Steuerung und der Modellierung von Energiesystemen. In DISEGO griff das Institut auf entsprechende Vorarbeiten aus den Projekten PEAK, OptiFlex, MEO und Agent.HyGrid zurück. Im Projekt koordinierte die HSU das Verbundvorhaben und verantwortete die Konzeption der eIoT-Plattform, das Konzept der Modulintegration und die Validierung der eIoT-Plattform. Zudem übernahm die HSU die Definition der Gesamtarchitektur, die Entwicklung der Testszenarien und die Analysen zur Skalierbarkeit; an der Standardisierung wirkte sie mit.

HAW – Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg Das Forschungs- und Transferzentrum CyberSec (FTZ CyberSec) der HAW befasst sich mit Sicherheit in verteilten Systemen, mit Fokus auf der Entwicklung und Anbindung cyber-physikalischer Systeme durch sicheres dezentrales Identitätsmanagement. In DISEGO entwickelte das FTZ CyberSec das Sicherheitskonzept der eIoT-Plattform und die manipulationssichere drahtlose Kommunikationsanbindung dezentraler Energieanlagen über Weitbereichsfunk. Das FTZ CyberSec baute für DISEGO auf technische und konzeptionelle Vorarbeiten für dezentrales Identitätsmanagement im Bereich von Industrie 4.0 (DigitaP), Energiehandel (PEAK) und Forschungsdaten (KI2GISAXS) auf und arbeitete in Deutsche Kommission Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik (DKE)/AK 901.1.1 und CEN/CLC/JTC 19 an der Standardisierung mit. Algorithmen zur sicheren Kommunikation wurden und werden in kritischer Infrastruktur wie dem Energienetz (PEAK), der Wasserinfrastruktur (WaterGridSense) und dem Mobilfunknetz (ABAC456) entwickelt.

PSI – PSI Software SE Der PSI-Konzern entwickelt Softwareprodukte zur Optimierung des Energie- und Materialflusses bei Versorgern und Industrie. Als unabhängiger Softwarehersteller ist PSI seit 1969 Technologieführer für Prozesssteuerungssysteme, die durch die Kombination von KI-Methoden mit industriell bewährten Optimierungsverfahren für eine nachhaltige Energieversorgung und Produktion sorgen. Die innovativen Branchenprodukte können vom Kunden selbst oder in der Cloud betrieben werden.

Als europäischer Marktführer bei Energieleitsystemen für Strom, Gas, Wärme, Öl und Wasser bietet PSI moderne, ganzheitliche Netzleitsysteme und Software für die Überwachung, Steuerung und Optimierung der Netze. Diese umfassen unter anderem erweiterte Funktionen für die intelligente Netzführung, Field Force Management, Energiehandel und -vertrieb, Portfolio- und Risikomanagement, Gastransport und -speicher sowie KI- und cloudbasierte Anwendungen. Im Rahmen von DISEGO stellte die Business Unit Grid & Energy Management | Grid Connect (PGC) die Netzführungssoftware PSIngo bereit und passte diese für die Integration der DISEGO-Komponenten an. Gemeinsam mit der HSU entwickelte PGC die

eIoT-Plattform. Die Core Function IAI (ehemals PSI FLS) stellte die Qualicision-AI-Technologie und Methoden des maschinellen Lernens zur Verbesserung der Modelle verteilter Energieanlagen bereit. Mit der am Markt etablierten Qualicision-AI-Technologie, die auf erweiterter Fuzzy-Logik beruht, ließen sich Entscheidungsunterstützungsalgorithmen mit Methoden des maschinellen Lernens verknüpfen und im Sinne der Erklärbarkeit netzdienliche KI-Entscheidungen erforschen [7].

TUHH – Technische Universität Hamburg Das Institut für Elektrische Energietechnik (ieet) vertritt den Themenschwerpunkt der elektrischen Energiesystemtechnik an der TUHH in Forschung und Lehre. Die Zielsetzung dabei ist ein optimales systemtechnisches Zusammenwirken von Komponenten und Technologien zur Erzeugung, Übertragung, Speicherung, Verteilung und zum Verbrauch von elektrischer Energie. Im Fokus stehen elektrische Energienetze terrestrischer sowie bordsystemgebundener Energiesysteme für eine moderne, zukunftsichere, umweltverträgliche und wirtschaftliche elektrische Energieversorgung. Die Kompetenzen des Instituts liegen im Bereich der Modellierung, Optimierung und Betriebsführung von elektrischen Energienetzen und erstrecken sich hierbei besonders auch auf die Anwendung benachbarter Disziplinen wie Informations- und Kommunikationstechnik (IKT), Regelungs- und Automatisierungstechnik sowie Methoden der Künstlichen Intelligenz (KI). Neben industriellen Erfahrungen in Forschung und Entwicklung energietechnischer Bordsysteme in der Luftfahrt bilden die Dynamik, Stabilität und Regelung elektrischer Energiesysteme einen besonderen Kompetenzschwerpunkt. Im Vordergrund stehen Systeme mit leistungselektronisch gekoppelten Komponenten und zunehmend sektorengekoppelte Systeme mit mehreren Energieträgern. In DISEGO entwickelte und validierte das ieet Algorithmen zur robusten Netzzustandsschätzung in Verteilnetzen und führte die Labortests durch.

UDE – Universität Duisburg-Essen Die UDE blickt auf mehr als zehn Jahre Erfahrung und zahlreiche erfolgreiche Forschungsprojekte im Bereich der Digitalisierung und Flexibilisierung des Energiesektors zurück. Ergebnisse dieser Arbeit sind unter anderem das Konzept des Energie-Agenten als einheitlicher Ansatz zur Entwicklung von Kontroll- und Flexibilisierungslösungen, sowie das patentierte Energie-Optionsmodell (EOM) zur detaillierten Beschreibung von Verhalten und Flexibilität beliebiger energetischer Systeme. Im Rahmen von DISEGO bildeten Energie-Agent und EOM eine wichtige Grundlage für die Simulationen und Laboruntersuchungen. Schwerpunkt der wissenschaftlichen Arbeit der UDE im Projekt war die Untersuchung, ob sich durch eine Erweiterung der bisher weitgehend mathematisch-physikalisch ausgerichteten Modellierungsweise des EOM um Elemente des Machine Learning eine Verbesserung der Modellgüte erreichen lässt.

HNE – Hamburger Energienetze GmbH Die HNE betreibt das Stromverteilungsnetz in Hamburg. Weiterhin hat die HNE die Rolle als grundzuständiger Messstellenbetreiber (MSB) für das Hamburger Netzgebiet inne. Im Projekt übernahm die HNE eine Rolle als Praxispartner und brachte als solcher Netz- und Betriebsdaten sowie Betriebserfahrung aus dem städtischen Verteilnetzbetrieb ein. Weiterhin stellte die HNE ihren Innovationscampus für den ersten Feldtest bereit.

SWN – Stadtwerke Norderstedt Die SWN übernahmen innerhalb des Projektverbundes die Rolle des Praxispartners und stellten die erforderliche Infrastruktur für den zweiten Feldtest mit realen Kunden bereit. Zu den wesentlichen Aufgaben gehörten die Bereitstellung von Netz- und Betriebsdaten, die Auswahl geeigneter Untersuchungsgebiete sowie die Integration der entwickelten Lösungen in die bestehende Betriebsumgebung. Darüber hinaus begleiteten die SWN die Installation zusätzlicher Messtechnik, unterstützten die Inbetriebnahme der Systemkomponenten und bewerteten die Projektergebnisse aus Sicht eines Verteilnetzbetreibers. Die Erfahrungen aus dem operativen Netzbetrieb flossen kontinuierlich in die Projektarbeiten ein.

Zusammenarbeit mit anderen Stellen Über das Konsortium hinaus arbeitete DISEGO mit weiteren Stellen zusammen. Die HAW brachte sich in die Normungsgremien DKE/AK 901.1.1 und CEN/CLC/JTC 19 ein. Für die Feldversuche im Netzgebiet der SWN kooperierten die Stadtwerke mit externen Dienstleistern, insbesondere der MeterPan GmbH und der Consolinno Energy GmbH (Home Energy Management Systeme).

Die HNE kooperierte für den Feldtest auf dem Innovationscampus mit der Consolinno Energy GmbH sowie mit der Robotron Datenbank-Software GmbH als externem Dienstleister. Inhaltlich knüpfte das Vorhaben an die Vorgänger- und Parallelprojekte PEAK, ELBE, Digitales Ortsnetz und NEW 4.0 an.

1.4 Bezug zu förderpolitischen Zielen

DISEGO adressiert den Förderschwerpunkt „Stromnetze“ im Rahmen des 7. Energieforschungsprogramms der Bundesregierung [8] (Bekanntmachung vom 18. Dezember 2018). Das Vorhaben trägt zu folgenden förderpolitischen Zielen bei:

- **Netzausbau minimieren:** Durch minimalinvasive Zustandsüberwachung und intelligente Netzsteuerung lassen sich bestehende Netzkapazitäten besser ausnutzen und investive Netzkosten reduzieren.
- **Sektorenkopplung unterstützen:** Die Integration von Wärmepumpen und Ladeinfrastruktur in die Netzüberwachung und -steuerung ermöglicht die Einbindung neuer Verbrauchertypen aus dem Wärme- und Mobilitätssektor.
- **Versorgungssicherheit gewährleisten:** Die Echtzeitfähigkeit der Netzzustandsschätzung und die automatisierte Netzsteuerung tragen dazu bei, Netzüberlastungen zu vermeiden und Engpässe zu identifizieren.
- **Digitalisierung der Energiewende:** Die eIoT-Plattform verbindet physische Netzinfrastuktur mit Software- und KI-basierten Diensten und schafft offene Schnittstellen für Interoperabilität im Energiesystem.

2 Planung und Stand der Technik

2.1 Projektablauf

Das Projekt gliederte sich in sechs Teilprojekt (TP):

TP 1 – Projektmanagement: Koordination des Verbundvorhabens, Qualitätssicherung und Berichtswesen.

TP 2 – Gesamtkonzept: Anforderungsanalyse und Szenariodefinition, Entwurf der Systemarchitektur und des Sicherheitskonzepts.

TP 3 – Modul-Entwicklung: Parallele Entwicklung der Kernkomponenten: Netzzustandsschätzung, Anpassung der Netzsteuerung, netzorientiertes Verhalten dezentraler Energieanlagen, DLT-gesichertes Funkkommunikationssystem und kontinuierliche Systemmodellverbesserung.

TP 4 – eIoT-Plattform: Modulintegration, Leitwarten-Anbindung, Anbindung von Backend-Systemen und hardwaretechnische Integration in die Stations- und Feldleittechnik.

TP 5 – Erprobung: Mehrstufige Validierung in aufeinander aufbauenden Tests:

- Analytische Validierung
- Simulative Tests
- Labortests
- Feldtest auf dem Innovationscampus der HNE
- Feldtest im Netzgebiet der SWN

TP 6 – Analysen: Untersuchung der Skalierbarkeit, Identifikation von Standardisierungspotenzialen und Erarbeitung regulatorischer Empfehlungen.

2.2 Stand der Wissenschaft und Technik

Dieser Abschnitt beschreibt den Stand der Wissenschaft und Technik zur Antragstellung (Anfang 2022) in den vier Forschungsfeldern von DISEGO (FF1–FF4, vgl. Kapitel 1). Die Einordnung der Projektergebnisse in den Stand der Technik zum Projektende erfolgt in Kapitel 6.

Netzzustandsschätzung in Verteilnetzen. Netzzustandsschätzung ist in Übertragungsnetzen etablierte Praxis und beruht auf einer hohen Messdurchdringung mit synchronisierten Phasormessgeräten. In Verteilnetzen (insbesondere in der Niederspannung) fehlt eine vergleichbare Messtechnik [3]. Außerdem fallen Messwerte asynchron an und Topologie- sowie Parameterdaten sind häufig unvollständig oder veraltet. Hinzu kommt im Gegensatz zum Übertragungsnetz eine häufig asymmetrische Belastung des Netzes. In [9] wird die verbreitete Weighted Least Squares (WLS)-Methode angewendet. Auch die Integration von Pseudo-Messwerten auf Basis von Lastprofilen, um eine Beobachtbarkeit des Netzes herzustellen, wird untersucht. Ein alternativer Ansatz legt die komplexen Zweigströme als Zustandsgrößen zugrunde, was bei ausschließlicher Verwendung von Leistungs- und Strommessung eine Entkopplung der Phasen ermöglicht [10]. Die zusätzliche Einbindung von Knotenspannungsmessungen zur Verbesserung der Schätzungsqualität wurde in [11] untersucht. Netzzustandsschätzungen mit Hilfe von Zweigströmen finden häufig Anwendung in Verteilnetzwerken und arbeiten sehr effizient in sternförmigen Anordnungen [3]. Um eine Netzzustandsschätzung unter Berücksichtigung historischer Daten, nicht nur für die Erzeugung von Pseudo-Messwerten, durchführen zu können (dynamic state estimation), wurden bereits Ansätze mit Kalman-Filtern verfolgt. Diese ermöglichen eine Schätzung basierend auf mehreren Messdatensätzen [3]. Für die Netzzustandsschätzung in Verteilnetzen lagen also bereits Ansätze vor, während die Integration von verschiedenen Messkonstellationen, sowie die Ermittlung von fehlerhaften Netztopologien und Erkennung fehlerhafter Daten wenig untersucht war. Bestehende Verfahren zu Beginn des Projektes wie der Branch-Current-basierte Ansatz von [10] setzten entweder eine Messdurchdringung voraus, die in der Praxis nicht gegeben ist, oder wurden nur in Simulationen validiert. Die Erprobung vom Labor bis zum Feldtest mit realen Kunden war ein offenes Forschungsthema.

IoT-Plattformen im Energiesektor. Im Bereich der Verteilnetzautomatisierung existierten zum Projektstart mehrere Plattformen und Forschungsprojekte mit unterschiedlichem Fokus [12]. FlexHub [13] stellte eine offene Plattform für Datentransfer und Steuerung bereit, FISMEP [14] verfolgte einen serviceorientierten Ansatz für nachhaltige Energieversorgung, und SEMIoTICS [15] adressierte Interoperabilität und Sicherheit von IoT-Geräten. Projekte wie Green Access [16], Designetz [17] und Smart Operator [18] erprobten den automatisierten Betrieb von Verteilnetzen. Keines dieser Vorhaben vereinte jedoch die Perspektive des Verteilnetzbetreibers mit der Integration von Netzzustandsschätzung, Netzsteuerung, Kommunikationssicherheit und kontinuierlicher Modellverbesserung in einer durchgängigen Plattform. Verbindliche Standards für die Interoperabilität zwischen den Systemen fehlten.

Kommunikationssicherheit. Die Absicherung der Kommunikation in Smart-Grid-Infrastrukturen basiert überwiegend auf zertifikatsbasierten Transport Layer Security (TLS)-Verbindungen mit zentral verwalteten Smart-Meter-Gateways (z.B. BSI-TR-03109-1), die Authentizität und Vertraulichkeit bereitstellen, jedoch aufgrund von Single-Factor-Authentisierung und Schwächen in der Vertrauenskette (u.a. CWE-654, CWE-296) als angreifbar gegenüber Zertifikatsdiebstahl, Fehlkonfigurationen und Supply-Chain-Angriffen gelten. Parallel dazu wurden in der Forschung attributbasierte Zugriffssteuerung für kritische Infrastrukturen, u.a. im Smart-Home- und Smart-Grid-Kontext, sowie verhaltensbasierte Erweiterungen untersucht, um kontextabhängige Kommunikationsbeziehungen über Identitätsattribute und beobachtetes Verhalten feiner zu steuern. Systematische Literaturübersichten zu Intrusion-Detection-Systemen im Smart Grid zeigen, dass der Stand der Technik vor allem auf netzwerkbasierenden Merkmalen und maschinellem Lernen (Random Forest, Deep Learning, Ensemble-Verfahren) zur Erkennung von DoS-, Man-in-the-Middle- und False-Data-Injection-Angriffen beruht, dabei jedoch überwiegend zentralisierte Architekturen adressiert und Forschungsbedarfe bei dezentralen, identitätszentrierten Erkennungsverfahren in hierarchischen Smart-Grid-Strukturen identifiziert.

Modellierung und maschinelles Lernen. Mathematische Modelle verteilter Energieanlagen bildeten die Grundlage für Simulation und Optimierung im Verteilnetz. Das EOM [19] ermöglichte eine vereinheitlichte Modellierung von Energiesystemen. In vorangegangenen Forschungsprojekten wurden solche Modelle jedoch ohne Methoden des maschinellen Lernens erstellt und nur in kontrollierten Umgebungen erprobt. Eine systematische Übersicht von Mosavi et al. [20] zeigte den wachsenden Einsatz von maschinellem Lernen (ML)-Methoden in Energiesystemen, identifizierte aber die kontinuierliche Verbesserung von Anlagenmodellen auf Basis von Betriebsdaten als offene Aufgabe.

Im Sinne eines KI-Stacks (Kombination von KI-Techniken) kamen verschiedene Entscheidungs- und Optimierungsalgorithmen, wie beispielsweise F9118 [7, 21], der die Präferenzen der Kriterien anhand einer Kategorisierung der Kriterien automatisch anpasst und aus scikit-learn stammende ML-Verfahren RandomForestClassifier, RandomForestRegressor, Gradient-BoostingRegressor und Tensorflow.keras als Framework sowie dem Sequential/Dense als Multilayer-Perceptron zur Modellverbesserung zum Einsatz, die auf Basis des Qualitativen Labeling der Qualicision-AI-Technologie [7] große Netzdatenmengen verarbeiten.

Benutzte Verfahren, Schutzrechte und Fachliteratur. Für die Durchführung des Vorhabens wurden bestehende Verfahren und Werkzeuge der Partner genutzt: das patentierte EOM der UDE, die am Markt eingeführte Netzsteuerung PSIngo der PGC und die Qualicision-AI-Technologie der IAI. Hinzu kamen etablierte Kommunikationsstandards wie IEC 60870-5-104, IEC 61850 und Message Queuing Telemetry Transport (MQTT)/Advanced Message Queuing Protocol (AMQP). Die genutzte Fachliteratur ist im Literaturverzeichnis ausgewiesen. Während des Vorhabens entstandene Verwertungsrechte werden in Kapitel 5 behandelt.

2.3 Aufbau des Berichts

Der weitere Bericht gliedert sich wie folgt. Kapitel 3 dokumentiert die erzielten Ergebnisse (Gesamtkonzept, Sicherheitskonzept, Modulentwicklung, Erprobung und Analysen), Kapitel 4 stellt sie den im Antrag formulierten Zielen gegenüber. Kapitel 5 erörtert die Verwertung der Ergebnisse, Kapitel 6 ordnet sie in den aktuellen Stand der Technik ein. Kapitel 7 begründet Notwendigkeit und Angemessenheit der Förderung, Kapitel 8 weist die Verwendung der Zuwendung nach, und Kapitel 9 fasst die wesentlichen Erkenntnisse zusammen.

Teil II

Eingehende Darstellung

3 Ergebnisse des Vorhabens

3.1 Gesamtkonzept

In TP 2 wurden Anforderungen an eine intelligente Verteilnetzautomatisierung erhoben und daraus eine Systemarchitektur abgeleitet [22]. Das resultierende Gesamtkonzept definiert die benötigten Komponenten, ihre Zusammenwirkung und die Schnittstellen zwischen ihnen. Die softwaretechnische Umsetzung (die eIoT-Plattform) ist Gegenstand von Abschnitt 3.4.7.

Anforderungsanalyse. Ausgangspunkt war eine Stakeholderanalyse, die die Perspektiven von Verteilnetzbetreibern, MSB, Prosumern, Softwareherstellern und Regulierungsbehörden erfasste. Auf dieser Basis formulierte ein konsortiumsübergreifender Anforderungsworkshop (März 2023) nach dem Volere-Template 83 Anforderungen in drei Bereichen, die im Projektverlauf iterativ nachgeschärft und gegen die Erprobungsstufen rückgekoppelt wurden (Abschnitt 3.5.5):

Im Bereich *Netzzustandsschätzung und Datenerfassung* standen Robustheit gegenüber Messwertausfällen, dreiphasige Ausgabe von Knotenspannungen und Leitungsströmen, Erkennung von Spannungsbandverletzungen und Betriebsmittelüberlastungen sowie eine Zykluszeit unter einer Minute im Vordergrund. Die Netzzustandsschätzung sollte mit heterogenen Datenquellen (SMGW, Ortsnetzstationen, Wallboxen, Wärmepumpen) arbeiten und auch bei fehlender Transformator- oder Schaltschranksensorik verwertbare Ergebnisse liefern.

Im Bereich *Steuerung* wurden Anforderungen an die Ermittlung von § 14a-konformen Steuerungsmaßnahmen, das versenden von Steuersignalen über das Controllable Local System (CLS)-Management des MSB an das SMGW sowie die dahinterliegenden steuerbaren Verbrauchseinrichtungen, an die Dokumentation von Steuerungseingriffen sowie an ein kuratives Engpassmanagement bei unsicherer Datenlage erhoben.

Im Bereich *Kommunikation und Schnittstellen* wurde eine Streaming-basierte plattforminterne Kommunikation festgelegt. Die Plattform benötigt Schnittstellen zu CLS-Management des MSB, im Feld verbaute Messtechnik, Leitwarte, Data Warehouse und einem Geoinformationssystem (GIS)-System für den Stammdatenimport. In der Energiewirtschaft eingesetzte Protokolle (bspw. MQTT, IEC 60870-5-104, IEC 61850) und erweiterbare Adapterstrukturen (Client-, Serverbetrieb) waren weitere Anforderungen.

Die HAW leitete ergänzend aus der Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik (BSI) TR-03109-1 und einer Analyse der Plattform mittels der MITRE ATT&CK ICS Matrix Sicherheitsanforderungen an die SMGW-Kommunikation ab, die als regulatorische Baseline in das Sicherheitskonzept (Abschnitt 3.3) einfließen. Gemäß des Security-by-Design Konzepts wurden zudem Anforderungen an die Kommunikationssicherheit erhoben. Das zu entwickelnde System muss insbesondere gehärtet gegenüber False-Data-Injection, sowie Man-in-the-Middle und Zertifikatsangriffe sein.

System-of-Systems-Ansatz. Verteilnetze entwickeln sich von zentral gesteuerten Systemen zu Verbünden heterogener, räumlich verteilter Teilsysteme (Ortsnetzstationen, Energiemanagementsysteme, Smart-Meter-Infrastruktur, Backend-Systeme), die jeweils unabhängig betrieben und weiterentwickelt werden. Ein solcher Verbund entspricht einem System of Systems (SoS): Die Teilsysteme sind operativ und organisatorisch eigenständig, werden aber auf ein gemeinsames Ziel (hier: Engpassmanagement und Spannungshaltung) ausgerichtet. Die Architektur der eIoT-Plattform wurde deshalb als SoS konzipiert, in dem bestehende Systeme über Adapter angebunden werden, ohne ihre interne Struktur zu verändern.

Interoperabilität als Entwurfsprinzip. In einem SoS reicht es nicht aus das Teilsysteme Daten austauschen können. Die Systeme müssen die ausgetauschten Nachrichten auch im selben Kontext interpretieren und die beabsichtigte Wirkung einer Nachricht gleichermassen verstehen. Das GridWise-Interoperabilitätsframework, dass das BSI für intelligente Messsysteme (iMSys) heranzieht [23], unterscheidet drei Ebenen: syntaktische Interoperabilität (einheitliches Datenformat, z. B. JavaScript Object

Notation (JSON), Extensible Markup Language (XML)), semantische Interoperabilität (gemeinsames Verständnis der Dateninhalte, z. B. durch IEC 61850 oder das Common Information Model) und pragmatische Interoperabilität (gemeinsames Verständnis der beabsichtigten Wirkung einer Nachricht im Kontext von Geschäftsprozessen und regulatorischen Vorgaben). Pragmatische Interoperabilität setzt die beiden anderen Ebenen voraus. Das Gesamtkonzept zielt auf pragmatische Interoperabilität ab: Die Plattform soll die EAF-1 (netzdienliche Steuerung steuerbarer Verbrauchseinrichtungen nach § 14a EnWG, vertieft in Abschnitt 3.2) und EAF-3 (Erfassung von Netzzustandsdaten) des BSI so umsetzen, dass alle beteiligten Systeme die Steuerkette vom Messwert bis zum Aktorbefehl einheitlich interpretieren.

Schichtenarchitektur. Die Architektur gliedert sich in vier Schichten (Abbildung 3.1):

Systemschicht: Die Systemschicht bildet die physische Feldebene des Niederspannungsnetzes ab, also die Datenquellen und -senken. Datenquellen sind die messwertliefernden Komponenten: Ortsnetzstationen (die Übergabepunkte von der Mittel- zur Niederspannung), SMGW als sichere Kommunikationseinheiten der iMSys sowie kundenseitige Energiemanagementsysteme. Datensenken sind die steuerbaren Anlagen, an die Steuerbefehle ergehen, insbesondere steuerbare Verbrauchseinrichtungen (SteuVEs), also nach § 14a EnWG netzorientiert steuerbare Verbraucher wie Wärmepumpen und Wallboxen. Über die Backend-Systeme der Netzbetreiber werden ergänzende Zustands- und Steuerinformationen angebunden.

Datenplattform: Die Datenplattform schafft die einheitliche Datengrundlage für die Applikationsdienste. Protokolladapter nehmen Messdaten aus den heterogenen Quellen der Systemschicht entgegen und überführen sie in ein gemeinsames Format mit eindeutiger Zuordnung zu den Netzknoten. Dabei werden statische Netzdaten (Topologie und Leitungsparameter aus dem GIS) und dynamische Messdaten (Strom, Spannung, Leistung) getrennt gehalten.

Applikationsschicht: Vier Dienste verarbeiten die Daten in einer festgelegten Reihenfolge: Netzzustandsschätzung (Abschnitt 3.4.1), Netzsteuerung (Abschnitt 3.4.2), KI-basierte Entscheidungsunterstützung (Abschnitt 3.4.5) und Systemmodelloptimierung (Abschnitt 3.4.4). Die Zykluszeit ist auf eine Minute begrenzt.

Betriebsschicht: Die Betriebsschicht ist die anwenderseitige Ebene des Netzbetreibers. Netzbetrieb, Netzplanung und Asset-Management greifen auf die Ergebnisse der Applikationsschicht zu. Die Schicht ermöglicht Konfiguration, Visualisierung von Netzzuständen und Topologien sowie manuelle Steuereingriffe über die Leitwarte. Für Ausnahmesituationen, die nicht automatisch behebbar sind, wurde über den ursprünglichen Projektumfang hinaus ein Konzept zur Entscheidungsunterstützung entwickelt (Abschnitt 3.4.6).

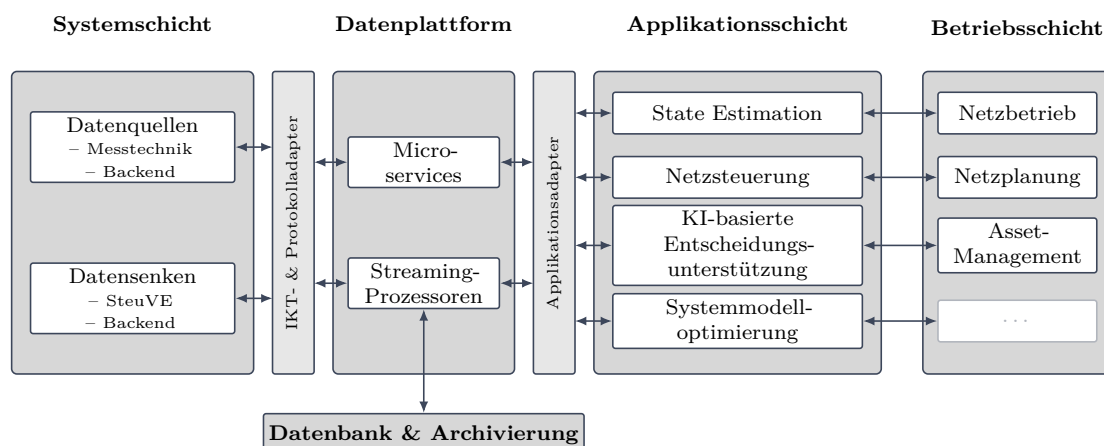


Abbildung 3.1: Schichtenarchitektur der eIoT-Plattform (nach [22]). Die Pfeile zwischen den Schichten stehen für den schichtenübergreifenden Informationsfluss, nicht für eine elementweise 1:1-Zuordnung der dargestellten Elemente.

Dienste der Applikationsschicht. Abbildung 3.1 zeigt die vier Dienste der Applikationsschicht, die Messdaten sequentiell verarbeiten. Die *Netzzustandsschätzung* ermittelt ein vollständiges Abbild des Netzzustands (Ströme auf allen Leitungen, Spannungen an allen Knoten) auf Basis eines Dreiphasenmodells

und eines Branch-Current-basierten Weighted-Least-Squares-Verfahrens. Die *Netzsteuerung* wertet dieses Abbild aus und prüft, ob Engpässe vorliegen. Ein Engpass ist definiert als Spannungsbandverletzung nach DIN EN 50160 oder thermische Überlastung eines Betriebsmittels. Liegt ein Engpass vor, berechnet die Netzsteuerung über eine Sensitivitätsmatrix, welcher Akteur mit welcher Leistungsänderung den Engpass am wirksamsten beseitigt, und gibt Steuerbefehle als Limit Power Consumption (LPC) oder Limit Power Production (LPP) nach VDE-AR-E 2829-6 aus (zur Anwendungsregel siehe Abschnitt 3.2). Die *KI-basierte Entscheidungsunterstützung* labelt Netz- und Umgebungsdaten qualitativ (PSIqualicision AI Qualitative Labeling) [21], bildet über eine Zielkonflikt- und -verträglichkeitsanalyse die Wechselwirkungen zwischen den Entscheidungskriterien (Key Performance Indicators) nachvollziehbar ab und stellt die Bewertung der Steuerentscheidungen als Rankings von Steueralternativen bereit, und können mehrkriteriell durch Priorisierungen höher und niedriger präferiert werden [7]. Die *Systemmodelloptimierung* verbessert die mathematischen Modelle der angeschlossenen Energieanlagen durch individuelle Lernverfahren auf Basis von Betriebsdaten. Die einzelnen Dienste werden in Abschnitt 3.4.1 bis Abschnitt 3.4.5 beschrieben.

Die Einordnung der Architekturentscheidungen in den aktuellen Forschungsstand erfolgt in Kapitel 6.

3.2 § 14a EnWG als zentraler Anwendungsfall

Ein durchgängiger Anwendungsfall des Vorhabens war die praktische Erprobung zukünftiger Steuerungskonzepte im Kontext des § 14a EnWG. Untersucht wurde, inwieweit iMSys und Home Energy Management System (HEMS) zur sicheren Umsetzung netzdienlicher Maßnahmen beitragen können. Die entwickelte Architektur orientiert sich an den Anforderungen zur Ermittlung von § 14a-konformen Steuerungsmaßnahmen für SteuVE. Dabei wurde die durchgängige Kommunikations- und Steuerungskette erfolgreich erprobt. Diese reicht von der Erfassung der Netzzustandsdaten bei Kunden der Stadtwerke mittels SMGW-Infrastruktur und Feldmesstechnik, über die Herstellung von Netztransparenz inklusive der Ermittlung notwendiger Steuerungsmaßnahmen bis hin zum Versand der Befehle an die jeweilige SteuVE.

Abbildung 3.2 zeigt die zugrunde liegende Referenzarchitektur des iMSys nach dem BSI-Interoperabilitätsmodell [23]. Auf Kundenseite (Liegenschaft) verbindet das SMGW über das Home-Area-Network die steuerbaren Verbrauchs- und Erzeugungseinrichtungen (Wärmepumpe, Wallbox, Photovoltaik (PV)) mit dem HEMS. Über den CLS-Kanal und das Wide-Area-Network ist es an die Gateway-Administration und die externen Marktteilnehmer angebunden. Die Mess- und Steuerwerte gelangen über die Tarifanwendungsfälle (u. a. Tarifanwendungsfall (TAF) 9/10) in das Netzdatenmanagement und die Smart-Grid-Dienste des Netzbetreibers. Steuereingriffe werden vom aktiven externen Marktteilnehmer als Schaltvorgabe (LPC oder LPP) über den CLS-Kanal an die Liegenschaft bis hin zu SteuVE übertragen.

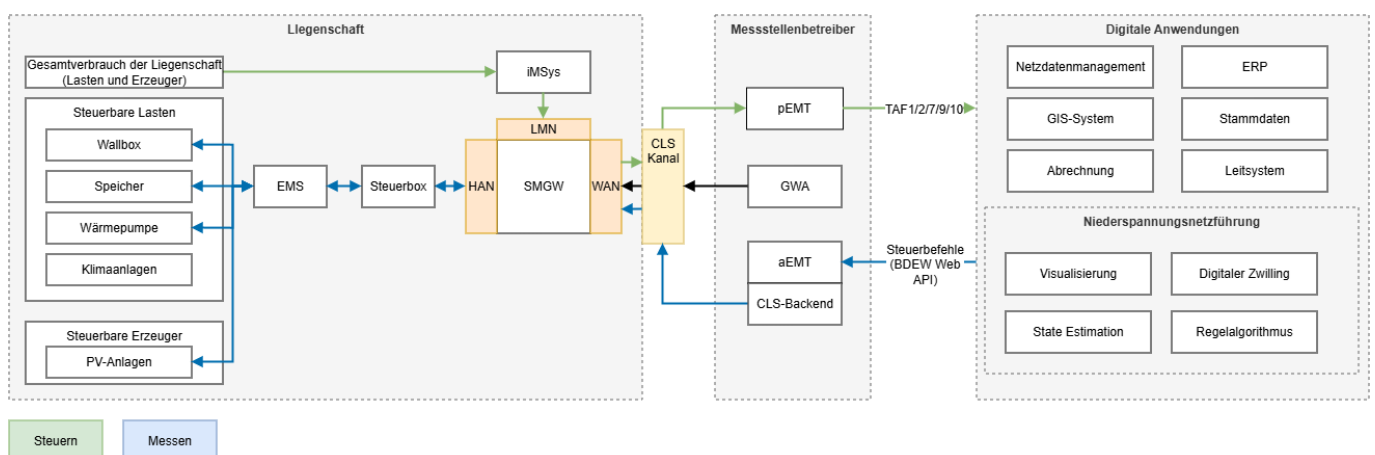


Abbildung 3.2: Referenzarchitektur des intelligenten Messsystems für die § 14a-konforme Steuerung: vom SMGW in der Liegenschaft über die Marktteilnehmer bis zu den Systemen des Netzbetreibers.

Abbildung 3.2 ordnet die beteiligten Komponenten vier Verantwortungsbereichen zu. In der Liegenschaft erfassen iMSys und ein HEMS die Verbrauchs- und Anlagendaten, die das SMGW über den CLS-Kanal nach außen anbindet. Auf Marktseite verwalten der MSB mit der Gateway-Administration, der Energieversorger als passiver externer Marktteilnehmer und der Netzbetreiber die Mess- und Stammdaten, die als TAF 1/2/7/

und TAF 9/10 ausgetauscht werden. Der Steuerpfad verläuft von Digitalen Anwendungen des Netzbetreibers über das CLS-Backend des aktiven externen Marktteilnehmers (in der Regel des MSB) und das SMGW bis zur steuerbaren Anlage und überträgt die Schaltvorgabe als LPC/LPP.

Die konkrete Steuerung erfolgt über zeitlich begrenzte Leistungsvorgaben: eine Verbrauchslimitierung für steuerbare Verbrauchseinrichtungen im Rahmen des § 14a EnWG sowie eine Erzeugungslimitierung für Erzeugungsanlagen, die nicht unter § 14a EnWG fällt, sondern dem Einspeisemanagement zuzuordnen ist.

Ein Steuerbefehl, welcher von den Systemen des VNB ermittelt wird, umfasst dabei einen Identifikator der steuerbaren Ressource, einen Leistungswert und eine Wirkdauer und wird über die vom Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft (BDEW) standardisierte Schnittstelle „EDI@Energy API-Webdienste zur prozessualen Abwicklung von Steuerungshandlungen“ und über den CLS-Kanal an die Anlage übermittelt (Abbildung 3.3). Die Schnittstelle für solche Leistungsvorgaben am Netzanschlusspunkt beschreibt die VDE-Anwendungsregel VDE-AR-E 2829-6 [24]: Sie spezifiziert in einem Top-Down-Ansatz technische Anwendungsfälle und daraus abgeleitete generische Use-Case-Funktionen, die die erforderlichen Kommunikationsschritte und deren Informationsgehalt an der Eigentumsgrenze zur steuerbaren Kundenanlage qualitativ festlegen, ohne ein bestimmtes Datenformat vorzuschreiben. Anders als die auf steuerbare Verbrauchseinrichtungen beschränkte netzdienliche Steuerung nach § 14a EnWG bezieht die Anwendungsregel auch Erzeuger und Speicher ein. Eine konkrete Umsetzung mit dem SPINE-Datenmodell ist in der ergänzenden Regel VDE-AR-E 2829-6-2 beschrieben.

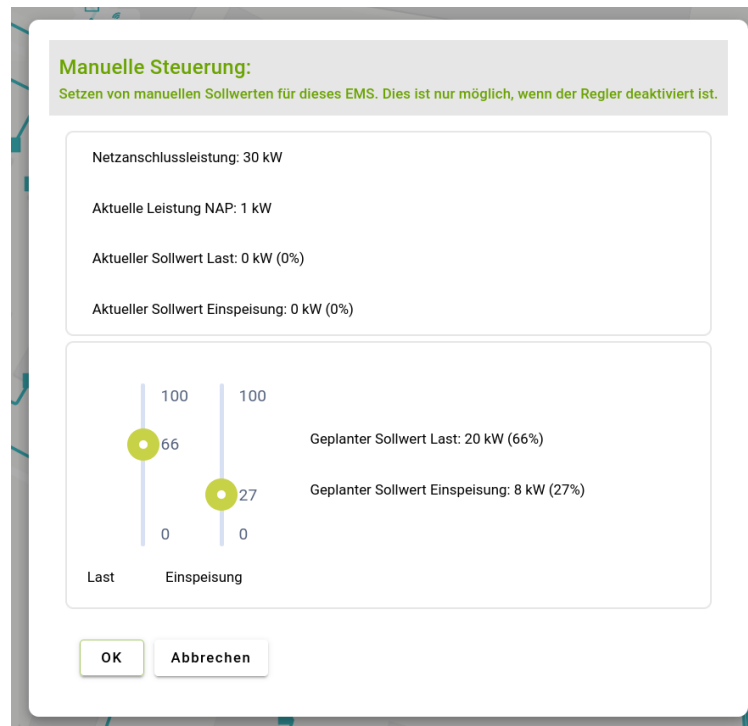


Abbildung 3.3: § 14a-Steuerbefehl über den CLS-Kanal: Verbrauchslimitierung.

Dieser Anwendungsfall prägte die Steuerungs- und Kommunikationsanforderungen des Gesamtkonzepts (Abschnitt 3.1) und wurde im Feldtest der SWN durch die Leistungsreduzierung einer Wärmepumpe über die vollständige Steuerungskette praktisch nachgewiesen (Abschnitt 3.5.4).

3.3 Sicherheitskonzept

Die eIoT-Plattform verarbeitet sicherheitsrelevante Netzzustandsdaten und gibt Steuerbefehle an Verbrauchseinrichtungen aus. Die HAW analysierte die Angriffsoberflächen der in TP 2 entwickelten Systemarchitektur und leitete daraus ein Sicherheitskonzept ab.

Bedrohungsanalyse. In einer strukturierten Literaturrecherche nach der Kitchenham-Methode wurden 92 Publikationen zu Intrusion-Detection-Systemen in Smart Grids ausgewertet. Aus den Ergebnissen wurde

eine Angriffstaxonomie mit sieben Kategorien abgeleitet (Tabelle 3.1): Denial-of-Service, Intrusion/Infiltration, Injection, Replay, Software/Exploit, Scanning und Netzwerkprotokollangriffe.

Tabelle 3.1: Angriffstaxonomie für Smart-Grid-Kommunikation (aus Literaturrecherche der HAW).

Kategorie	Angriffstypen
Denial-of-Service	DoS, DDoS, SYN Flooding, Aurora, Hello Flood, Reflection and Exploitation
Intrusion/Infiltration	User to Root, Remote to Local, Man-in-the-Middle, Botnet, Backdoor, Brute Force
Injection	False Data Injection, Command Injection, Remote Tripping Command Injection, manipulierte Messwerte
Replay	Message Replay
Software/Exploit	Malicious Software, Exploits, Heartbleed, Fuzzers, Worms
Scanning	Port Scanning, Probe, Slave Discovery
Netzwerkprotokoll	Rank Attack, Version Number Attack

Auf Basis dieser Taxonomie wurde die MITRE ATT&CK ICS Matrix auf die DISEGO-Plattform angewendet. Der Fokus lag dabei auf dem SMGW und dessen Spezifikation in der BSI TR-03109-1. Für jede der zwölf Spalten der Matrix wurde jede Angriffstechnik auf Relevanz für die Plattformkomponenten bewertet. Wo eine Technik als relevant eingestuft wurde, wurden die Angriffsoberflächen identifiziert und die Auswirkungen beschrieben. Die größten Risiken ergaben sich aus Schwachstellen in der zertifikatsbasierten Kommunikation zwischen SMGW und MSB. Die möglichen Auswirkungen reichen von Verlust der Steuerbarkeit und Sichtbarkeit über Manipulation von Messwerten bis zu Verfügbarkeitsausfällen.

Eigenschaftsbasierte Zugangskontrolle. Aus der Bedrohungsanalyse wurde eine eigenschaftsbasierte Zugangskontrollarchitektur abgeleitet (Abbildung 3.4). Das Verfahren extrahiert aus dem Kommunikationsverhalten der Netzwerkteilnehmer Merkmale (Features) und bildet daraus Tokens. Diese Tokens werden gegen eine Datenbank bekannter, legitimer Identitäts-Tokens abgeglichen. Stimmt ein Token überein, wird die Authentifizierung bestätigt und der Zugriff auf den angeforderten Dienst freigegeben. Abweichungen deuten auf kompromittierte oder unbekannte Geräte hin und führen zur Zugriffsverweigerung. Die Umsetzung dieser Architektur erfolgte in TP 3 und wird in Abschnitt 3.4.3 beschrieben.

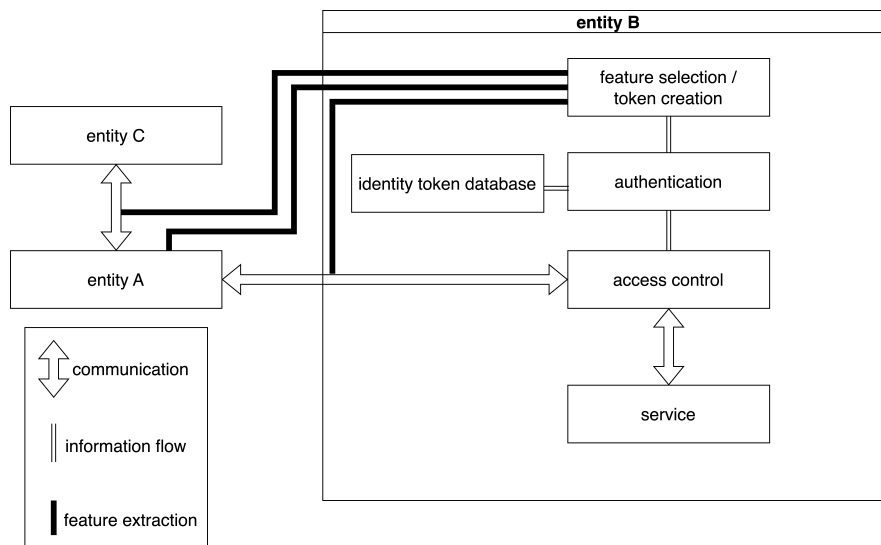


Abbildung 3.4: Eigenschaftsbasierte Zugangskontrollarchitektur (HAW). Entity A fordert Zugang an, Entity B extrahiert Merkmale aus der Kommunikation zwischen A und C, bildet Tokens und prüft die Authentifizierung.

3.4 Modulentwicklung

In TP 3 wurden die Kernkomponenten der eIoT-Plattform parallel entwickelt: Netzzustandsschätzung (Abschnitt 3.4.1), Anpassung der Netzsteuerung (Abschnitt 3.4.2), DLT-gesichertes Funkkommunikationssystem (Abschnitt 3.4.3), kontinuierliche Systemmodellverbesserung (Abschnitt 3.4.4) und KI-basierte Entscheidungsunterstützung (Abschnitt 3.4.5).

3.4.1 Netzzustandsschätzung

Im Rahmen von TAP 3.1 wurde die Entwicklung einer robusten Netzzustandsschätzung für Verteilnetze adressiert. Ziel war es, eine Methode bereitzustellen, die unter realen Randbedingungen zuverlässige Ergebnisse liefert. Dies betrifft insbesondere die für Niederspannungsnetze typische Situation geringer messtechnischer Durchdringung. Weiterhin sind die Einbindung von Smart-Meter-Daten und Pseudomesswerten (PM) sowie der Umgang mit reduzierten, unvollständigen oder zeitlich verzögerten Eingangsdaten wesentliche Anforderungen. Um die praktische Anwendbarkeit des entwickelten Netzzustandsschätzalgorithmus zu gewährleisten, ist eine effiziente und skalierbare Implementierung erforderlich. Die nachfolgenden Abschnitte diskutieren basierend auf dem State-of-the-Art die Auswahl des verwendeten State Estimation (SE)-Algorithmus' sowie dessen Funktionsweise und Implementierung. Darüber hinaus wird die Unsicherheitsmodellierung der Mess- und Pseudomesswerte sowie die Unsicherheitsquantifizierung der SE-Ergebnisse erläutert. Die Platzierung der Messpunkte, der Einfluss von Pseudomesswerten sowie die Robustheit gegenüber Messdatenungenauigkeiten und Topologiemodellfehlern werden in Abschnitt 3.5.2 näher untersucht.

Bestandsanalyse von Methoden zur Netzzustandsschätzung Für die Netzzustandsschätzung in Verteilnetzen kommen grundsätzlich verschiedene methodische Ansätze in Betracht. Klassische WLS-Verfahren sind in der Übertragungsnetzebene etabliert und schätzen den Netzzustand auf Basis verfügbarer Messwerte und eines Netzmodells, wobei der Einfluss von Messfehlern minimiert wird [9]. Ihre direkte Anwendung auf der Verteilnetzebene ist jedoch schwierig, da diese Netze durch eine geringe messtechnische Durchdringung, asymmetrische Lasten sowie eine zunehmende Anzahl dezentraler Erzeuger und flexibler Verbraucher gekennzeichnet sind [3]. Zur Sicherstellung der Beobachtbarkeit können daher PM, beispielsweise auf Basis historischer Lastprofile, ergänzt werden. Diese sind jedoch mit höheren Unsicherheiten verbunden und müssen entsprechend berücksichtigt werden [3, 4].

Neben klassischen WLS-Ansätzen kommen weitere Verfahren zur Netzzustandsschätzung zum Einsatz. Dynamische Netzzustandsschätzverfahren erweitern die stationäre Netzzustandsschätzung um zeitliche Informationen und können beispielsweise Kalman-Filter-basierte Ansätze nutzen, um mehrere aufeinanderfolgende Messdatensätze in einer zeitlichen Abfolge zu verarbeiten. Dabei wird eine modellbasierte Vorhersage des Netzzustands schrittweise mit neu eintreffenden Messwerten korrigiert. Auf diese Weise können Messrauschen reduziert und zeitliche Veränderungen des Netzzustands berücksichtigt werden [3].

Darüber hinaus werden in der Literatur datengetriebene und Machine-Learning-basierte Ansätze zur Netzzustandsschätzung diskutiert [4]. Als ML-basierte Netzzustandsschätzung werden Verfahren bezeichnet, bei denen der Zusammenhang zwischen verfügbaren Eingangsdaten und dem gesuchten Netzzustand nicht ausschließlich über ein physikalisches Netzmodell beschrieben, sondern zusätzlich aus Daten gelernt wird. Dafür werden historische Daten genutzt, aus denen typische Betriebszustände des Netzes abgeleitet werden können [25]. Ein trainiertes ML-Modell kann anschließend neue Eingangsdaten auswerten und daraus Schätzwerte für den Netzzustand ableiten. In der Literatur werden neuronale Netze unter anderem zur Modellierung von Lasten und PM eingesetzt [3, 4]. Dadurch können Netzzustände datenbasiert geschätzt oder PM verbessert werden.

Ein wesentlicher Vorteil ML-basierter Ansätze besteht darin, dass sie nach der Trainingsphase schnelle Schätzungen ermöglichen und auch komplexe Zusammenhänge im Netzbetrieb abbilden können [25]. Dies kann insbesondere dann hilfreich sein, wenn viele historische Daten verfügbar sind und wiederkehrende Muster im Netzbetrieb erkannt werden sollen. Gleichzeitig hängt die Genauigkeit solcher Verfahren stark von der Qualität, Vollständigkeit und Repräsentativität der verwendeten Daten ab [4, 3]. Wenn die Trainingsdaten bestimmte Betriebssituationen nicht ausreichend abdecken oder wenn Topologieinformationen und Netzparameter ungenau sind, können die Schätzergebnisse unzuverlässig werden [3, 25]. Daher können ML-basierte Verfahren

als Ergänzung zu modellbasierten Methoden betrachtet werden, beispielsweise zur Unterstützung der PM-Erzeugung oder zur Verbesserung der Datenbasis für die Netzzustandsschätzung [4, 3, 25].

Auswahl der Modified Branch-current Based Netzzustandsschätzung Verteilnetze sind typischerweise radial oder nur schwach vermascht aufgebaut und weisen im Vergleich zu Übertragungsnetzen eine deutlich geringere Messabdeckung auf [3, 26]. Die Branch-Current State Estimation (BCSE) adressiert diese Eigenschaften, indem komplexe Zweigströme als Zustandsgrößen verwendet werden, anstatt Knotenspannungen zu schätzen [26, 27]. Daraus ergibt sich eine Formulierung, die besonders gut für Verteilnetze und insbesondere für radiale Netzstrukturen geeignet ist [27] und in den nachfolgenden Abschnitten näher erklärt wird. Im Rahmen von DISEGO wurde der Modified-Branch-Current-State-Estimation (BC-MOD)-Ansatz als geeigneter Netzzustandsschätzalgorithmus für die betrachteten Verteilnetze ausgewählt.

Ein wesentlicher Vorteil des BCSE-Ansatzes liegt in seiner günstigeren numerischen Struktur im Vergleich zu knotenspannungsbasierten Verfahren. Die Verwendung von Zweigströmen als Zustandsgrößen führt zu einem stabileren und rechentechnisch effizienteren Modell [26, 27]. Dies ist besonders relevant, da die Netzzustandsschätzung laut Anforderungen innerhalb des Projektes für größere Verteilnetzstrukturen und unterschiedliche Messkonfigurationen einsetzbar sein soll. Zudem können Smart-Meter-Daten und PM gemeinsam verarbeitet werden. Durch die Gewichtung der Messwerte im WLS-Verfahren lassen sich unterschiedliche Unsicherheiten berücksichtigen, sodass weniger genaue PM mit geringerem Gewicht in die Schätzung eingehen als zuverlässigere Messwerte [4, 26].

Darüber hinaus ermöglicht die BC-MOD die gezielte Einbindung zusätzlicher Spannungsmessungen in den Schätzprozess, wodurch die Schätzgenauigkeit erhöht wird [11, 27]. Der ausgewählte BC-MOD-Ansatz erfüllt damit wesentliche Anforderungen des Arbeitspakets: Robustheit gegenüber unsicheren Eingangsdaten, Eignung bei geringer Messabdeckung, rechentechnische Effizienz und praktische Anwendbarkeit in Verteilnetzen [26, 27].

Grundprinzip der Branch-Current State Estimation. Das Grundprinzip der BCSE besteht darin, den Netzzustand nicht primär über Knotenspannungen, sondern über komplexe Ströme in den Netzelementen zu beschreiben. Der Zustandsvektor setzt sich entsprechend aus den Real- und Imaginärteilen der Zweigströme zusammen [26, 27]. Als Eingangsdaten können reale Messwerte, beispielsweise Spannungs- und Leistungsmessungen, sowie PM verwendet werden, um die Beobachtbarkeit des Systems zu erhöhen bzw. sicherzustellen [3, 4].

Im WLS-Verfahren werden Messwerte (zusammengefasst im Messvektor z) entsprechend ihrer Unsicherheit gewichtet. Die Gewichtungsmatrix $\mathbf{W}$ ist die Inverse der Kovarianzmatrix, die die Varianzen der Messwerte enthält. Dadurch können heterogene Datenquellen gemeinsam verarbeitet werden, wobei weniger zuverlässige PM einen geringeren Einfluss auf das Schätzergebnis haben als genauere reale Messwerte [4, 26]. Die entsprechende Zielfunktion, die die Summe der gewichteten Fehlerquadrate minimiert, ist in Gleichung 3.1 dargestellt. Dabei verknüpft die Funktion h den geschätzten Zustandsvektor $\hat{x}$ mit dem Messvektor z , sodass die Differenz $z - h(\hat{x})$ den Schätzfehler beschreibt. Die Aktualisierung des geschätzten Zustandsvektors $\hat{x}$ im Iterationsprozess erfolgt gemäß Gleichung 3.2, wobei $\mathbf{G}$ die Estimationsmatrix und $\mathbf{H}$ die Jakobi-Matrix von J in Bezug auf die Zustandsvariablen ist.

$$\min_{\hat{x}} J(\hat{x}) = (z - h(\hat{x}))^T \mathbf{W} (z - h(\hat{x})) \quad (3.1)$$

$$\Delta \hat{x} = \mathbf{G} \mathbf{H}^T \mathbf{W} (z - h(\hat{x})) \quad \text{mit } \mathbf{G} = (\mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \quad (3.2)$$

Algorithmischer Ablauf des BC-MOD-Ansatzes. Der algorithmische Ablauf des BC-MOD-Ansatzes ist in Abbildung 3.5 schematisch dargestellt.

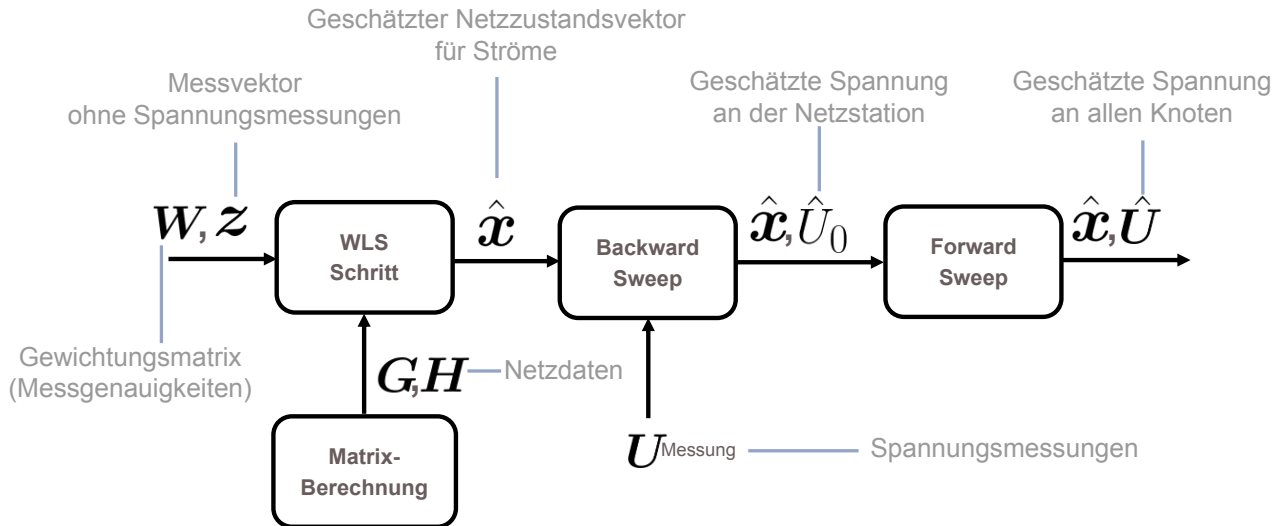


Abbildung 3.5: Schematischer Ablauf des BC-MOD-Ansatzes mit WLS-Schritt, *Backward Sweep* und *Forward Sweep*.

Auf Basis der verfügbaren Mess- und Lastdaten werden zunächst äquivalente Strommesswerte gebildet. Anschließend erfolgt im WLS-Schritt die Schätzung der Zweigströme, wobei die Unsicherheiten der Eingangsdaten über die Gewichtungsmatrix berücksichtigt werden. Damit lässt sich im *Backward Sweep* die Spannung an der Netzstation berechnen. Mit den geschätzten Zweigströmen und der Spannung an der Netzstation werden im *Forward Sweep* mit der Kenntnis aller Leitungsimpedanzen die Spannungsabfälle und somit alle Knotenspannungen berechnet [27].

Im Unterschied zur klassischen BCSE integriert der modifizierte Ansatz im *Backward Sweep* zusätzlich verfügbare Spannungsmessungen in den iterativen Schätzprozess [27, 11]. Die grundsätzliche Einbindung von Spannungsmessungen in die BCSE wurde bereits in [11] beschrieben, im modifizierten Ansatz werden diese jedoch im separaten *Backward Sweep* genutzt, um die Schätzung weiter zu verbessern [27]. Die aktualisierten Knotenspannungen dienen anschließend als Grundlage für die nächste Iteration der Stromschätzung. Dieser Prozess wird wiederholt, bis eine konsistente und stabile Zustandslösung erreicht ist. Durch die Einbindung zusätzlicher Spannungsinformationen kann der modifizierte Ansatz die Schätzgenauigkeit verbessern, ohne die rechentechnische Effizienz des BCSE-Verfahrens wesentlich zu beeinträchtigen [26, 11].

Die BC-MOD wurde in eine lokale Entwicklungsplattform implementiert. Die Plattform ermöglichte die systematische Analyse der Netzzustandsschätzung sowie den Vergleich unterschiedlicher Messkonfigurationen und Messdatenqualitäten. Sie bildete sowohl die Grundlage für die nachfolgenden Untersuchungen zur Unsicherheitsquantifizierung als auch für die Simulations- und Labortests in Abschnitt 3.5.2.

Unsicherheitsquantifizierung. Für den Einsatz des entwickelten Netzzustandsschätzalgorithmus in der Praxis, ist ein Maß für die Zuverlässigkeit des geschätzten Netzzustandes unabdingbar. Im Rahmen von DISEGO wurde daher ergänzend zur eigentlichen Netzzustandsschätzung ein Verfahren zur Unsicherheitsbewertung entwickelt. Es ermöglicht eine quantitative Einschätzung der Zuverlässigkeit der geschätzten Zustandsgrößen. Für die geschätzten Zweigströme kann die Unsicherheit aus dem WLS-Prozess abgeleitet werden. Grundlage dafür ist die Kovarianzmatrix $\mathbf{R}$ der Schätzung. Die Diagonale von $\mathbf{R}$ beschreibt die Varianzen der geschätzten Zustandsgrößen und kann damit zur Berechnung der Standardabweichungen der Zweigstromschätzungen verwendet werden [26].

Da Knotenspannungen bei der BCSE nicht direkt Teil des Zustandsvektors sind, kann ihre Unsicherheit über Fehlerfortpflanzung aus den Unsicherheiten der Zweigströme und der Netzparameter abgeschätzt werden. Die resultierenden Unsicherheiten können als Standardabweichungen oder Konfidenzintervalle dargestellt werden [26]. Dadurch wird nicht nur ein einzelner geschätzter Netzzustand bereitgestellt, sondern auch eine Aussage darüber ermöglicht, wie zuverlässig die jeweiligen Schätzwerte sind.

Unsicherheitsmodellierung von Mess- und Pseudo-Messwerten. Die Qualität der Eingangsdaten hat einen wesentlichen Einfluss auf die optimale Gewichtung im WLS-Verfahren und damit auf die Zuverlässigkeit der Netzzustandsschätzung. Die Voraussetzung für die Quantifizierung der Unsicherheit des geschätzten Netzzustandes ist die Modellierung der Fehler von Messwerten und PM. PM beruhen häufig auf historischen Lastprofilen oder modellbasierten Annahmen und weisen daher eine höhere Unsicherheit auf als direkte Messwerte [3, 4, 26]. Im Rahmen von TP 3 wurde systematisch das Fehlerverhalten für TAF 10- und TAF 7-Messwerte sowie für Standardlastprofile analysiert. Dabei zeigt sich, dass das Anwachsen des Messfehlers innerhalb des Gültigkeitsfensters von 60s bei TAF 10-Messwerten durch eine logarithmische Funktion approximiert werden kann. Im Gegensatz zum Alter des Messwertes haben andere Einflussparametern, wie die Tageszeit, die Jahreszeit oder der Wochentag nur einen geringen Einfluss auf den Messfehler. Insbesondere für TAF 7-Messwerte und Standardlastprofile wurde eine deutliche Abweichung von der üblicherweise angenommenen Gaußschen Normalverteilung des Messfehlers festgestellt. Weiterhin konnte gezeigt werden, dass das Alter eines Messwertes den größten Einfluss auf die relative Standardabweichung hat. Diese Erkenntnisse belegen, dass für die präzise Modellierung des Messfehlers je nach Messverfahren angepasste stochastische Modelle nötig sind, um die Fehlerverteilung korrekt zu erfassen. Eine explizite Berücksichtigung nicht-normalverteilter Messfehler unterstützt eine präzisere Bewertung des geschätzten Netzzustands und bildet eine wichtige Grundlage für die praktische Anwendung in Niederspannungsnetzen [28].

3.4.2 Anpassung der Netzsteuerung

Zielsetzung und regulatorischer Rahmen. Das zentrale Ziel war die Erarbeitung und Implementierung von Grundlagen für eine aktive Netzführung in Niederspannungsnetzen. Zu Projektbeginn lag der Fokus auf der Analyse technologischer und regulatorischer Anforderungen, wobei zunächst die Vorgaben des Gesetzes zur Digitalisierung der Energiewende (Gesetz zum Neustart der Digitalisierung der Energiewende (GNDEW)) ausschlaggebend waren. Im Projektverlauf erforderte die Entwicklung des regulatorischen Rahmens eine Anpassung der technischen Konzepte. Insbesondere die Neuregelung des § 14a EnWG, die am 01.01.2024 in Kraft trat, definierte konkrete Vorgaben für die netzorientierte Steuerung: Die Steuerung startet bei der Erkennung einer auf Echtzeit-Messdaten basierenden Grenzwertverletzung (Strom- oder spannungsbedingten Überlastung von Betriebsmitteln) und muss die Lastreduktion diskriminierungsfrei auf alle steuerbaren Anlagen im betroffenen Netzbereich verteilen, wobei ein definierter minimaler Leistungsbezug für jede Anlage garantiert bleibt und der Steuerbefehl innerhalb von fünf Minuten nach Erkennung beim Anlagenbetreiber umgesetzt werden muss. Diese Anforderungen machten eine Untersuchung der technischen Machbarkeit und eine analytische Validierung des Gesamtkonzepts (Abschnitt 3.5.1) unumgänglich.

Datengrundlage und Netztransparenz. Grundlage für die Netztransparenz in Niederspannungsnetzen ist ein konsistentes Netzdatenmodell (digitaler Zwilling). Dieses beinhaltet umfassende Daten zur Netzabbildung, darunter zählen neben topologischen Informationen (Knoten-Kanten-Modell) auch Geodaten, elektrische Betriebsmittelparameter, Parameter für die Zuordnung von Messwerten sowie die Reglerparametrierung. Ein weiterer wesentlicher Bestandteil sind Informationen zur eindeutigen Zuordnung zwischen den im Feld gemessenen Daten und sowie deren Zuordnung im digitalen Zwilling.

Basierend auf diesem Modell wurde ein Datenerfassungskonzept entworfen, das Messwerte aus unterschiedlichen Quellen in das Netzdatenmodell überführt, diese zuordnet und für die Netzzustandsschätzung bereitstellt. Wo vorhanden, werden Echtzeit-Messdaten aus den Ortsnetzstationen und Kabelverteilerschränken genutzt (Trafoleistung, Abgangs-Leistungsflüsse, Spannungen, Ströme). Eine weitere Informationsquelle sind die Daten aus den iMSys der angeschlossenen Haushalte, die der MSB über eine gesicherte Verbindung empfängt und anschließend über eine weitere gesicherte Verbindung der eIoT-Plattform bereitstellt. Die Art der Messwerte ist im Tarifierungsfall 10 (TAF 10) definiert. Für eine Netztransparenz in Echtzeit liefert dieser minütliche Momentanwerte der drei Phasen für Wirkleistung, Spannungen, Ströme und deren Phasenwinkel und ermöglicht so eine den regulatorischen Vorgaben entsprechende schnelle Reaktion. Ergänzend wurden in Zusammenarbeit mit der TUHH weitere Datenquellen wie TAF 7 (viertelstündliche Zählerstandsgänge) in Kombination mit Standardlastprofilen untersucht [28].

Alle diese Messwerte werden auf der eIoT-Plattform gespeichert und visualisiert. Für die aktive Netzführung dienen sie vor allem als Eingang für die Netzzustandsschätzung (Abschnitt 3.4.1). Dazu werden sie zunächst mit Pseudomesswerten angereichert, um Lücken in der Messabdeckung zu schließen. Dabei handelt es

sich um Schätzungen auf Basis historischer Daten (z. B. Jahresenergieverbräuche, Standardlastprofile) und Stammdaten (z. B. Nennleistungen von Verbrauchseinrichtungen). So lässt sich ein vollständiger, berechneter Netzzustand (Spannungen, Ströme, Leistungsflüsse) auch für Netzknoten ohne eigene Messtechnik ermitteln. Die Ergebnisse der Netzzustandsschätzung werden direkt in den Regelkreis eingebunden. Auf Basis des berechneten Netzzustands und der im Datenmodell hinterlegten Grenzwerte für Leitungen, Transformatoren und Netzknoten lassen sich Netzengpässe für eine Steuerung nach § 14a EnWG identifizieren. Da die Netzzustandsschätzung teilweise auf den oben genannten Schätzdaten basiert, variiert die zu erwartende Genauigkeit dieses Verfahrens je nach Netzgebiet und Sensorabdeckung.

Um Genauigkeit und Zuverlässigkeit des Verfahrens zu validieren, wurden in Zusammenarbeit mit TUHH und HSU umfassende Analysen durchgeführt (Abschnitt 3.6.1) [29, 26]. In Zusammenarbeit mit der IAI wurde zudem eine Messpunktoptimierung konzipiert und modelliert: Mit ihr lässt sich die Auswirkung potenzieller neuer Sensoren an unterschiedlichen Positionen im Netzgebiet auf die Netztransparenz bewerten, um die regulatorisch vorgegebene Mindestgenauigkeit der Netzzustandsschätzung bei minimierter Sensoranzahl zu erreichen. Die ausführliche Beschreibung erfolgt in Abschnitt 3.4.5.

Algorithmik und Regelungsstrategien. Grundsätzlich können bei der Regelung zwei unterschiedliche Strategien zum Einsatz kommen. Die minimalinvasive Regelung, die auf der ursprünglichen Regulatorikrecherche gemäß GNDEW beruht, nutzt Sensitivitätsanalysen und greift nur gezielt bei den steuerbaren Lasten ein, die unmittelbar und vorrangig zum Engpass beitragen. Der Eingriff in das Verhalten der Netzkunden wird so auf ein Minimum reduziert. Die Aktorregelung wird dabei kriterienbasiert nach Selektivität und Sensitivität priorisiert. Bei diesem Ansatz ist allerdings nicht auszuschließen, dass einzelne Haushalte und deren Anlagen aufgrund ihrer Netzanschlussituation einen Großteil der Regelungseingriffe tragen.

Zusätzlich wurde eine zweite Version des Netzreglers für eine diskriminierungsfreie Steuerung gemäß § 14a EnWG implementiert. Diese verfolgt eine Strategie, bei der alle SteuVE im betroffenen Netzbereich gleichbehandelt werden, unabhängig von ihrem individuellen Beitrag zum Engpass. Der Ansatz entspricht den regulatorischen Vorgaben nach § 14a EnWG und stellt die vorgeschriebene Diskriminierungsfreiheit sicher. Durch die Gleichbehandlung fällt die Summe der reduzierten Haushaltsleistung jedoch in vielen Fällen deutlich höher aus als bei der minimalinvasiven Regelung. Ein Netzbereich ist ein "durch definierte Trennstellen abgegrenzter Bereich eines Niederspannungsnetzes, der durch eine oder mehrere Trafostationen versorgt wird. Dies kann ein einzelner Strang sein sowie ein kompletter durch einen oder mehrere Trafos versorgter Bereich. Ausschlaggebend für die Betrachtung ist der Schaltzustand der Trennstellen im Regelbetrieb-[5].

Aktor-Rückmeldung Für die Netzsteuerung sind die Leistungswerte einzelner Aktoren sowie aggregierte Leistungssummen auf der Verbrauchs- und Erzeugungsseite grundsätzlich relevant. Technisch wäre eine Rückmeldung des Leistungsbezugs sowie der -erzeugung im Falle einer digitalen Anbindung zwischen Anlagen und Energiemanagementsystem (EMS) mit beispielsweise dem EEBUS-Protokoll möglich, da das Protokoll einen entsprechenden Use-Case vorsieht. Bei Aktoren ohne digitale Schnittstelle scheidet dieser Weg jedoch aus, da die Installation eines separaten Messgeräts in der Praxis kaum wirtschaftlich sinnvoll ist. Regulatorisch ist zudem kein TAF definiert, der den Empfang aktorspezifischer Messwerte erlaubt. Daher wurde im Projektkonsortium der Weg für die Aktor-Rückmeldung über die BDEW-API gewählt. Dort sind vier standardisierte Rückmeldungen auf einen Steuerbefehl definiert, jeweils eine vorläufige und eine finale für positive wie negative Antworten, die vom MSB der eIoT-Plattform bereitgestellt werden. Diese Rückmeldungen bestätigen lediglich die Umsetzung des Steuerbefehls, enthalten allerdings keine gemessenen Leistungswerte, sodass ihr Informationsgehalt begrenzt ist. Dieser Ansatz wurde im Projekt teilweise umgesetzt und als Grundlage für die Bewertung von Regeleingriffen genutzt.

Die Regler-Modelle berücksichtigen explizit Latenzen und Zykluszeiten, um Pendeleffekte im Netz zu vermeiden. Hierzu kommen Hysteresen und ein stufenweises Aufheben der Limits nach Behebung von Engpässen zum Einsatz. Die kontinuierliche Verbesserung der zugrunde liegenden Anlagenmodelle mittels maschinellen Lernens ist in Abschnitt 3.4.4 beschrieben.

IKT-Konzeption und technische Umsetzung. Die technische Realisierung erfolgt über die eIoT-Plattform unter Nutzung der EDI@Energy-Webdienste (BDEW Web Application Programming Interface

(API)). Nach einer umfassenden Bewertung verschiedener Ansätze wurde zu Projektbeginn die Anbindung über das CLS-Backend und das SMGW als zukunftssicherste Lösung identifiziert. Diese Entscheidung wurde durch die spätere Konkretisierung des § 14a EnWG bestätigt. Auf die Nutzung einer Smart-Meter-PKI wurde in den Feldversuchen aufgrund der hohen Komplexität und der zum Entwicklungszeitpunkt noch unklaren Vorgaben verzichtet.

Validierung und operative Erprobung. Die Funktionsfähigkeit der entwickelten Schnittstellen und Algorithmen wurde in Zusammenarbeit mit den Partnern (TUHH, HSU, UDE, HNE, SWN) über die verschiedenen Teststufen hinweg nachgewiesen. Über die gesamte Wirkkette von der Plattform über das CLS-Backend bis zum physischen Aktor, konnten in Labor- (Abschnitt 3.5.2) und Feldtests (Abschnitt 3.5.3 und Abschnitt 3.5.4) mehrere erfolgreiche manuelle Steuertests durchgeführt werden. Die abschließenden Tests der automatisierten Steuerung auf Basis der Live-Daten der Netzzustandsschätzung befanden sich zum Projektende in der finalen Erprobungsphase im Feldtest Norderstedt und wurden kurz nach Projektende abgeschlossen (Abschnitt 3.5.4). Die Ergebnisse zeigen, dass erkannte Engpässe vom entwickelten System fristgerecht verarbeitet und über die gesamte Wirkkette versendet und umgesetzt werden können.

3.4.3 DLT-gesichertes Funkkommunikationsprotokoll

Der Projektantrag sah ein DLT-gesichertes Weitbereichsfunkprotokoll auf Basis von LoRaWAN vor. Eine Literaturrecherche und ein Vergleich verfügbarer Weitbereichsfunkprotokolle ergab, dass LoRaWAN die erforderlichen Sicherheitsstandards nicht erfüllt und eine Zertifizierung nach den Anforderungen der BSI-TR nicht absehbar ist. In Abstimmung mit den Netzbetreibern im Konsortium wurde deshalb auf das Mioty-Funkprotokoll gewechselt. Mioty ist zur 6G-Standardisierung eingereicht und bietet eine höhere Übertragungssicherheit als LoRaWAN. Die DLT-Sicherung sieht vor, in dem verteilten System Sicherungsmechanismen zu entwickeln, die dezentral sowie redundant sind und Entscheidung durch Konsens erreicht werden.

Intrusion Detection. Das Funkkommunikationssystem umfasst neben der Funkübertragung eine softwarebasierte Absicherung gegen Angriffe, die auf der in Abschnitt 3.3 beschriebenen eigenschaftsbasierten Zugangskontrolle aufbaut. Für die Parametrisierung wurde ein Netzwerkprototyp mit Router, Netzwerk-Switch und Raspberry Pi eingerichtet, der die TLS-Zertifikatskommunikation simuliert, wie sie für SMGW vorgesehen ist. Auf diesem Prototyp wurden Angriffe (Hardwaretausch, Man-in-the-Middle) durch Anomalieerkennung im Geräteverhalten detektiert. Ressourcensparende Decision Trees erreichten eine Präzision von über 95 % [30].

Eine höhere Genauigkeit wurde mit der Generierung von Tokens aus der Kommunikation und deren Auswertung auf Ähnlichkeit zu bekannten, gutartigen Tokens erreicht. Als Features dienten flussbezogene Statistiken aus dem Netzwerkverkehr: Zeit- und Tempoangaben (Flow Duration, Inter-Arrival Times vorwärts/rückwärts), Last- und Ratenmerkmale (Flow Pkts/s, Bwd Pkts/s) und Paketgrößenstatistiken (Pkt Len Mean/Std/Var, Pkt Size Avg). Angriffsverkehr, bestehend aus Man-in-the-Middle und Zertifikatsdiebstahl, konnte mithilfe der Tokens zu 98 % korrekt klassifiziert werden [31]. Abbildung 3.6 zeigt die Verteilung der Hamming-Ähnlichkeit für gutartigen und böartigen Verkehr: Die Histogramme beider Klassen sind klar getrennt, sodass ein geeigneter Schwellenwert eine Präzision von ca. 98 % bei gleichzeitig niedriger Fehlalarmrate erreicht.

Das Netzwerk wird dabei verteilt abgesichert: Jeder Teilnehmer kann Tokens erzeugen und prüfen. Ein Angreifer im System kann gemeinschaftlich identifiziert werden, ohne dass eine zentrale Instanz dafür nötig ist [32, 33]. Damit sind die Aspekte der DLT-Absicherung gegeben.

Hardware-Prototyp und Feldtest am Innovationscampus. Die Mioty-basierte Kommunikation wurde am Innovationscampus der HNE getestet. Die Messdaten (Spannung, Strom, Frequenz, Phasenwinkel) werden über Modbus Remote Terminal Unit (RTU) empfangen, ausgelesen und über Mioty versendet. Der Prototyp besteht aus einem Webtech-COUA-Sender, einem Arduino Zero zur Datenverarbeitung und einem MAX485-Modul für die drahtgebundene Kommunikation zwischen COUA und Arduino. Der Prototyp ist mit Batterie und Solarmodul für das Gateway ausgerüstet, sodass ein autarker Betrieb möglich ist. Der funktionale Aufbau des Prototyps ist in Abbildung 3.7 dargestellt.

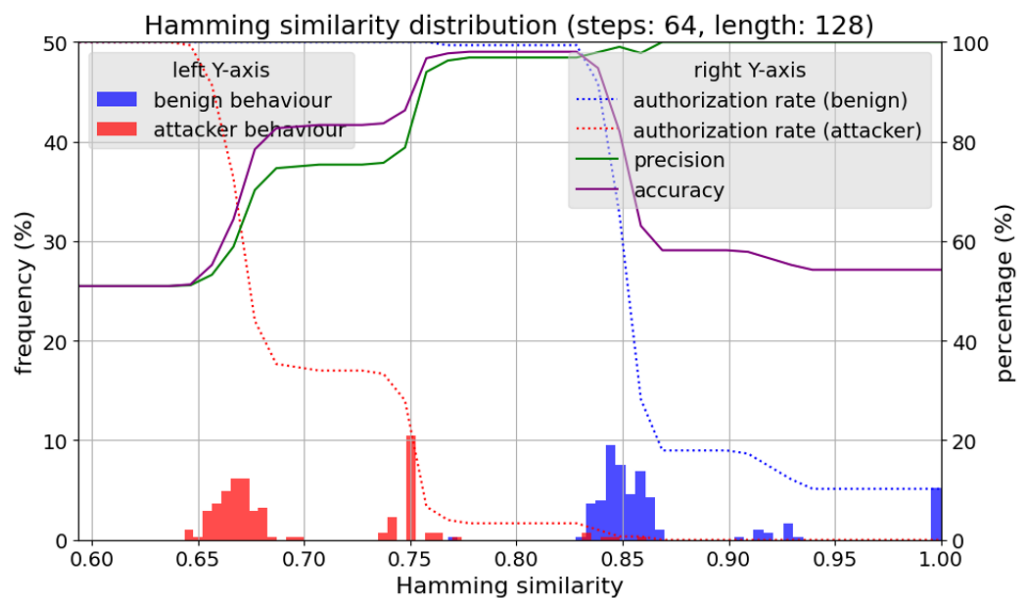


Abbildung 3.6: Verteilung der Hamming-Ähnlichkeit für gutartigen und böartigen Netzwerkverkehr. Gutartiger Verkehr (blau) konzentriert sich bei hoher Ähnlichkeit (0,83–1,00), Angriffsverkehr (rot) bei niedriger Ähnlichkeit (0,65–0,75) [31].

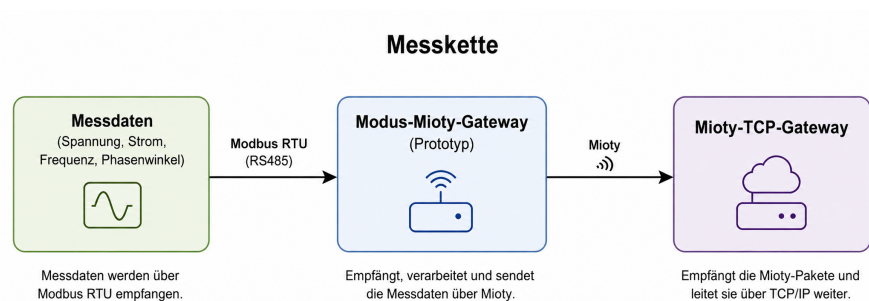


Abbildung 3.7: Mioty-Messkette auf dem Innovationscampus

Mithilfe von RSSI-Werten und festen Kommunikationszyklen konnte nachgewiesen werden, dass die Kommunikation über einen längeren Zeitraum konstant blieb. Der Sender war dabei im Verteilkasten eingebaut und das Gateway befand sich in 150 Meter Entfernung mit 2 Gebäuden dazwischen. Abbildung 3.8 zeigt die Sendeereignisse über einen Testzeitraum von zwei Wochen im März 2026. Die roten Vertikallinien markieren kurzzeitige Verbindungsabbrüche. Insgesamt konnten 98 % der Nachrichten empfangen werden.

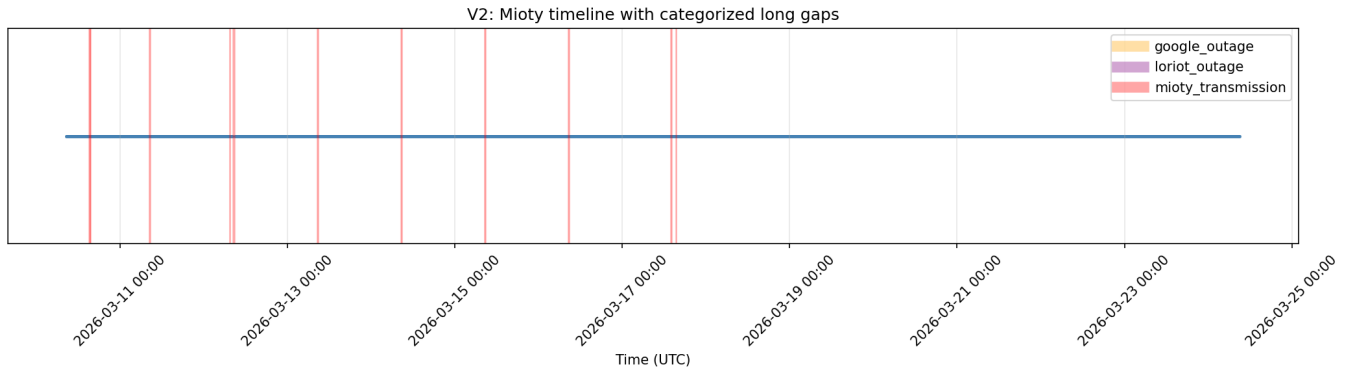


Abbildung 3.8: Mioty-Sendeereignisse am Innovationscampus Hamburg (11. bis 25. März 2026). Rote Vertikallinien: kurzzeitige Verbindungsabbrüche.

3.4.4 Kontinuierliche Systemmodellverbesserung: Prosumer-Seite (UDE)

Die kontinuierliche Systemmodellverbesserung wurde unter Verantwortung der UDE aus zwei komplementären Perspektiven bearbeitet, die getrennt dargestellt werden: die hier beschriebene Prosumer-Seite, auf der die UDE die Modelle einzelner Anlagen verbessert, und die Netzbetreiber-Seite, auf der die IAI Netzdaten qualitativ bewertet (Abschnitt 3.4.5).

EOM-Systemmodelle, welche die Grundlage des Energie-Agenten und somit der Simulations- und Kontrolllösungen der UDE bilden, basierten bisher ausschließlich auf klassischer, physikalischer Modellierung. Im Wesentlichen werden dabei Betriebszustände und Zustandsübergänge, relevante Messgrößen und Sollwerte sowie statische Anlagenparameter und Berechnungsformeln definiert. Je nach Qualität der Modellierung sind damit bereits sehr präzise Abbildungen und Vorhersagen möglich. Jedoch wird die Realität zwangsläufig immer nur angenähert. Hinzu kommen schwer im Modell abbildbare Aspekte, wie Alterung und Verschleiß der Anlage, zeitweise Verschattung bei PV-Anlagen und Ähnliches. Um solche Aspekte besser zu berücksichtigen und so zu präziseren Modellen zu kommen, wurde in DISEGO die Kopplung „klassischer“ EOM-Modelle mit Machine Learning Komponenten untersucht.

Dabei sollten keine komplett ML-basierten Modelle entstehen, die das Anlagenverhalten vollständig aus Trainingsdaten erlernen. Vielmehr sollten bestehende EOM-Modelle mit einer Lernkomponente gekoppelt werden, um die Abweichung zwischen dem vom Modell berechneten und dem tatsächlich beobachteten Anlagenverhalten zu bestimmen und so eine entsprechende Korrektur des Modell-Ergebnisses zu ermöglichen. Dies hat den Vorteil, dass bereits mit relativ wenig Trainingsdaten das Modell-Verhalten an die individuellen Gegebenheiten der Anlage vor Ort angenähert werden kann. So kann auch für neu errichtete Anlagen schnell eine Verbesserung der Prognosegüte erreicht werden. Um ein Modell komplett aus Trainingsdaten zu lernen sind hingegen große Mengen Trainingsdaten über einen langen Zeitraum erforderlich, idealerweise über mehrere Jahre.

Aus den Anforderungen an eine nachhaltige, flexible und wiederverwendbare Integration von ML-Prozessen in die vorhandene Tool-Landschaft der UDE entstand das Konzept einer Lernplattform. Diese orientiert sich am Prinzip des ML-OPS (Machine Learning Operations). Ziel ist es, den gesamten Lebenszyklus eines ML-Modells abzudecken. Dies umfasst die initiale Erhebung und Aufbereitung der Trainingsdaten, die Auswahl und das Training geeigneter ML-Modelle und schließlich Bereitstellung und Wartung eines produktiv nutzbaren Ergebnismodells. Da dies den bei der Beantragung ursprünglich geplanten Rahmen deutlich übersteigt, konnte die Plattform im Rahmen des Projektes nicht vollumfänglich implementiert werden. Die für das Projekt relevanten Teilaspekte wurden jedoch erfolgreich adressiert. Dabei wurde stets auf die Integrationsfähigkeit in eine spätere umfassendere Lösung geachtet.

Am Beginn eines ML-Prozesses steht die Erhebung und Aufbereitung von Trainingsdaten. Hierbei ist insbesondere zu beachten, dass es sich um heterogen strukturierte Daten aus unterschiedlichen Quellen handeln kann. Zudem sind gegebenenfalls unterschiedliche Übertragungsprotokolle zu berücksichtigen. Diese Daten müssen von einer Lernplattform zusammengeführt, vereinheitlicht und strukturiert abgelegt werden können. Außerdem sind für die Vorbereitung des Lernprozesses grundlegende Analysefunktionen sowie die Anwendung ML-üblicher Transformationsschritte zu berücksichtigen. Letzteres umfasst beispielsweise die Skalierung der Daten auf einheitliche Wertebereiche und die Ableitung zusätzlicher Merkmale aus den vorhandenen Daten.

Für den Schritt des eigentlichen Modell-Trainings wurde Wert auf ein möglichst offenes und flexibles Konzept gelegt. Aktuell dominiert im Bereich des ML klar die Programmiersprache Python. Jedoch sind andere System, wie z.B. R oder Tensor Flow im Bereich Data Science durchaus etabliert und sollten bei Bedarf ebenfalls angewendet werden können. Daher fiel die Wahl darauf, die eigentlichen Lernprozesse in einer Container-Laufzeitumgebung, wie z.B. Docker, zu kapseln. Diese Lern-Container können von der nutzenden Anwendung nach Bedarf lokal oder entfernt ausgeführt werden und stellen das trainierte Ergebnismodell in einer einheitlichen Form bereit. So können unterschiedliche ML-Tools und -Ansätze zum Lernen genutzt werden.

Für die Bereitstellung der trainierten Ergebnismodelle fiel die Wahl auf die standardisierte Predictive Model Markup Language (PMML). Diese stellt das Modell in einem XML-basierten Format zur Verfügung, das mit Hilfe entsprechender Bibliotheken in unterschiedlichen Programmiersprachen eingelesen und interpretiert werden kann. So sind Training und produktive Nutzung des Modells vollständig entkoppelt und unabhängig voneinander. Zudem können so leicht unterschiedliche Versionen des Modells vorgehalten und verglichen werden.

In einer produktiv genutzten Umgebung spielen Wartung und Aktualisierung des genutzten Modells eine wesentliche Rolle. Dies gilt insbesondere für die in DISEGO adressierte kontinuierliche Verbesserung von Systemmodellen. Die reale Anlage unterliegt Veränderungen, beispielsweise durch Verschleiß oder sich verändernde Umgebungsbedingungen. Daher kann die Abweichung zwischen Modell und Realität über die Zeit zunehmen und ein erneutes Training mit aktualisierten Daten erforderlich machen. Dementsprechend wird die Abweichung zwischen Modell und realer Anlage kontinuierlich überwacht, und bei Bedarf ein erneutes Training ausgelöst. Die gewählte Architektur mit vorbereiteten Lernverfahren in Docker-Containern und eine versionierte Bereitstellung der Ergebnismodelle im PMML-Format bieten gute Voraussetzungen für eine Aktualisierung im laufenden Betrieb.

Ein wesentliches Kriterium für den Einsatz von ML-Verfahren ist, ob diese lokal vor Ort oder auf einer zentralen Plattform ausgeführt werden sollen. Dies gilt besonders für den in DISEGO adressierten Einsatz auf HEMS von Endkunden, wo Datenschutzbelange und eine begrenzte Rechenkapazität vor Ort zusammenkommen. Eine lokale Ausführung ermöglicht es, die vorhandenen Messdaten unmittelbar am Entstehungsort zu verarbeiten und deren Übertragung zu reduzieren. Dies kann insbesondere im Hinblick auf den Datenschutz von Vorteil sein. Gleichzeitig ist die Anwendbarkeit komplexerer Lernverfahren durch die lokal verfügbare Rechenleistung und den vorhandenen Speicher begrenzt.

Eine zentrale Ausführung ermöglicht hingegen die Bündelung leistungsfähiger Rechenressourcen und die gemeinsame Verarbeitung größerer Datenmengen. Dem stehen Anforderungen an die Datenübertragung und den Schutz der übertragenen Betriebsdaten gegenüber. Die Entscheidung für eine lokale oder zentrale Ausführung ist daher abhängig von der Komplexität des jeweiligen Lernverfahrens, dem Umfang der benötigten Trainingsdaten, den verfügbaren Ressourcen sowie den datenschutzrechtlichen Rahmenbedingungen.

Im Zuge von DISEGO wurden verfahren gewählt, die für diesen Anwendungsfall bereits mit vergleichsweise geringen Datenmengen und Rechenaufwänden gute Ergebnisse erzielten, sodass eine Ausführung vor Ort hier praktikabel erscheint. Gleichzeitig bietet der gewählte Ansatz einer Containerisierung hier maximale Flexibilität. Vorbereitete Container für gängige Lernverfahren können von der Plattform bereitgestellt und je nach vorhandener und erforderlicher Leistung entweder lokal oder zentral ausgeführt werden.

Im Projekt DISEGO wurden diese Konzepte wie eingangs erwähnt mit dem Einsatz von ML-Methoden zur Verringerung von Abweichungen bei EOM-Systemmodellen erprobt. Im Fokus der Betrachtungen standen dabei aufgrund der guten Datenverfügbarkeit und der hohen Abdeckung im Testgebiet Photovoltaikanlagen.

Die erarbeiteten Ansätze und Vorgehensweisen sind jedoch bewusst so generell gehalten, dass sie sich auf andere Anlagen-Typen übertragen lassen.

Als Grundlage kamen detaillierte EOM-Modelle zum Einsatz, die anhand statischer Anlagenparameter sowie Wetterdaten die Erzeugungsleistung der jeweiligen PV-Anlage berechnen. Konkret wurden Peak-Leistung, Wirkungsgrad, Azimut und Neigung der Anlage sowie Globalstrahlung, Temperatur und Windgeschwindigkeit am Aufstellort berücksichtigt. Wenn bekannt war, dass eine PV-Installation Panele mit unterschiedlicher Ausrichtung umfasst, wurden diese jeweils als separate Anlagen modelliert und zu einer Aggregation zusammengefasst.

Zur Modellverbesserung kamen überwacht lernende Regressionsverfahren zum Einsatz. Die Abschätzung des Modellfehlers erfolgte mit Hilfe aufgezeichneter Daten vom HEMS des jeweiligen Haushaltes. Hierzu wurden unterschiedliche Regressionsverfahren erprobt, die auf Grundlage einer Literaturrecherche zum Einsatz von Machine Learning im Bereich der PV-Prognose ausgewählt wurden. Konkret kamen die beiden Ensemble-Verfahren Gradient Boost Regression und Random Forest Regression sowie eine Support Vector Regression mit linearem Kernel zum Einsatz. Mit Hilfe der Regression wurde die Abweichung des Modells in Abhängigkeit von den aktuellen Gegebenheiten (insbesondere Sonnenstand und Wetterbedingungen) abgeschätzt und als Korrekturwert in die Berechnung des Modells integriert, um dessen Genauigkeit zu erhöhen.

Um zu erkennen, ob ein erneutes Training des Regressionsmodells erforderlich ist, wurde die Prognosegüte kontinuierlich überwacht. Hierzu wurde die Abweichung des korrigierten Modells von der real gemessenen Erzeugung fortlaufend ermittelt und anhand eines Gütekriteriums bewertet. Unterschreitet die Güte einen Modell-spezifisch zu definierenden Schwellwert, wird ein erneutes Training des Regressionsverfahrens ausgelöst, das auf aktuellen Messdaten basiert und somit einen aktualisierten Korrekturwert liefert. So kann das Systemmodell aktuell und hinreichend präzise gehalten werden, während gleichzeitig der Rechenaufwand für das Modelltraining auf das notwendige Maß beschränkt wird.

Als Trainingsdaten kamen reale Messdaten von den HEMS der Feldtest-Teilnehmer zum Einsatz. Diese konnten mittels einer Kommunikationsschnittstelle auf Grundlage von JSON-RPC und Nymea abgerufen werden. Eine entsprechende Implementierung wurde im Rahmen des Projektes in die AWB integriert. Für das initiale Modell-Training und simulative Untersuchungen wurde zunächst auf historische Daten zurückgegriffen, die die HEMS für einen gewissen Zeitraum vorhalten. Für die kontinuierliche Überwachung der Modellqualität im Rahmen des Feldtests wurden in regelmäßigen Abständen aktuelle Messwerte abgerufen. Historische und aktuelle Wetterdaten wurden von einer nahe gelegenen Wetterstation des Deutschen Wetterdienst (DWD) bezogen. Als zusätzliche Merkmale wurden auf Grundlage von Datum und Uhrzeit sowie der geografischen Koordinaten der Anlage Informationen zum Sonnenstand bestimmt.

Betrachtet wurde die mittlere Abweichung der prognostizierten Erzeugungsleistung je Zeitschritt sowie der über einen Tag erzeugten Energiemenge. Dabei zeigte sich, dass ein gut parametrisiertes EOM-Modell die Realität bereits recht gut abbildet. Ohne Korrektur wurde die Erzeugungsleistung im Mittel um 0,24 kW falsch prognostiziert, bei der über einen Tag insgesamt erzeugten Energiemenge zeigte sich eine Abweichung von im Mittel 1,72 kWh. Dies bei einer Peak-Leistung der Anlagen von im Mittel 11 kW, real im betrachteten Zeitraum bis 8 kW, und einer täglichen Erzeugung im Bereich von 33-35 kWh. Mittels ML konnten die Abweichungen auf 0,18 kW und 1,6 kWh verringert werden. Am besten schnitt dabei die Gradient Boost Regression ab, Random Forest und Support Vector Regression erzielten geringfügig schlechtere Resultate. Somit ist auch bei einem gut parametrisierten Modell zwar eine Verbesserung des Ergebnisses messbar, der Effekt ist jedoch überschaubar.

Um eine fehlerhafte Parametrierung eines Modells zu simulieren, wurden bei einzelnen Modellen bewusst fehlerhafte Ausrichtungen und Neigungen eingestellt. Dies führte beim unkorrigierten Modell zu deutlich stärkeren Abweichungen von im Mittel 0,4 kW und 9,2 kWh. Mit Hilfe der Gradient Boost Regression konnten diese Werte auf 0,15 kW und 1,38 kWh verringert werden. Mit der initial deutlich stärkeren Abweichung führte die Korrektur also sogar zu einer besseren Annäherung als im Fall des korrekten Modells. Auch hier schnitt Gradient Boost geringfügig besser ab als Random Forest und Support Vector Regression.

Schließlich wurden, um die Alterung von Anlagen zu simulieren, die realen Messwerte entsprechend künstlich reduziert. In der Literatur findet sich für die Alterung von PV-Anlagen ein Leistungsverlust von ca. 0,5% pro

Jahr. Um 20 Jahre alte Anlage zu simulieren, wurde dementsprechend der Messwert für die Erzeugungsleistung auf 90% reduziert. Mit dem Ausgangsmodell, dass die neue Anlage abbildet, führte das erwartungsgemäß zu signifikanten Abweichungen von 0,27 kW und 5,07 kWh. Hier konnte mittels ML eine Verbesserung auf 0,16 kW und 1,46 kWh erreicht werden.

Die Ergebnisse legen nahe, dass mit Hilfe von ML-Methoden eine deutliche Verbesserung der Modellqualität für fehlerhaft parametrisierte Modelle oder gealterte Anlagen erreicht werden kann. Sofern das Modell bereits initial gut eingestellt war, hält sich der Effekt in Grenzen. Jedoch ist eine perfekte Parametrierung nicht immer möglich oder zu erwarten, etwa weil nicht alle Parameter vollumfänglich bekannt sind oder exakt bestimmt werden können. Auch sind lokale Gegebenheiten, beispielsweise die Auswirkungen einer vom Sonnenstand abhängigen zeitweisen Verschattung, mitunter schwer zu bestimmen und zu modellieren. In solchen Fällen können ML-Methoden die Übereinstimmung des Modells mit der Realität erheblich verbessern.

3.4.5 Kontinuierliche Systemmodellverbesserung: Netzbetreiber-Seite (IAI)

Den Netzbetreiber-seitigen Beitrag lieferte die IAI. Kern ist die Qualicision-AI-Technologie, die maschinelles Lernen mit einer auf erweiterter Fuzzy-Logik beruhenden Entscheidungsmaschine verknüpft und KI-Entscheidungen für den Netzbetrieb nachvollziehbar und erklärbar macht. [7, 34, 35, 21, 22, 36]

Grundlage ist das qualitative Labeln (PSIqualicision AI Qualitative Labeling). Netz- und Umgebungsdaten werden aus Sicht des jeweiligen Netzprozesses in eher erwünschte oder unerwünschte Zustände eingeordnet und in Wirkungsmatrizen (Abbildung 3.9, Punkt 6) visualisiert. Das Prozesswissen und die Zustandsabstufungen lassen sich mittels Labeling-Funktionen (Punkt 3) definieren und beliebig fein gliedern, beim Health-Index etwa von ausgezeichnet über gut und neutral bis kritisch und akut. Über eine Zielkonflikt- und -verträglichkeitsanalyse werden die Wechselwirkungen zwischen den Entscheidungskriterien (Key Performance Indicators) abgebildet und in Zielbeziehungsmatrizen (Punkt 5) dargestellt. Die KPI-basierten Entscheidungen werden als Rankings von Steueralternativen (Punkt 4) bereitgestellt, die mehrkriteriell höher oder niedriger priorisiert werden können. [37]

Zur Ermittlung eines aussagekräftig gelabelten Datensatzes für die Netzdatenanalyse wurde folgender Ablauf standardisiert:

1. Einzelne Netzdaten werden zunächst manuell und in kleinen Mengen mit dem Qualitative Labeling gelabelt.
2. Auf Basis der abgeleiteten prozessrelevanten Bedeutungen verarbeiten ML-Verfahren große Netzdatensammlungen. Daraus entsteht die qualitativ gelabelte Netzzustandsschätzung.
3. Die gelabelten Netzdaten werden nachvollziehbar gefiltert und analysiert, woraus erste Cluster als Zwischenergebnisse hervorgehen.
4. Die geclusterten Zwischenergebnisse werden in das Qualitative Labeling zurückgeführt und hinsichtlich Daten und Labels geprüft und verfeinert.
5. Die Schritte 2 bis 4 werden je nach gewünschter Verfeinerung wiederholt.

Als gut handhabbarer Betrachtungszeitraum hat sich eine Woche erwiesen. Die so durch ML-Verfahren ermittelten Labels lassen sich im Sinne eines unüberwachten Lernens (unsupervised learning) weiter untersuchen. Hierzu wurde eine Kombination von KI-Techniken verwendet, die für den fokussierten Forschungsgegenstand der Modellverbesserung folgende Bestandteile hatte: Entscheidungs- und Optimierungsalgorithmen, wie beispielsweise F9118 [7, 21], der die Präferenzen der Kriterien anhand einer Kategorisierung der Kriterien automatisch anpasst und aus scikit-learn stammende ML-Verfahren RandomForestClassifier, RandomForestRegressor, Gradient-BoostingRegressor und Tensorflow.keras als Framework sowie dem Sequential/Dense als Multilayer-Perceptron. Diese verarbeiten auf Basis der qualitativ gelabelten kleinen Datensammlungen große Netzdatensammlungen zu einer qualitativ gelabelten Netzzustandsschätzung. Über die Netzzustandsschätzung hinaus wurden die Verfahren auf weitere Anwendungsfälle übertragen, etwa eine Smartification-Rolloutstrategie für Netzbetreiber und die Aktor-Priorisierung für den Netzregler.

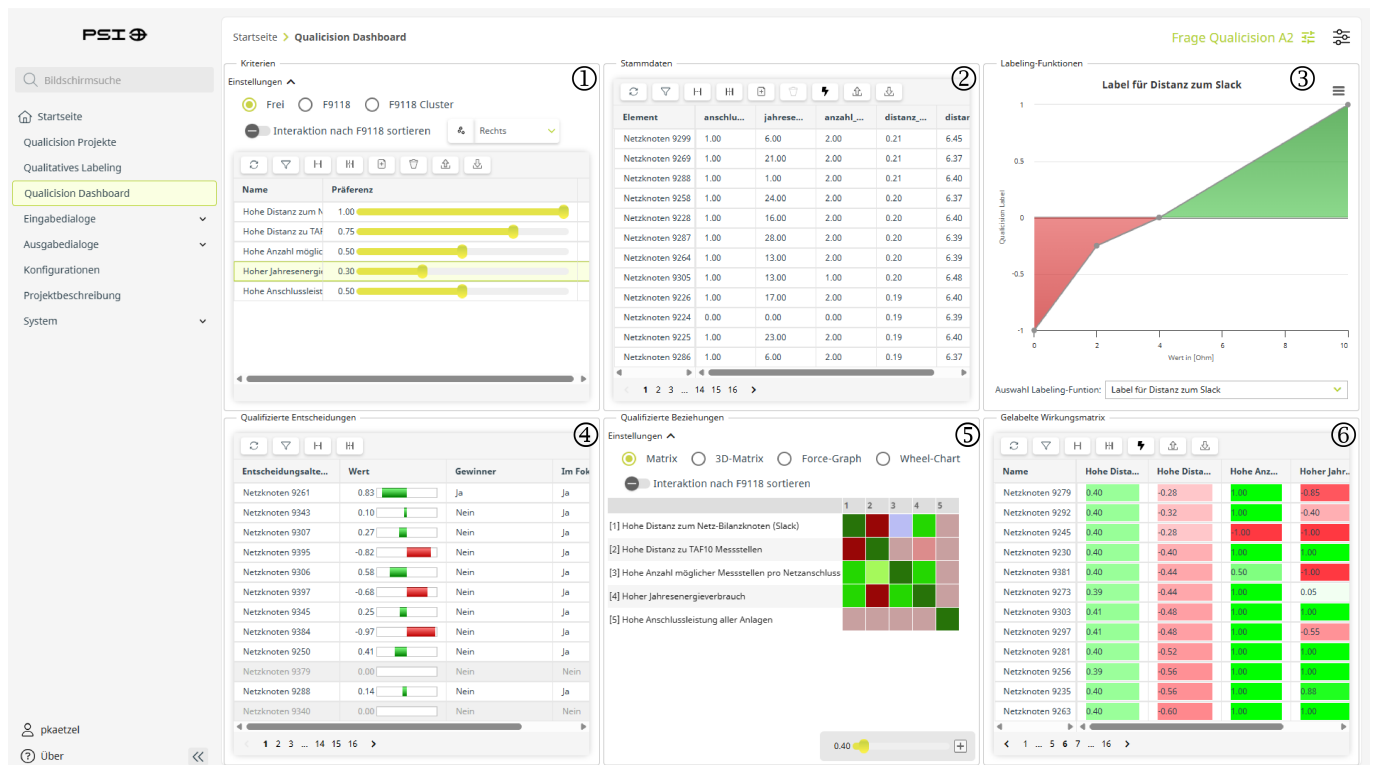


Abbildung 3.9: Messpunktoptimierung in der Oberfläche von PSIqualicision AI. Punkt 1: identifizierte Entscheidungskriterien, Punkt 2: transformiertes Netzdatenmodell, Punkt 3: Labeling-Funktionen, Punkt 4: Ranking der Messpunktalternativen, Punkt 5: Zielbeziehungsmatrix, Punkt 6: Wirkungsmatrix.

Auf dieser Grundlage wurde die Messpunktoptimierung umgesetzt. Durch eine Analyse des Netzdatenmodells (Abbildung 3.9, Punkt 2) wurden beispielsweise die folgenden Entscheidungskriterien (Punkt 1) zusammen mit den Prozessverantwortlichen der Verbundpartner Stadtwerke Norderstedt und PSI Software SE, Grid Connect identifiziert:

- Distanz zum nächsten TAF-10-Messpunkt
- Distanz zum angrenzenden Mittelspannungsnetz (Slack-Knoten)
- Anzahl möglicher Messpunkte pro Netzanschluss
- Jahresenergieverbrauch
- Anschlussleistung aller Anlagen

Die zur Betrachtung notwendigen historisierten Netzdaten wurden mittels der Labeling-Funktionen (Punkt 3) qualitativ gelabelt und mit der Zielkonflikt- und -verträglichkeitsanalyse im PSIqualicision AI für die weitere Verarbeitung aufbereitet. Aus diesen qualitativ gelabelten Netzdaten leiten die Algorithmen der Qualicision-AI-Technologie eine Wirkungsmatrix (Punkt 6) sowie eine Zielbeziehungsmatrix (Punkt 5) ab und stellen als Ergebnis ein Ranking (Punkt 4) von Messpunktalternativen zur Verbesserung der Netzzustandsschätzung bereit, das hinsichtlich der vorab höher oder niedriger priorisierten Entscheidungskriterien (Punkt 1) bewertet wird. Durch rekursives, wechselseitiges Simulieren des Netzzustandes, Aufrufen von Netzzustandsschätzung und Messpunktoptimierung kann die Abdeckung des Netzbetriebs mit TAF-10-Messpunkten fortlaufend optimiert und die bestmögliche Messpunktalternative im Sinne einer Grenzwertbetrachtung bestimmt werden.

Ein weiterer Anwendungsfall betraf die Auslastung der Netzkabel. Durch die Analyse des Netzdatenmodells samt Wetterdaten hinsichtlich der Kabelauslastung (Abbildung 3.10, Punkt 2) wurden zusammen mit den Prozessverantwortlichen insgesamt 29 relevante Entscheidungskriterien (Punkt 1) identifiziert. Sie bilden die Gesamtheit der betrachteten Kriterien:

- (1) Gesamt_Scheinleistung_Sensor_SE_S_L123__kVA_household
- (2) Leistungsfaktor_FLS_household
- (3) Gesamt_Scheinleistung_Minus_Gesamt_Wirkleistung_FLS__kVA_household

- (4) Cos_phi_Sensor_SE_CosPhi_L1_household
- (5) Gesamt_Blindleistung_FLS__kvar_household
- (6) Blindleistung_L123_FLS__kvar_household
- (7) Gesamt_Wirkleistung_FLS__kW_household
- (8) Wirkleistung_L123_FLS__kW_household
- (9) Gesamt_Verzerrungsblindleistung_FLS__kVA_household
- (10) Verzerrungsblindleistung_diff_FLS__kVA_household
- (11) Scheinleistung_diff_FLS_prc_household
- (12) Gesamt_Scheinleistung_Sensor_SE_S_L123__kVA_trafo
- (13) Leistungsfaktor_FLS_trafo
- (14) Gesamt_Scheinleistung_Minus_Gesamt_Wirkleistung_FLS__kVA_trafo
- (15) Gesamt_Wirkleistung_Sensor_SE_P_L123__kW_trafo
- (16) Gesamt_Blindleistung_Sensor_SE_Q_L123__kvar_trafo
- (17) Cos_phi_Sensor_SE_CosPhi_L1_trafo
- (18) Blindleistung_L123_FLS__kvar_trafo
- (19) Wirkleistung_L123_FLS__kW_trafo
- (20) Scheinleistung_L123_FLS__kVA_trafo
- (21) Gesamt_Verzerrungsblindleistung_FLS__kVA_trafo
- (22) Verzerrungsblindleistung_123_FLS__kVA_trafo
- (23) Verzerrungsblindleistung_diff_FLS__kVA_trafo
- (24) Scheinleistung_diff_FLS_prc_trafo
- (25) Temperatur_FLS_DWD__C_10min_trafo
- (26) Solar_DS_FLS_DWD_I_cm2_10min_trafo
- (27) Solar_GS_FLS_DWD_I_cm2_10min_trafo
- (28) Solar_SD_FLS_DWD_h_10min_trafo
- (29) Solar_LS_FLS_DWD_I_cm2_10min_trafo

Aus dieser Gesamtheit wurden zur besseren Interpretierbarkeit zwei Cluster gebildet (Abbildung 3.11):

- Cluster 1 (Abbildung 3.11, Punkt 1) fasst am Transformator berechnete und sensorisch erfasste Leistungsgrößen zusammen: Gesamt_Verzerrungsblindleistung_FLS__kVA_trafo, Gesamt_Scheinleistung_Minus_Gesamt_Wirkleistung_FLS__kVA_trafo, Verzerrungsblindleistung_123_FLS__kVA_trafo und Gesamt_Scheinleistung_Sensor_SE_S_L123__kVA_trafo. Dies entspricht den Kriterien 21, 14, 22 und 12 der Gesamtliste.
- Cluster 2 (Punkt 2) verbindet Leistungsfaktor, Sonneneinstrahlung und Haushalts-Cos-Phi: Leistungsfaktor_FLS_trafo, Solar_DS_FLS_DWD_I_cm2_10min_trafo, Cos_phi_Sensor_SE_CosPhi_L1_household und Solar_GS_FLS_DWD_I_cm2_10min_trafo. Dies entspricht den Kriterien 13, 26, 4 und 27 der Gesamtliste.

Die zugehörigen historisierten Netz- und Wetterdaten wurden mittels der Labeling-Funktionen (Abbildung 3.10, Punkt 3) qualitativ gelabelt und mit der Zielkonflikt- und -verträglichkeitsanalyse aufbereitet. Aus ihnen leiten die Algorithmen der Qualicision-AI-Technologie eine Wirkungsmatrix (Punkt 6) sowie eine Zielbeziehungsmatrix mit wirkendem F9118-Algorithmus [7, 21] (Punkt 5) ab und ordnen die Kriterien zu KPI-Clusterbeziehungen. Die rot gekennzeichneten Positionen in der detaillierten Zielbeziehungsmatrix (Abbildung 3.11) zeigen eine direkte Abhängigkeit zwischen den Netz- und Wetterdaten und der daraus resultierenden Kabelauslastung.

Alle Größen wurden am Transformator gemessen, mit Ausnahme des Cos-Phi der Haushalte. Cluster 1 zeigt bei hoher Scheinleistung zugleich eine hohe Verzerrungsblindleistung. Berechnete Größen tragen FLS im Namen, phasenscharf gemessene Sensorwerte 123. Über die Beziehung $S^2 = P^2 + Q^2 + D^2$ zwischen Scheinleistung S , Wirkleistung P , Blindleistung Q und Verzerrungsblindleistung D beeinflusst in diesem Cluster die Verzerrungsblindleistung maßgeblich die Gesamtscheinleistung. Dies deutet auf einen hohen Oberschwingungsanteil im Netz hin, der die Kabel belastet. Cluster 2 verbindet den Leistungsfaktor am

Transformator mit dem Cos-Phi der Haushalte, die sich gleichartig verhalten und bei kleinen Werten Leitungsverluste sowie Netzurückwirkungen anzeigen. Der Zusammenhang mit der Global- und Diffusstrahlung verweist auf die Wirkung der Solareinspeisung, die ebenfalls in Cluster 2 liegt. Für eine belastbare Aussage zur Sonneneinstrahlung ist eine genauere Untersuchung erforderlich, da hohe Einstrahlung normalerweise Cluster 1 zuzuordnen wäre, was auch von der Synchronität der Messgeräte abhängt.

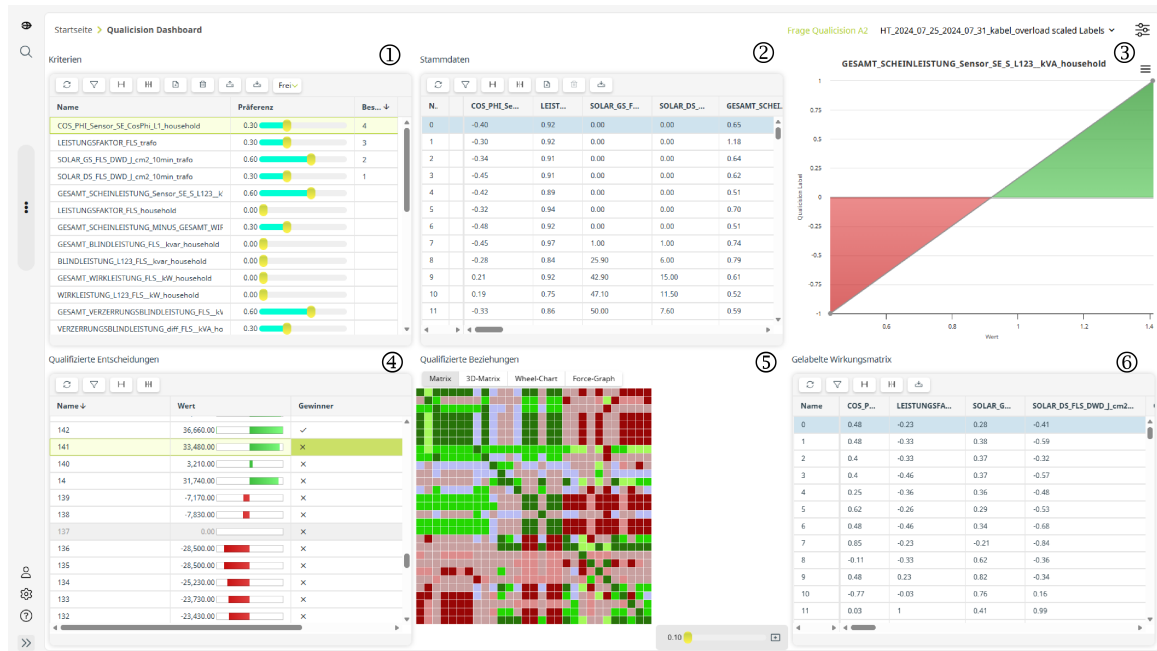


Abbildung 3.10: Analyse der Kabelauslastung in der Oberfläche von PSIqualicision AI. Punkt 1: identifizierte Entscheidungskriterien, Punkt 2: transformiertes Netz- und Wetterdatenmodell, Punkt 3: Labeling-Funktionen, Punkt 4: Ranking der qualifizierten Entscheidungsalternativen, Punkt 5: Zielbeziehungs-matrix, Punkt 6: Wirkungsmatrix.

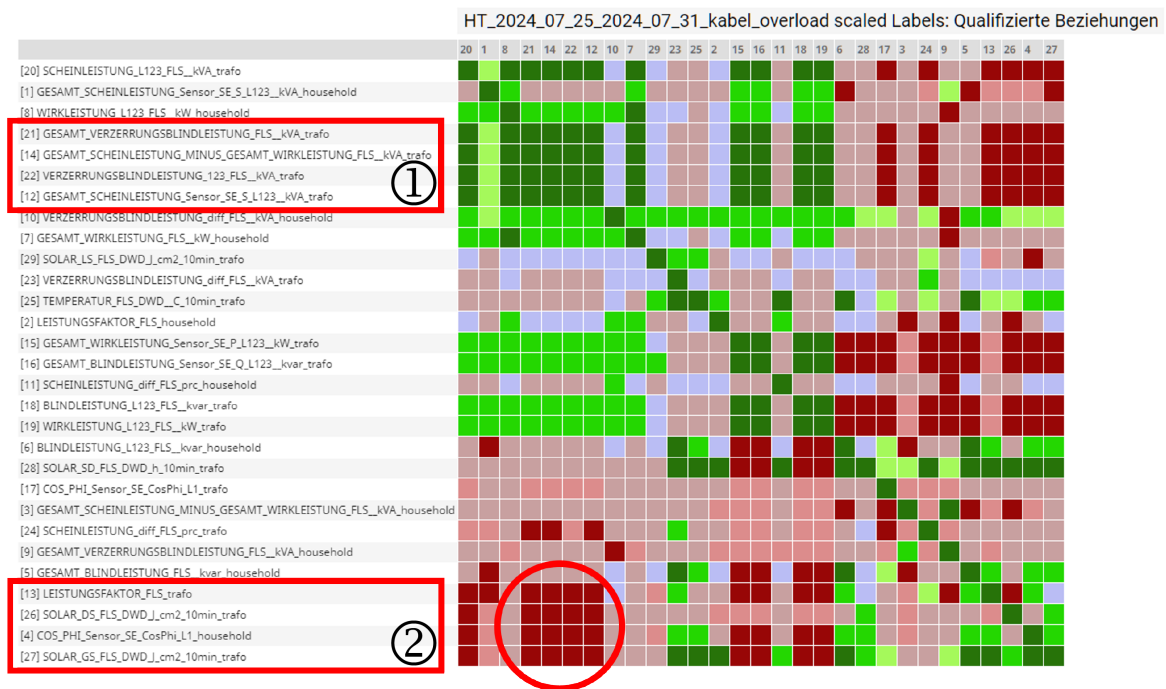


Abbildung 3.11: Zielbeziehungsmatrix der Kabelauslastungsanalyse mit den beiden identifizierten KPI-Clustern (Punkt 1 und Punkt 2). Rot gekennzeichnete Positionen zeigen direkte Abhängigkeiten zwischen Netz- und Wetterdaten und der Kabelauslastung.

Aufbauend auf der in Arbeitspaket 3.4 abgestimmten Kommunikationsanbindung wurde der Qualicision-AI-Microservice in die eIoT-Gesamtlösung integriert (Abschnitt 3.4.7).

3.4.6 Entscheidungsunterstützung für manuelle Eingriffe

Über den im Antrag definierten Umfang von TP 3 hinaus wurde ein Konzept zur Entscheidungsunterstützung bei manuellen Eingriffen entwickelt. Automatisierte Systeme können den Regelbetrieb in Verteilnetzen weitgehend abdecken. Es verbleiben jedoch Ausnahmesituationen (etwa Kommunikationsausfälle, fehlerhafte Messdaten oder unvollständige Netzmodelle), die eine manuelle Entscheidung der Leitwarte erfordern. Für diese Fälle wurde ein Entscheidungsunterstützungskonzept entwickelt [38].

Das Konzept klassifiziert drei Kategorien von Störungen, die nicht automatisch behebbar sind:

- Hardwarebedingte Probleme (defekte Sensorik, Aktorausfälle),
- manuelle Datenanpassungen (Topologiekorrekturen, Parameternachführung) und
- Systemprobleme (Kommunikationsstörungen, Cybersicherheitsvorfälle, Inkompatibilitäten).

Die Störungstypen werden auf die Schichten des Smart Grid Architecture Model (SGAM) abgebildet: Kommunikations-, Informations-, Funktions-, Komponenten- und Geschäftsschicht. Für jeden Typ werden Erkennungsmethoden (Unsicherheitsquantifizierung, Anomalieerkennung, Topologieschätzung, simulationsbasierte Validierung) und strukturierte Handlungsempfehlungen definiert. Die Empfehlungen beantworten vier Fragen: Was ist das Problem? Wo tritt es auf? Wie sicher ist die Diagnose? Welche Maßnahmen beheben es?

Über die Schichten hinaus ordnet das Konzept jede Empfehlung zusätzlich einer SGAM-Zone zu (Prozess, Feld, Station, Betrieb, Unternehmen), damit eine Maßnahme auf der zuständigen Steuerungsebene ansetzt, von der Schaltentscheidung im Feld bis zum übergeordneten Eingriff in der Leitwarte. Die Entscheidungsunterstützung greift dafür auf die Netzzustandsschätzung mit Fehlerlokalisierung und Unsicherheitsangabe, eine Visualisierung der betroffenen Netzbereiche und Schaltoptionen, eine simulationsbasierte Bewertung der Handlungsalternativen sowie eine Wissensbasis mit Betriebsregeln und dokumentierten Vergleichsfällen zurück. Dem Operateur werden die Empfehlungen als priorisierte Liste mit Angabe der Diagnosesicherheit dargestellt.

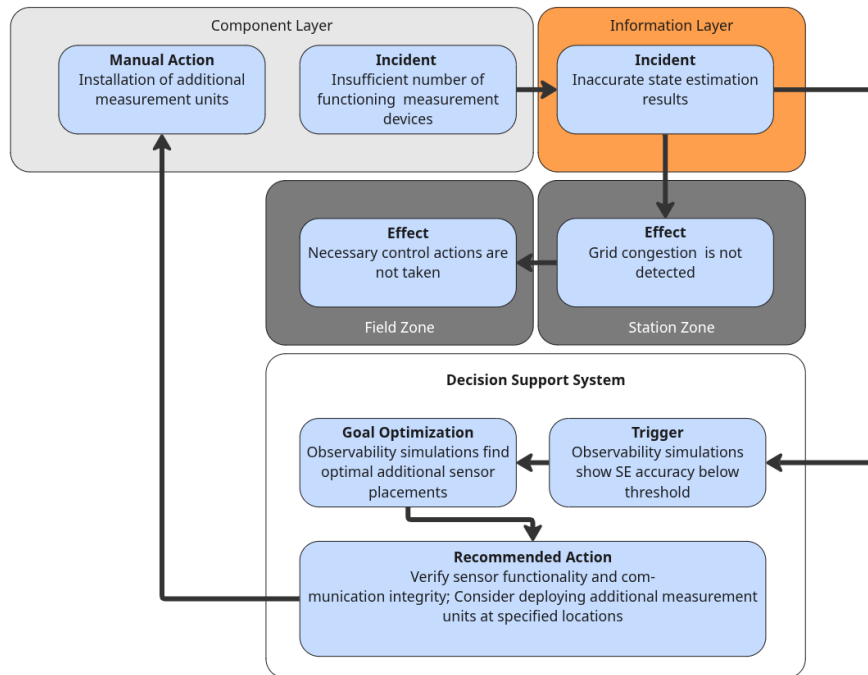


Abbildung 3.12: Fallstudie: Entscheidungsunterstützung bei Ausfall einer Messstation [38].

Eine szenariobasierte Evaluation anhand eines Messstationsausfalls illustriert den Ablauf (Abbildung 3.12): Die kontinuierliche Beobachtbarkeitsüberwachung erkennt den Vorfall auf der Informationsschicht, eine Messpunktoptimierung ermittelt Gegenmaßnahmen, und das System liefert dem Mitarbeitenden in der Niederspannungsschaltwarte eine konkrete Handlungsempfehlung auf der Komponentenschicht.

3.4.7 eIoT-Plattform

Während Abschnitt 3.1 die konzeptionelle Architektur beschreibt, dokumentiert dieser Abschnitt die softwaretechnische Umsetzung als eIoT-Plattform. Die Plattform wurde in TP 4 (TAP 4.1 bis TAP 4.4) von der PGC umgesetzt und von der HSU konzeptionell verantwortet; sie integriert die in Abschnitt 3.4.1–Abschnitt 3.4.5 beschriebenen Komponenten in eine durchgängige Verarbeitungskette.

Architektur und Infrastruktur. Als technologisches Fundament wurde Kubernetes zur Orchestrierung der Container-Infrastruktur gewählt, was einen skalierbaren, resilienten und sicheren Betrieb von Microservices in einer Cloud-Umgebung ermöglicht (TAP 4.1). Ein zentraler Bestandteil ist die n:m-Kommunikationsarchitektur auf Basis von Apache Kafka, die einen asynchronen Datenaustausch zwischen den Modulen sicherstellt. Diese Infrastruktur bildet den Informationsfluss vom Empfang der Messwerte über die Verarbeitung bis zur Langzeitarchivierung nachvollziehbar und abgesichert ab. Abbildung 3.13 zeigt den Datenfluss innerhalb der Plattform. Messdaten aus dem Niederspannungsnetz werden über Protokolladapter (IEC 60870-5-104 für die Leitwartenanbindung, MQTT/TAF10 für Smart-Meter-Daten über den CLS-Kanal) entgegengenommen und in ein einheitliches JSON-Format überführt. Steuerbefehle werden über eine Representational State Transfer (REST)-Schnittstelle (BDEW Web API) an die Akteure zurückgegeben. Alle Verbindungen nach außen laufen über VPN.

Die Dienste der Applikationsschicht (Netzzustandsschätzung, Netzsteuerung, KI-basierte Entscheidungsunterstützung und Systemmodelloptimierung) sind als Microservices implementiert. Für den automatisierten Start und die Überwachung der Microservices wurde ein Job-Scheduler entwickelt (TAP 4.1), der die Services in der technisch und fachlich richtigen Reihenfolge aufruft und die Einhaltung von Hardwareressourcen (RAM, vCPU, Netzwerk-Bandbreite und Speicher) sowie der geforderten Zykluszeitlimits überwacht (Abbildung 3.14) [22]. Jeder Dienst liest seine Eingangsdaten aus einem Kafka-Topic und schreibt die Ergebnisse in das nächste Topic. Die Standard-Zykluszeit beträgt eine Minute. Sie ist damit kompatibel mit der Auflösung minütlicher Messwerte und liegt innerhalb der fünfminütigen Reaktionsfrist zur Behebung von Netzengpässen

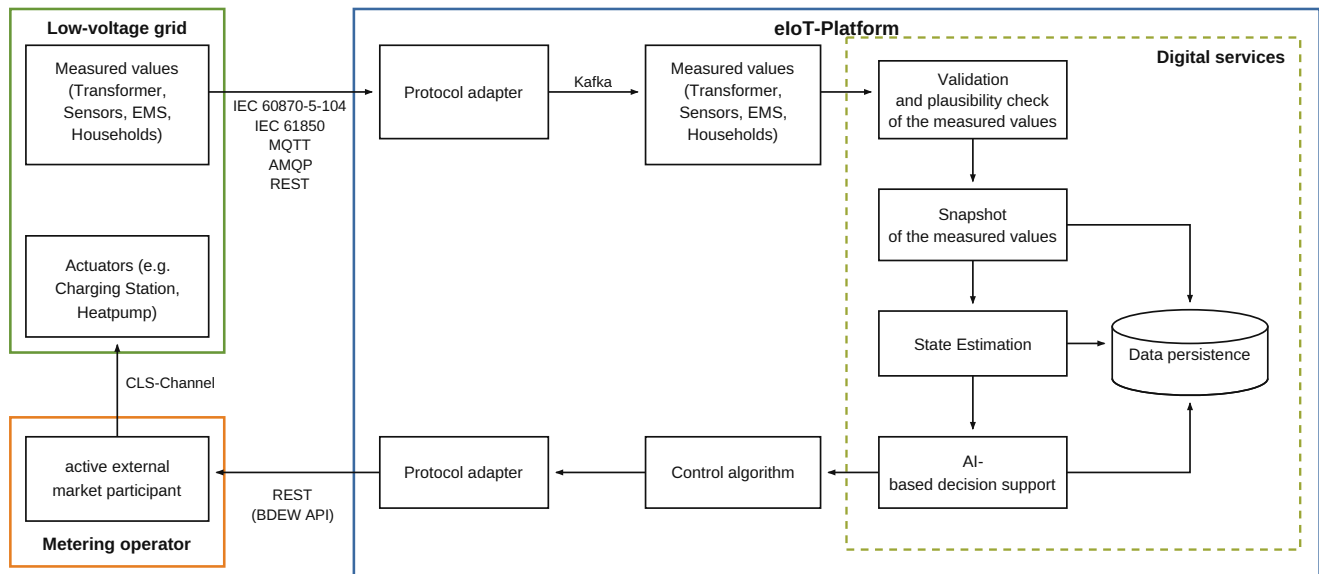


Abbildung 3.13: Datenfluss und Dienste der eIoT-Plattform [22].

nach § 14a EnWG. Laufzeitfehler einzelner Dienste werden protokolliert und an den Scheduler zurückgemeldet. Der initiale Bedarf an Hardware-Ressourcen wird anhand der Anzahl der zu berechnenden Netze abgeschätzt. Auf eine detailliertere Hardware-Spezifikation wird bewusst verzichtet, da die tatsächliche Systemauslastung stark von individuellen Faktoren wie Netzgröße, Topologie und Vermaschungsgrad abhängt. Auftretende Engpässe bei Hardware-Ressourcen werden erkannt und durch Zuweisung weiterer Ressourcen behoben.

Digitale Netzabbildung. Ein wesentlicher Arbeitsschritt war die Umsetzung eines digitalen Zwillings der Niederspannungsnetze zur Erreichung von Echtzeit-Transparenz (TAP 4.4). In Zusammenarbeit mit den Stadtwerken Norderstedt wurden drei für das Netzgebiet charakteristische Netztypen ausgewählt, die jeweils hohe Anteile an Einfamilienhäusern, Mehrfamilienhäusern oder einen Industrie-Mix aufweisen. Die Netzdaten wurden als GIS-Daten im Shape-Format an PGC übergeben und anschließend im vorher festgelegten Stammdatenformat (TAP 3.2) modelliert. Die Bewältigung der hohen Modellierungskomplexität und zum Teil fehlende Daten zur Herstellung eines berechenbaren Netzmodells erforderte häufig händische Nacharbeiten sowie wiederholte Abstimmungen und Anfragen an die Netzdokumentationsabteilung der SWN, um die Datenformate ineinander zu überführen, Datenlücken zu identifizieren und zu füllen sowie Bezeichnungen für Messpunkte oder Schalter anzupassen. Für den Feldtest am Innovationscampus der HNE wurde der Import über *pandapower* [39] realisiert. Sensorzuordnungen und Pflege von Identifikatoren wurden über konfigurierbare Tabellen gepflegt.

Es wurden automatisierte Lösungen entwickelt, um diese Arbeiten zu vereinfachen. Dennoch ist abzusehen, dass der Prozess der Datenaufbereitung auch in Zukunft eine große Hürde bei der Erstellung von digitalen Zwillingen darstellen wird. Der Aufwand ist dabei von der Datenqualität und den Datenformaten des jeweiligen Verteilnetzbetreibers sowie der Interoperabilität mit den Systemen der Niederspannungsnetzführung abhängig.

Visualisierung. Die Anforderungen an eine VNB-orientierte Bedienoberfläche wurden gemeinsam mit den Partnern erhoben (TAP 4.2) und flossen in eine dedizierte Visualisierungs-Oberfläche ein. Des Weiteren wurde gemeinsam mit der HSU an einem Konzept zur Entscheidungsunterstützung für VNB gearbeitet [38] (Abschnitt 3.4.6).

Informationsmodell der Steuerkette. Die Integration SteuVE in die Plattform erfordert ein Informationsmodell, das die Steuerkette vom VNB bis zur Verbrauchseinrichtung abbildet. In einer vorbereitenden Seminararbeit [40] wurden Steuerungskonzepte aus Sicht von Prosumern und Verteilnetzbetreibern untersucht und Bewertungskriterien für die Steuerbarkeit des Niederspannungsnetzes erarbeitet. Aufbauend

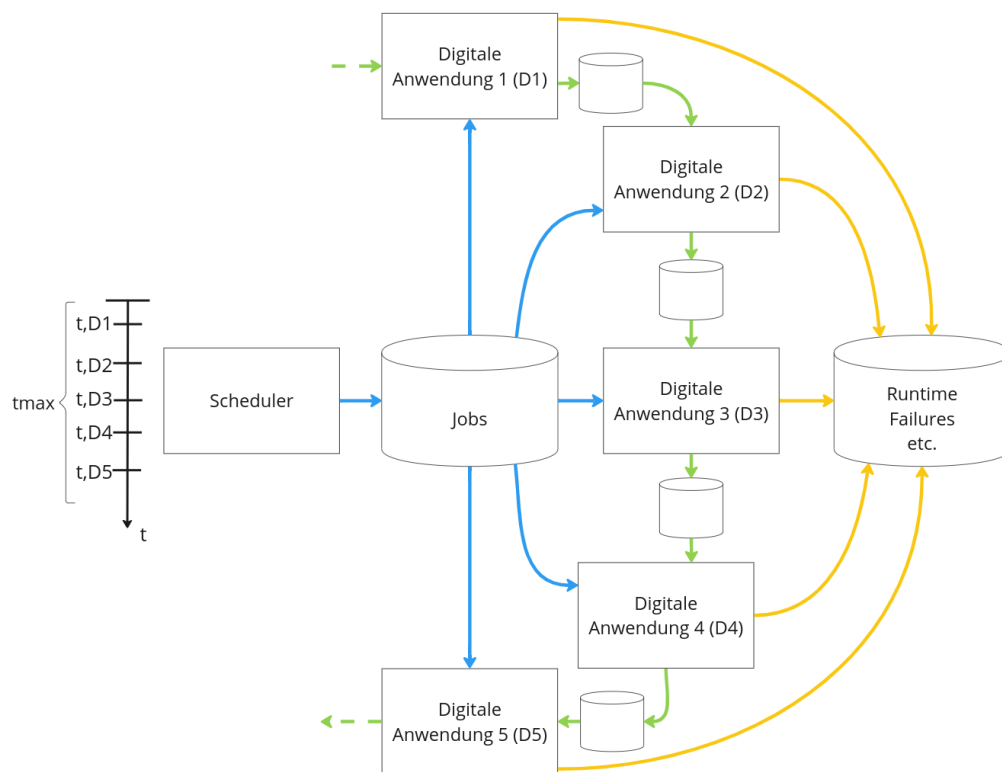


Abbildung 3.14: Scheduling der Microservices auf der eIoT-Plattform.

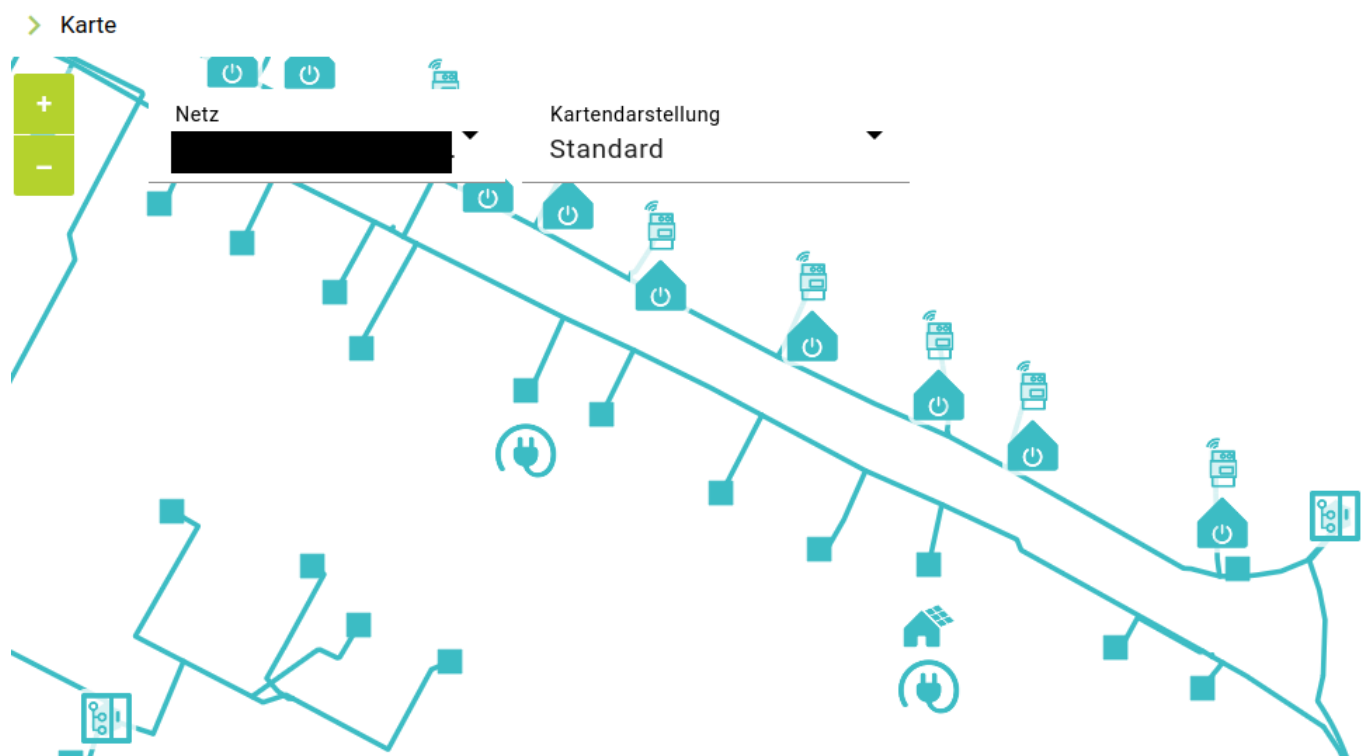


Abbildung 3.15: Kartendarstellung des Digitalen Zwillings. Alle 14 Testkunden wurden virtuell in diese Straße „umgezogen“.

auf diesen Kriterien entwickelte Rödger [41] in einer Masterarbeit ein Informationsmodell für die § 14a-konforme Steuerkette. Die Arbeit analysiert die beteiligten Komponenten auf Prosumer-Seite (moderne Messeinrichtung (mME), SMGW, CLS-Proxy, HEMS, FNN-Steuerbox, Wallbox, Wärmepumpe) und auf Netzbetreiberseite (aktiver externer Marktteilnehmer, MSB, Gateway-Administrator). Fünf Informationsmodellvarianten beschreiben unterschiedliche Pfade für die Übertragung von Steuersignalen:

- Variante I leitet Steuerbefehle über den CLS-Kanal des SMGW per MQTT an einen CLS-Proxy, der über EEBUS/SPINE mit einem HEMS kommuniziert.
- Variante II ersetzt den CLS-Proxy durch eine FNN-Steuerbox mit Relaiskontakt, um auch Bestandsgeräte ohne digitale Schnittstelle anzubinden.
- Variante III nutzt einen CLS-Proxy mit Modbus-TCP-Anbindung an das HEMS und SmartGrid-Ready-Schnittstellen zu den Endgeräten.
- Variante IV kombiniert die FNN-Steuerbox mit einer EEBUS-Anbindung an das HEMS.
- Variante V verwendet eine direkte Steuerung über den CLS-Kanal ohne zwischengeschaltetes Energiemanagement.

Die Varianten wurden gegen Anforderungen aus den Bereichen Interoperabilität, IT-Sicherheit (TLS-Verschlüsselung), bidirektionale Kommunikation und technische Zuverlässigkeit bewertet. Die Ergebnisse zeigen, dass die Wahl der Variante von der vorhandenen Geräteinfrastruktur beim Prosumer sowie vom VNB und MSB abhängt und dass derzeit keine einheitliche Lösung für alle Anschlussfälle existiert. Für die Feldtests wurde der Steuerweg über das SMGW und den CLS-Kanal gewählt, da dieser Pfad den regulatorischen Anforderungen nach § 14a EnWG entspricht und die vorhandene intelligente Messinfrastruktur der Netzbetreiber nutzt.

Modulintegration. Die vier Applikationsdienste wurden schrittweise in die Plattform integriert (TAP 4.1, TAP 4.3). Externe Module wie die Netzzustandsschätzung (TAP 3.1), das Modul zum Qualitativen Labeling sowie zur Entscheidungsunterstützung und Optimierung der Qualicision-AI-Technologie und simuliertes Metering aus der TUHH-Laborumgebung wurden über REST- und Kafka-Schnittstellen integriert. Netzzustandsschätzung und Netzsteuerung laufen als Microservices innerhalb der Kubernetes-Infrastruktur. Die KI-basierte Entscheidungsunterstützung auf Basis der Qualicision-AI-Technologie wurde als externer Dienst angebunden, der auf separater Hardware der IAI läuft und über VPN und REST mit der Plattform kommuniziert (TAP 4.3). Damit konnte die Verteiltheit und Erweiterbarkeit des Systems praktisch belegt werden. Die Benutzeroberfläche der Qualicision-AI-Technologie im PSIngo ermöglicht die Konfiguration sowie Priorisierung der Entscheidungskriterien und visualisiert die KI-Entscheidungsergebnisse nachvollziehbar und erklärbar. Die Systemmodelloptimierung (Abschnitt 3.4.4) kommuniziert über einen VPN-gesicherten REST-Server mit der Plattform.

Qualicision wurde in Form des Produktes PSQualicision AI bereitgestellt und in einer Virtual Private Cloud (VPC) in einer Cloud-Umgebung gehostet. Ein Load Balancer macht die Schnittstellen des Produktes über einen DNS-Hostnamen erreichbar. Da diese nur für Teilnehmer der VPC verfügbar sind, erfolgt der Zugang über einen OpenVPN-Tunnel mittels VPN-Client. Zur Integration in andere Produkte bietet PSQualicision AI per API-Key abgesicherte RESTful-Schnittstellen an, über die Daten als Qualicision-Projekte übertragen und die Ergebnisse des qualifizierten Entscheidungsprozesses abgefragt werden. Die Projekte lassen sich zudem über den Weboberflächen-Anteil des Produktes visualisieren und editieren. Für das Forschungsprojekt DISEGO wurden ein dedizierter API-Key und Account bereitgestellt. Die Funktionen zur Kommunikation zwischen Plattform und Qualicision-Microservice über REST sowie eine Benutzeroberfläche für Datenhandling und Ergebnisdarstellung wurden unter Leitung der PSI Software SE, Grid Connect entwickelt und erfolgreich getestet.

Leitwarten-Anbindung. Zur Anbindung an angrenzende Systeme des Verteilnetzbetreibers wurde in TAP 4.2 eine Architektur zur Aggregation von Niederspannungsdaten entwickelt, die Informationen über den Netzzustand, die Funktionstüchtigkeit der eIoT-Plattform sowie den Status der Messdatenübertragung via Fernwirkprotokoll IEC 60870-5-104 an das Mittelspannungsleitsystem der SWN überträgt. Damit können Netzbetreiber aggregierte Niederspannungsdaten in bestehenden Leitsystem-Strukturen nutzen. Die

Anbindung ermöglicht es, dass das Leitstellenpersonal in der Mittelspannungs-Leitwarte den Status der automatisierten Niederspannungs-Steuerung einsehen und bei Bedarf eingreifen können. Abbildung 3.16 zeigt die Niederspannungs-Visualisierungsoberfläche der eIoT-Plattform und links unten die daraus abgeleitete Statusmeldung im Mittelspannungs-Leitsystem.

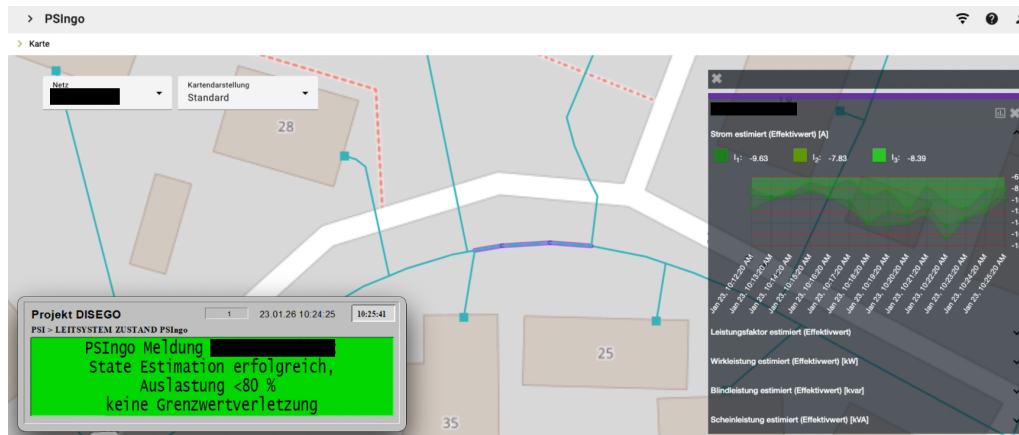


Abbildung 3.16: Ansicht der Niederspannungs-Visualisierungsoberfläche und Meldung im Mittelspannungs-Leitsystem

Backend-Anbindung. Für die Übertragung von Steuerbefehlen an Wallboxen wurden drei Varianten evaluiert: (1) über das Backend des Fahrzeugherstellers, (2) über den Charge-Point-Operator und (3) über das CLS-Backend des MSB. Das Konsortium wählte Variante 3, weil sie den regulatorischen Pfad nach § 14a EnWG abbildet und keine Abhängigkeit von herstellereigenen Backends erzeugt. Die Steuerbefehle werden als EDI@Energy-konforme Nachrichten über die BDEW Web API an den MSB übermittelt, der sie über das SMGW an die Verbrauchseinrichtung weiterleitet. Über diesen standardisierten Weg können auch private Ladeeinrichtungen zuverlässig gesteuert werden. Die praktische Umsetzung dieses Systems wurde im Feldtest auf dem Innovationscampus erfolgreich erprobt, wobei eine reale private Ladeeinrichtung angesteuert wurde (vgl. Abbildung 3.28).

Feldanbindung und Systemsicherheit. Die Anbindung der Feldebene wurde nach einer detaillierten Analyse der Kommunikationswege (TAP 4.4) durch die Einrichtung verschlüsselter VPN-Tunnel zu allen Partnerstandorten und Feldtest-Systemen abgesichert. Es wurden Messsysteme in Kabelverteilerschrank (KVS) und Ortsnetzstation (ONS) sowie SMGW verschiedener Hersteller angebunden. Die Steuerung von steuerbaren Verbrauchseinrichtungen erfolgt über definierte Schnittstellen zu zertifizierten CLS-Backend-Systemen des MSB der SWN (TAP 4.3). Hierbei wurden alle notwendigen IT-Security-Freigabeprozesse gemeinsam mit den Projektpartnern durchlaufen.

Die Durchführung dieser Freigabeprozesse erwies sich als sehr zeitintensiv und stellte einen wesentlichen Hemmfaktor im Projektverlauf dar. Ein Grund dafür war, dass Entscheidungen oft auf organisatorischen Ebenen getroffen werden mussten, welche mit sowohl der eingesetzten Plattform noch mit dem neuen regulatorischen Rahmen gemäß § 14a EnWG nicht vertraut waren. Dies führte zu verlängerten Prüf- und Genehmigungszeiten.

Da die netzorientierte Steuerung nach § 14a EnWG künftig als Standardprozess etabliert werden soll, wird empfohlen, geeignete organisatorische Maßnahmen zu ergreifen. Dazu zählen beispielsweise dedizierte Freigabezuständigkeiten, der Aufbau von Fachkenntnissen bei entscheidungsbefugten Stellen sowie standardisierte Freigabeverfahren.

Die technische Umsetzung der Datenübertragung erfolgte mit verschiedenen Protokollen wie REST, MQTT und IEC 60870-5-104, wobei letzteres sowohl als Server als auch als Client implementiert wurde. Die Erfahrungen aus diesem Prozess (vgl. Abschnitt 3.6.2) führen zur Empfehlung eines hybriden, anwendungsfallspezifischen Ansatzes: Während sich IEC 60870-5-104 für die robuste, interoperable Anbindung von Feld- und Leittechnik eignet, aber unflexibel ist, bieten MQTT und REST-APIs hohe Flexibilität für die plattforminterne Kommunikation, erfordern jedoch zusätzlichen Aufwand zur Sicherstellung der Datenintegrität.

Über die technische Protokollauswahl hinaus ist jedoch die übergeordnete Standardisierung der Semantik ausschlaggebend. Hierzu wird die konsequente und verbindliche Abstimmung eindeutiger Identifier (z. B. SR-ID, NeLo, MeLo) über alle Systeme der Messwertanbindung und Netzsteuerung hinweg empfohlen.

3.5 Erprobung

Die Erprobung folgte einer mehrstufigen Strategie: analytische (konzeptionelle) Validierung, simulative Tests und Labortests, Feldtest auf dem Innovationscampus der HNE und Feldtest im Netzgebiet der SWN. Simulative Tests und Labortests wurden dabei integriert durchgeführt (Abschnitt 7.3.3). Mit jeder Stufe stieg der Realitätsgrad von Hardware, Kommunikationswegen und Netzdaten, während der Prüfumfang vom einzelnen Modul bis zur gesamten Wirkkette und vom Messwert bis zum Aktorbefehl reichte. Damit erhöhte sich der Reifegrad der Lösung schrittweise von der konzeptionellen Analyse bis zur Demonstration der gesamten Wirkkette im realen Netzbetrieb mit Kundenanlagen.

Grundlage der Erprobung war die Zuordnung der Forschungsfragen zu den Teststufen. Die vier übergeordneten Forschungsfragen (Kapitel 1) wurden in einem Workshop zu teststufenspezifischen Prüffragen detailliert und den Erprobungsstufen zugewiesen, etwa der benötigten Messdurchdringung und der Modellrobustheit der Netzzustandsschätzung im Labor sowie der Funktion der gesamten Wirkkette und der Steuerbarkeit von Wärmepumpe und Wallbox im Feld. Daraus wurden Testfälle und Testszenarien abgeleitet. Für die Labortests wurden die Szenarien als Monte-Carlo-Untersuchung gegen einen per Leistungsflussrechnung erzeugten Referenzzustand definiert, mit Smart-Meter-Durchdringung, Sensorausfall und Modellungenauigkeiten als Variablen und der Abweichung vom Referenzzustand sowie Engpass-Fehlklassifikationen als Kennzahlen. Für die Feldtests wurden Anwendungsfälle mit Akzeptanzkriterien festgelegt: Messwerterfassung, Steuerung steuerbarer Verbrauchseinrichtungen, gesamte Wirkkette mit provoziertem Engpass, Verhalten bei Kommunikationsausfällen und Vergleich der Funkstrecken.

3.5.1 Konzeptionelle Validierung

In der ersten Stufe von TP 5 (analytische Validierung) wurde das Gesamtkonzept einer konzeptionellen Validierung unterzogen. Die konzeptionelle Validierung prüfte, ob die entwickelten Module und die eIoT-Plattform den Anforderungs- und Entwurfsspezifikationen aus TP 2 entsprachen. Die HSU definierte Testfälle für jede Komponente, erhob die erforderlichen Eingangsdaten und koordinierte die Validierung über alle Module hinweg.

Für die eIoT-Plattform wurde die Interoperabilität auf den drei Ebenen des GridWise-Interoperabilitätsmodells geprüft [22]. Auf syntaktischer Ebene wurde nachgewiesen, dass die Protokolladapter die eingesetzten Energiekommunikationsprotokolle (IEC 60870-5-104, IEC 61850, MQTT, AMQP) korrekt umsetzen. Auf semantischer Ebene wurde geprüft, ob die Datenschemata der Microservices eine einheitliche Referenzierung von Netzknoten und Leitungen über eindeutige Identifikatoren sicherstellen. Auf pragmatischer Ebene wurde anhand der EAF-1 (§ 14a-konforme Steuerung steuerbarer Verbrauchseinrichtungen [6]) und EAF-3 (Erfassung von Netzzustandsdaten) des BSI geprüft, ob die Plattform die vorgesehene Wirkung der übertragenen Nachrichten im Betriebskontext erzielt.

Die pragmatische Interoperabilität wurde mittels einer Erreichbarkeitsanalyse auf Sequenzdiagrammen nachgewiesen [22]. Dazu wurde für jeden Anwendungsfall der Nachrichtenaustausch zwischen den beteiligten Diensten und externen Systemen als Sequenzdiagramm modelliert und geprüft, ob jede Funktion der Plattform erreichbar ist, also tatsächlich in den Geschäftsprozess eingebunden wird. Abbildung 3.17 zeigt das Ergebnis für die kombinierte Erfassungs- und Steuerkette. Die Lebenslinien der Abbildung stehen für die beteiligten Dienste und externen Systeme, die waagerechten Pfeile für die ausgetauschten Nachrichten. Die senkrechte Achse gibt die zeitliche Abfolge von oben nach unten wieder. Die obere Hälfte bildet den Anwendungsfall EAF-3 ab, die untere den Anwendungsfall EAF-1. Der Messwert wird an einer Datenquelle erfasst, etwa einem SMGW oder einer ONS, und über den Datenadapter der Plattform zusammen mit Pseudomesswerten an die Netzzustandsschätzung übergeben, die daraus den Netzzustand (Spannung, Strom, Wirkleistung) schätzt. Auf dieser Grundlage erzeugt die Netzsteuerung Handlungsalternativen, die die KI-basierte Entscheidungsunterstützung bewertet und als Empfehlung zurückgibt. Die ausgewählte Steuervorgabe übergibt die Netzsteuerung an die Plattform, die sie als Steuerbefehl über den Steuerungsadapter an die steuerbare Verbrauchseinrichtung (Aktor) sendet und deren Rückmeldung entgegennimmt. Da jeder Dienst

auf diesem Weg erreicht wird und die Wirkkette vom Messwert bis zum Aktorbefehl geschlossen ist, setzt die Plattform die Anwendungsfälle EAF-1 und EAF-3 durchgängig und im jeweils vorgesehenen Betriebskontext um. Damit ist die pragmatische Interoperabilität nachgewiesen.

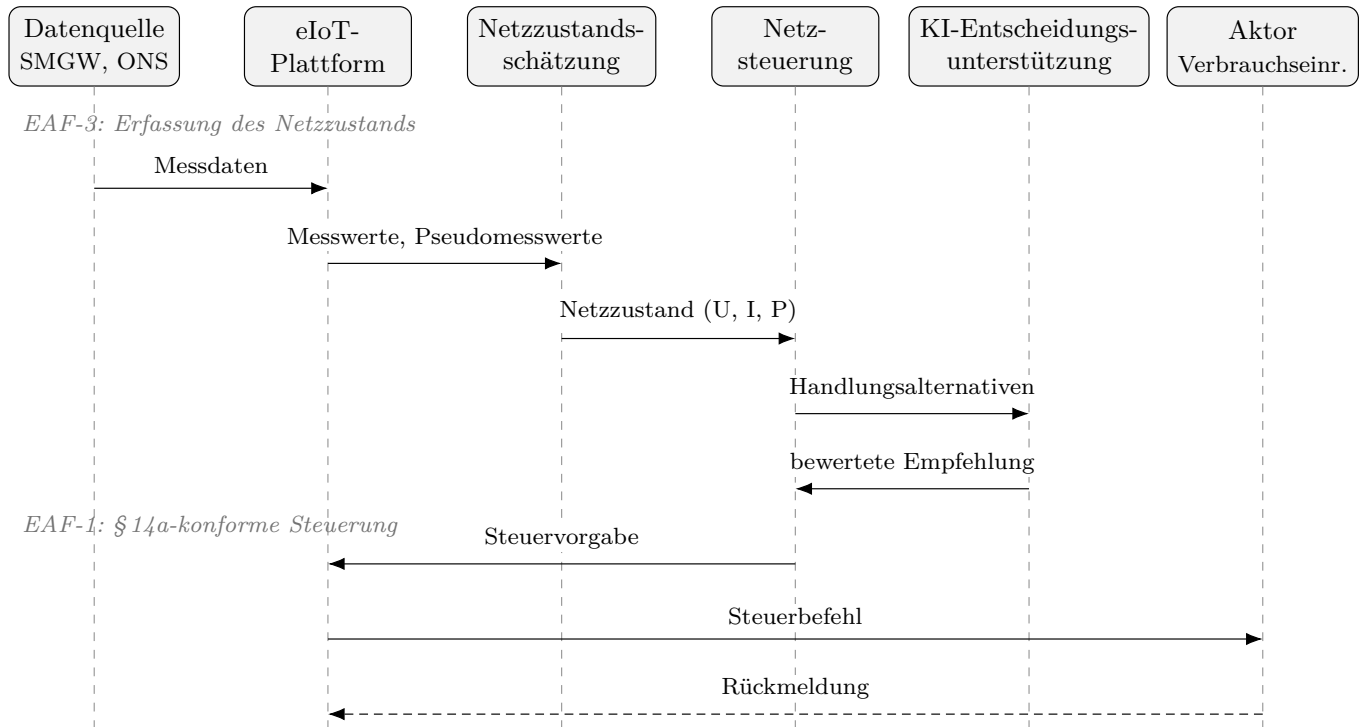


Abbildung 3.17: Erreichbarkeitsanalyse auf dem Sequenzdiagramm der eIoT-Plattform für die Anwendungsfälle EAF-3 (Erfassung von Netzzustandsdaten) und EAF-1 (§ 14a-konforme Steuerung). Jeder Dienst der Plattform ist in die Wirkkette vom Messwert bis zum Aktorbefehl eingebunden. Darstellung nach [22].

Ergänzend zur konzeptionellen Validierung der Plattform wurde eine mathematische Analyse der Netzzustands-schätzung durchgeführt [29]. Dazu wurden zunächst geeignete Genauigkeitsmetriken für die Niederspannungs-Netzzustandsschätzung definiert, deren Ziel nicht die exakte Rekonstruktion des Gesamtzustands, sondern die zuverlässige Erkennung kritischer Betriebszustände (Überlastungen, Spannungsbandverletzungen) ist. In Anlehnung an die VDE-FNN-Hinweise wurden ein Spannungsgenauigkeitsziel (99. Perzentil des normierten Knotenspannungsfehlers unter 2 %) und ein Stromgenauigkeitsziel (99. Perzentil des Zweigstromfehlers unter 10 % auf kritischen Netzabschnitten) sowie Sensitivität und Spezifität der Engpasserkennung herangezogen. Das 99. Perzentil stellt dabei sicher, dass die Bewertung nicht nur mittlere Fehler, sondern auch seltene größere Abweichungen erfasst. Als Schätzverfahren diente die in Abschnitt 3.4.1 beschriebene BC-MOD der TUHH [26], die durch ihre lineare Messmatrix robust gegenüber hohen Pseudomesswertanteilen ist und eine analytische Unsicherheitsquantifizierung über die Gain-Matrix bereitstellt. Über zwei SimBench-Referenznetze (städtisch und ländlich) zeigte die Analyse den Einfluss der messtechnischen Ausstattung anhand dreier VDE-FNN-Messkonstellationen: nur SMGW (K3), zusätzlich eine Transformator-Gesamtleistungsmessung (K2) und eine abgangsscharfe Messung je Niederspannungsabgang (K1). Ohne stationsseitige Messung (K3) treten mediane Spannungsschätzfehler von 6 bis 42 % auf, unabhängig von der Smart-Meter-Durchdringung, da der systematische Fehler des Standardlastprofils durch zusätzliche iMSys nicht behoben wird. Eine transformatorseitige Messung (K2 oder K1) reduziert den Fehler um eine Größenordnung (mediane Werte von 0,5 bis 1,4 %). Das Spannungsgenauigkeitsziel wird in städtischen Netzen mit transformatorseitiger Messung erreicht, in ländlichen Netzen bei schwacher Netzausstattung knapp verfehlt. Der ausschlaggebende Genauigkeitsgewinn entsteht dabei bereits durch die Transformatormessung selbst; die zusätzliche abgangsscharfe Messung (K1) liefert nur einen kleinen, topologieabhängigen Zusatznutzen. Sie verbessert die Schätzung spürbar in ländlichen Netzen mit langen, ungleichmäßig belasteten Abgängen, bleibt in städtischen Netzen mit kürzeren, homogener belasteten Abgängen aber ohne weiteren Nutzen. Für den Netzbetrieb ist die Transformatormessung somit die wirksamste Einzelmaßnahme, während sich eine abgangsscharfe Messung

nur selektiv lohnt. Die Lastfälle für diese Auswertung entstammen der szenariobasierten Engpassbetrachtung, die als Teil der Skalierbarkeitsanalyse in Abschnitt 3.6.1 dargestellt ist.

3.5.2 Simulation und Labortest

In der zweiten Stufe von TP 5 wurden die Komponenten in Simulations- und Labortests unter kontrollierten Bedingungen erprobt. Die Erprobung verknüpfte die Simulationsumgebung der UDE mit der Laborumgebung der TUHH. Als Netzmodell diente ein aus GIS-Daten der SWN abgeleitetes Niederspannungsnetz, das über *pandapower* in die Plattform importiert wurde. Die Simulationsumgebung der UDE (AWB mit Energie-Agenten) stellte steuerbare Verbrauchseinrichtungen (Haushaltslasten, PV-Anlagen, Wärmepumpen, Wallboxen, Batteriespeicher) als virtuelle Aktoren bereit. Steuerbefehle der eIoT-Plattform wurden per VPN an einen REST-Server der Energie-Agenten übertragen. Die Agenten setzten die Befehle im Simulationsmodell um und lieferten die resultierenden Messwerte zurück an die Plattform.

Dieser Aufbau ermöglichte es, die gesamte Verarbeitungskette (Datenerfassung, Netzzustandsschätzung, Netzsteuerung, Rückmeldung) unter kontrollierten Bedingungen zu testen, bevor die Plattform im Feldtest mit realer Hardware verbunden wurde. Darüber hinaus wurde im Labor ein False-Data-Injection Angriff durch die HAW simuliert, um die Robustheit der Verarbeitungskette gegenüber gezielten Messwertmanipulationen zu bewerten. Die Publikation dieser Ergebnisse ist noch ausstehend.

Laboraufbau Der ursprünglich geplante Laboraufbau im PHiLsLab der TUHH wurde im Laufe des Projektes angepasst. Dies lag einerseits an unzumutbaren Verzögerungen bei der Bereitstellung eines HEMS zur Steuerung der Last im Labor, zweitens wurden zwar Echtzeitdaten benötigt aber keine Echtzeitsimulation in dem Sinne, dass Leistungsflüsse im Millisekundenbereich aufgelöst werden. Letzteres bedingte die Entscheidung für die Verwendung von *pandapower*-Simulationen. Der beschaffte OPAL-RT-Echtzeitsimulator kam als notwendiges Werkzeug für die Verifizierung der Ergebnisse zum Einsatz. Er war ein wichtiger Baustein als Vorbereitung für den Einsatz der Verfahren in der Praxis. Im Ergebnis konnte gezeigt werden, dass sich bei der Durchführung der statischen Leistungsflussrechnung auf dem OPAL-RT-Echtzeitsimulator nur vernachlässigbare Unterschiede im Gegensatz zur Durchführung mittels *pandapower* ergeben, weshalb die nachfolgenden Analysen mittels *pandapower*-Leistungsflussrechnung durchgeführt wurden. Die Verifizierung erfolgte anhand des Low Voltage CIGRE Benchmark Netzes [42].

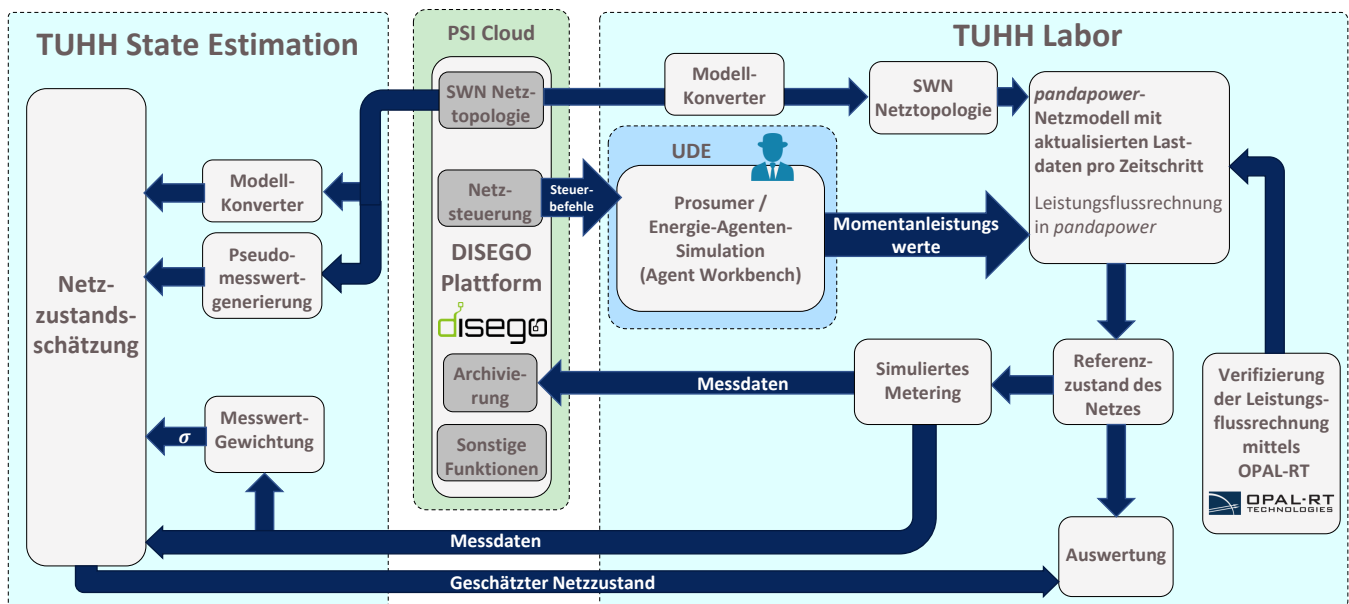


Abbildung 3.18: Finaler Laboraufbau und Einbindung der BC-MOD in die entwickelte DISEGO-Plattform.

Der angepasste Laboraufbau ist in Abbildung 3.18 dargestellt und dient als Grundlage für die nachfolgende Beschreibung des Simulationsablaufs. Die BC-MOD wurde innerhalb der DISEGO-Plattform Python-basiert als lokaler Service integriert, um eine unabhängige und reproduzierbare Erprobung außerhalb des Feldversuchs zu ermöglichen. Die Plattform verknüpft die SWN-Netztopologie, die über einen Modellkonverter in ein

pandapower-Netzmodell überführt wird, mit den JSON-basierten Lastdaten, die durch die AWB für jeden Zeitschritt erzeugt werden.

Hierzu kommen auf Seiten der AWB sogenannte Prosumer-Agenten zum Einsatz, die jeweils das Verhalten eines einzelnen Haushaltes abbilden. Jeder Haushalt wurde mit einer statischen Zeitreihe ausgestattet, um eine nicht beeinflussbare Grundlast abzubilden. Hinzu kommen dynamische Systemmodelle auf Basis des EOMs, um das Verhalten steuerbarer Anlagen abzubilden. Dies können beispielsweise PV-Anlagen, Elektroautos, Wärmepumpen oder Batteriespeicher sein. Die konkrete Fahrweise dieser Anlagen legt der jeweilige Prosumer-Agent individuell mit Hilfe einer Kontrollstrategie auf Grundlage der EOM-Modelle fest. Die konkrete Ausstattung jedes einzelnen Haushaltes und die Parametrierung der einzelnen Anlagen ist individuell konfigurierbar. Auf Basis dieser Modelle wird für jeden Simulationsschritt die Energiebilanz für jeden Netzknoten, an dem sich ein Prosumer-Haushalt befindet, bestimmt und an die BC-MOD der TUHH weitergegeben.

Für die Kopplung mit den Systemen der TUHH wurde die AWB um eine „Fernsteuerungsfunktion“ erweitert, die auf dem Kommunikationsstandard MQTT basiert. Darüber kann die TUHH aus Ihrer Software-Umgebung heraus beispielsweise Steuerbefehle zum Starten und Stoppen der Simulation oder zum Einleiten des nächsten diskreten Simulationsschrittes übermitteln. Nach jedem abgeschlossenen Simulationsschritt übermittelt die AWB die Wirk- und Blindleistungen aller drei Phasen für jeden aktiven Netzknoten per MQTT an die Systeme der TUHH.

Dort wird, basierend auf dem in *pandapower* importierten Netzmodell aus den GIS-Daten der SWN für jeden Zeitschritt mit den übermittelten Lastdaten der AWB eine Leistungsflussrechnung durchgeführt, die den Referenzzustand des Netzes bereitstellt. Punktuell kann die *pandapower*-Lastflussrechnung zusätzlich mittels des OPAL-RT-Echtzeitsimulators verifiziert werden. Aus diesem Referenzzustand werden anschließend gezielt Messdaten simuliert, die bei Bedarf um PM erweitert werden können und entsprechend ihrer Unsicherheit gewichtet werden. Die so erzeugten Messdaten dienen als Eingangsdaten für die BC-MOD. Die Durchführung der BC-MOD geschieht nicht auf Basis des industrieeüblichen *pandapower*-Netzmodells, sondern erfordert eine angepasste Struktur des Netzmodells. Aus diesem Grund wurde ein Netzmodell-Konverter geschrieben, der die Topologiedaten in die für die BC-MOD passende Struktur übersetzt. Der aus der BC-MOD resultierende geschätzte Netzzustand pro Zeitschritt wird anschließend mit dem Referenzzustand aus der Leistungsflussrechnung verglichen.

Um im Bedarfsfall Steuerbefehle gemäß § 14a Energiewirtschaftsgesetz (EnWG) an einzelne Prosumer senden zu können, wurde auf Seiten der AWB die offizielle REST-API des BDEW implementiert und mit Hilfe eines in integrierten Web-Servers über eine gesicherte VPN-Verbindung bereitgestellt. So kann, sofern die Netzzustandsschätzung einen Netzengpass erkennt, Befehle zum Dimmen der Leistung an individuelle Prosumer gesendet werden. Diese werden dann von der lokalen Kontrollstrategie des jeweiligen Prosumer-Agenten befolgt.

Methodisches Vorgehen Der methodische Ablauf zum Vergleich von Leistungsfluss- und SE-Ergebnissen folgt dem in Abbildung 3.18 dargestellten Laboraufbau und ist in Abbildung 3.19 dargestellt. Zunächst werden das Netzmodell und die zugehörigen JSON-basierten Lastdaten der AWB eingelesen und verknüpft. Anschließend wird die Leistungsflussrechnung in *pandapower* durchgeführt, um für einen Zeitschritt den Referenzzustand des Netzes zu bestimmen. Punktuell kann der Referenzzustand zusätzlich mit dem OPAL-RT-Echtzeitsimulator verifiziert werden. Auf Basis dieses Referenzzustands werden simulierte Messwerte erzeugt. Dabei werden unterschiedliche Messarten wie TAF 7 und TAF 10 sowie weitere Effekte wie Messrauschen, Verzögerungen oder fehlerhafte Messdaten berücksichtigt. Ist die Messwertdurchdringung geringer als 100 % können die simulierten Messwerte wahlweise durch PM ergänzt werden, um die Beobachtbarkeit des Netzes sicherzustellen.

Die simulierten Messwerte werden anschließend entsprechend ihrer Unsicherheiten gewichtet. Dann wird mittels der BC-MOD der Netzzustand geschätzt. Schließlich wird der geschätzte Netzzustand mit dem Referenzzustand aus der Leistungsflussrechnung verglichen. Dieser Vergleich ermöglicht es, die Genauigkeit und Konsistenz der Netzzustandsschätzung für verschiedene Messkonfigurationen zu bewerten. Der beschriebene methodische Ablauf wird für jeden simulierten Zeitschritt durchlaufen.

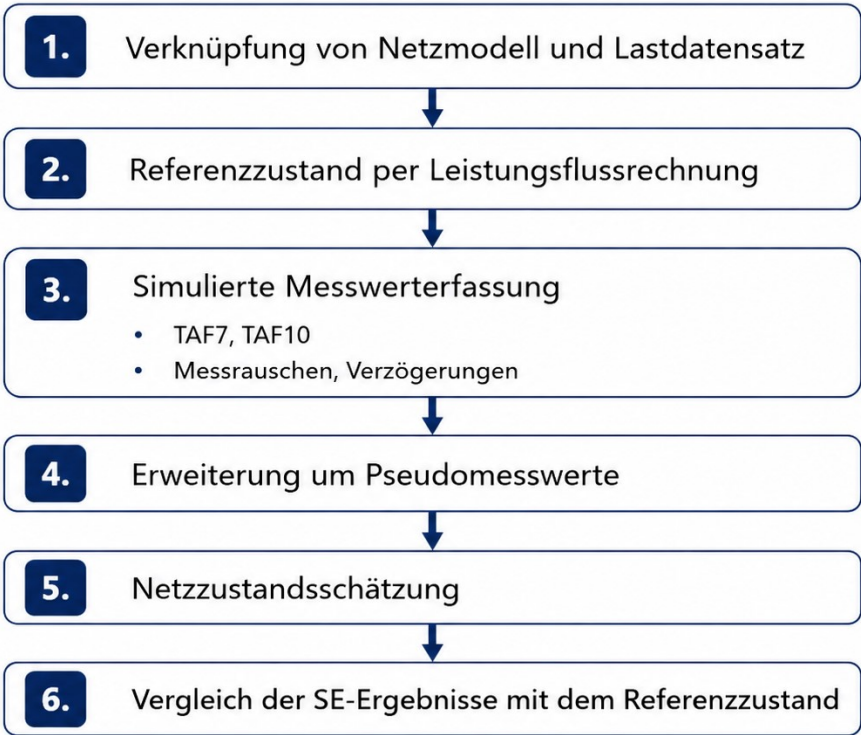


Abbildung 3.19: Methodischer Ablauf zum Vergleich von Leistungsfluss- und BC-MOD-Ergebnissen.

Netzmodell Die Netzzustandsschätzungs-Tests wurden mit einem Netzmodell der SWN durchgeführt, das 105 Lastknoten umfasst. Nachfolgend wird zwischen verschiedenen Belastungsfällen und Messszenarien unterschieden. Die Prosumer-Konfigurationen des definierten Basisbelastungsfalls sind in Tabelle 3.2 zusammengefasst. Zusätzlich zum Basisfall wurden weitere Lastkonfigurationen betrachtet. Beispielhaft ist der erweiterte PV-Belastungsfall in Tabelle 3.2 aufgeführt, bei dem 20 Haushalte mit PV-Anlagen und Elektrofahrzeug (EV) ausgestattet wurden. Darüber hinaus fasst Tabelle 3.2 die Untersuchungsziele der nachfolgenden Unterabschnitte zusammen.

Tabelle 3.2: Vergleich verschiedener Belastungsfälle des Modellnetzes

Merkmal	Basisbelastung	Erweiterter PV-Belastungsfall
Anzahl der PV-Anlagen	1	20
Anzahl der EV	5	20
Prosumer-Konfiguration	Vier Haushalte mit Haushaltslast und EV sowie ein Haushalt mit Haushaltslast, PV und EV	20 Haushalte mit Haushaltslast, PV und EV
Übrige Haushalte	Ausschließlich Haushaltslast	Ausschließlich Haushaltslast
Untersuchungsziel	Einfluss von Messabdeckung, Messrauschen, Integration von PM und Modellabweichungen	Einfluss unterschiedlicher räumlicher Messpunktverteilungen

Als idealisierter Referenzfall wurde der Basisbelastungsfall mit 100 % Durchdringung von TAF 10-Smart-Metern betrachtet. Dieser Referenzfall dient als Vergleichspunkt für die in den nachfolgenden Abschnitten definierten Testfälle mit variierender Messdurchdringung und verschiedenen Messparametern. Der erweiterte PV-Belastungsfall wurde zur Bewertung des Einflusses der räumlichen Verteilung der Messinfrastruktur auf die Netzzustandsschätzung verwendet.

Untersuchte Testszenarien Mit den definierten Belastungsfällen wurden verschiedene Messkonfigurationen untersucht. Anhand der Basisbelastung wurden Variationen der TAF 10-Smart-Meter-Durchdringung,

Variationen der TAF 7-Smart-Meter-Durchdringung, unterschiedliche Kombinationen von TAF 10- und TAF 7-Smart-Meter-Abdeckung sowie verschiedene Stufen von Messrauschen untersucht.

Ziel dieser Testfälle war es, den Einfluss der Messdatenverfügbarkeit, der Messkonfiguration, der Messunsicherheit sowie der räumlichen Verteilung der Messpunkte auf die Genauigkeit der Netzzustandsschätzung zu analysieren. Darüber hinaus wurden die Integration von Pseudomesswerten sowie die Auswirkungen von Abweichungen zwischen dem Netzmodell der Netzzustandsschätzung und dem realen Netzmodell auf die Ergebnisse der Netzzustandsschätzung untersucht. Die wesentlichen Ergebnisse werden in den nachfolgenden Unterabschnitten erläutert.

Basisbelastung: Einfluss der Messabdeckung und des Messverfahrens Tabelle 3.3 zeigt die mittlere Abweichung der geschätzten Spannungen und Ströme für eine reduzierte Durchdringung mit wahlweise TAF 10-Smart-Metern oder TAF 7-Smart-Metern. Schon bei einer Abdeckung von 100 % zeigen sich für TAF 7-Smart-Meter höhere Abweichungen als für TAF 10-Smart-Meter. Dies ist erwartbar, da TAF 7-Messgeräte nur 15-minütige Mittelwerte senden, während TAF 10-Messgeräte minütliche Messwerte liefern. Die Ergebnisse zeigen, dass die Abweichungen bei reduzierter Smart-Meter-Durchdringung ansteigen. Eine Reduktion der TAF 10-Smart-Meter-Abdeckung von 100 % auf 80 % führt im betrachteten Fall sowohl für TAF 7-Messungen als auch für TAF 10-Messungen nur zu einem geringen Anstieg der mittleren Spannungsabweichung. Hingegen steigt die Abweichung der geschätzten Ströme deutlich an. Damit wird die Aussage unterstrichen, dass die BC-MOD genauer wird, je höher die Abdeckung mit tatsächlichen Messwerten ist. Bei gemischter TAF 10-/TAF 7-Durchdringung zeigt sich, dass die mittlere Abweichung mit steigendem Anteil von TAF 7-Messgeräten leicht ansteigt. Exemplarische Ergebnisse sind in Tabelle 3.4 dargestellt.

Tabelle 3.3: Übersicht der untersuchten Messabdeckungen und der daraus resultierenden mittleren Abweichungen von Spannung ΔU und Strom ΔI .

Messkonfiguration	Abdeckung	ΔU	ΔI
TAF 10-Abdeckung	100 %	0,00 %	0,00 %
TAF 10-Abdeckung	80 %	0,02 %	7,83 %
TAF 10-Abdeckung	50 %	0,18 %	38,49 %
TAF 7-Abdeckung	100 %	0,06 %	19,26 %
TAF 7-Abdeckung	80 %	0,06 %	20,13 %
TAF 7-Abdeckung	50 %	0,20 %	44,55 %

Tabelle 3.4: Übersicht der gemischten TAF 10-/TAF 7-Messkonfigurationen und resultierenden mittleren Abweichungen von Spannung ΔU und Strom ΔI

TAF 10-Anteil	TAF 7-Anteil	ΔU	ΔI
75 %	25 %	0,02 %	4,70 %
25 %	75 %	0,04 %	12,04 %

Erweiterte PV-Belastung: Einfluss der räumlichen Messpunktverteilung Zur Untersuchung des Einflusses der örtlichen Messpunktverteilung auf die Genauigkeit der Netzzustandsschätzung werden drei räumliche Verteilungen der Messpunkte untersucht. Die 20 PV-/EV-Haushalte dienen als feste Messpunkte und werden je nach Messkonfiguration mit TAF 10- oder TAF 7-Smart-Metern ausgestattet. Zusätzlich werden 64 weitere Haushalte ausgewählt, sodass sich insgesamt 84 Messpunkte und eine tatsächliche Messabdeckung von 80 % ergeben. Die 64 zusätzlichen Messpunkte werden entweder (a) im *Far*-Szenario möglichst weit von den PV-Anlagen entfernt, (b) im *Near*-Szenario in der Nähe der PV-Anlagen oder (c) im *Random*-Szenario zufällig im Netz positioniert, um den Einfluss ihrer räumlichen Verteilung zu untersuchen. Da die Anzahl der Messpunkte innerhalb der jeweiligen Messkonfiguration dabei unverändert bleibt, können die Unterschiede der Schätzergebnisse auf deren räumliche Verteilung zurückgeführt werden. Die Ergebnisse sind in den Tabellen 3.5, 3.6 und 3.7 zusammengefasst.

Tabelle 3.5: Mittlere Abweichung von Spannung und Strom für einen TAF 10-Anteil von 80 % bei verschiedener Verteilung der zusätzlichen Messpunkte

PV-/EV-Haushalte	zusätzliche Messpunkte	Verteilung zusätzlicher Messpunkte	ΔU	ΔI
TAF 10	TAF 10	(a)Far	0,02 %	12,90 %
		(b)Near	0,04 %	11,48 %
		(c)Random	0,26 %	29,96 %

Tabelle 3.6: Mittlere Abweichung von Spannung und Strom für einen TAF 7-Anteil von 80 % bei verschiedener Verteilung der zusätzlichen Messpunkte

PV-/EV-Haushalte	zusätzliche Messpunkte	Verteilung zusätzlicher Messpunkte	ΔU	ΔI
TAF 7	TAF 7	(a)Far	1,29 %	55,17 %
		(b)Near	1,47 %	59,56 %
		(c)Random	1,44 %	60,81 %

Tabelle 3.7: Mittlere Abweichung von Spannung und Strom für PV-/EV-Haushalte mit TAF 10 und alle übrigen Haushalte mit TAF 7 bei verschiedener Verteilung der zusätzlichen Messpunkte

PV-/EV-Haushalte	zusätzliche Messpunkte	Verteilung zusätzlicher Messpunkte	ΔU	ΔI
TAF 10	TAF 7	(a)Far	0,25 %	37,36 %
		(b)Near	0,30 %	35,07 %
		(c)Random	0,31 %	35,20 %

Zunächst ist zu beobachten, dass die erzielten Ergebnisse des vorigen Unterabschnittes hinsichtlich des Einflusses des Messverfahrens bestätigt werden: Bei gleichbleibender Durchdringung von 80 % hat das Messverfahren einen deutlichen Einfluss auf die Genauigkeit der Netzzustandsschätzung. Die geringsten Spannungs- und Stromabweichungen werden erreicht, wenn sowohl die PV-/EV-Haushalte als auch die zusätzlichen Messpunkte mit TAF 10-Smart-Metern ausgestattet sind (siehe Tabelle 3.5). Die ausschließliche Verwendung von TAF 7 führt zu den höchsten Abweichungen (siehe Tabelle 3.6), während die kombinierte TAF 10-/TAF 7-Konfiguration hinsichtlich der Schätzgenauigkeit zwischen diesen beiden Fällen liegt (siehe Tabelle 3.7).

Deutlich sichtbar ist, dass die örtliche Verteilung der Messpunkte ebenfalls die Messergebnisse signifikant beeinflusst. Die geringsten Spannungsabweichungen werden im *Far*-Szenario erzielt. Hierbei werden die zusätzlichen Messgeräte möglichst weit entfernt von den mit Messgeräten ausgestatteten PV-Prosumern angeordnet. Auf diese Weise kann eine bessere Beobachtbarkeit als im *Near*-Szenario erzielt werden. Die komplett zufällige Messanordnung des *Random*-Szenarios erzielt hingegen für alle Messmethoden die höchsten Spannungsabweichungen. Interessant ist, dass bei der Verwendung der TAF 10-Messgeräte leicht verbesserte Stromschätzwerte im *Near*-Szenario gegenüber dem *Far*-Szenario erreicht werden. Eine Erklärung ist, dass die Ströme in der Nähe großer Lasten (also den 20 Prosumer-Knoten mit Elektroautos und PV-Anlagen) präziser gemessen werden können und sich damit die Stromschätzwerte insgesamt verbessern. Die Ergebnisse zeigen, dass die räumliche Verteilung der Messgeräte die Genauigkeit der Netzzustandsschätzung beeinflusst und insbesondere bei TAF 10 eine gezielte Platzierung Vorteile bieten kann.

Einfluss des Messrauschens Die Ergebnisse bei variierendem Messrauschen sind in Tabelle 3.8 zusammengefasst. Dabei wurden die Messwerte bei gleichbleibender TAF 10-Smart-Meter-Durchdringung von 100 % schrittweise mit höherem Rauschen beaufschlagt. Es zeigt sich, dass die Netzzustandsschätzung nur leicht sensitiv auf Messrauschen reagiert. Die Anstiege der Abweichungen lassen sich dadurch erklären, dass ein erhöhtes Messrauschen die Gewichtung innerhalb der BC-MOD und damit das Schätzergebnis beeinflusst.

Tabelle 3.8: Übersicht der Messrausch-Szenarien und resultierenden mittleren Abweichungen von Spannung, Strom, Wirk- und Blindleistung.

Testfall	Smart-Meter-Durchdringung	Messrauschen	ΔU	ΔI	ΔP	ΔQ
Variation des Messrauschens	100 %	1 %	0 %	1,08 %	0,84 %	0,83 %
Variation des Messrauschens	100 %	3 %	0,01 %	2,41 %	2,45 %	2,51 %

Einfluss von Standardlastprofil-PM Bei unvollständiger Messabdeckung können PM basierend auf Standard-Lastprofilen ergänzt werden, um die Beobachtbarkeit des Netzes zu gewährleisten. Aufgrund ihrer höheren Unsicherheit werden sie im WLS-Verfahren weniger stark gewichtet. Die Simulationsergebnisse zeigen, dass die Integration von Standardlastprofil-PM die Ergebnisse der Netzzustandsschätzung verbessern kann. Sie sind in Tabelle 3.9 exemplarisch zusammengefasst. Zum Vergleich werden die fehlenden Messpunkte für den Fall ohne Standardlastprofil-PM jeweils auf Null gesetzt.

Tabelle 3.9: Einfluss von Standardlastprofil-PM auf die mittleren Spannungs- und Stromabweichungen.

TAF 10-Anteil	TAF 7-Anteil	Standardlastprofil-PM	ΔU	ΔI
80 %	0 %	Nein	0,05 %	12,26 %
80 %	0 %	Ja	0,02 %	7,83 %
0 %	80 %	Nein	0,08 %	24,22 %
0 %	80 %	Ja	0,06 %	20,13 %

Im Szenario mit 80 % TAF 10-Smart-Meter-Durchdringung wird die mittlere Spannungsabweichung durch die Verwendung von Standardlastprofil-PM von 0,05 % auf 0,02 % reduziert. Auch die Schätzung der Zweigströme verbessert sich: Die mittlere Stromabweichung sinkt von 12,26 % ohne Standardlastprofil-PM auf 7,83 % mit Standardlastprofil-PM. Die Ergebnisse werden für die TAF 10-Smart-Meter-Durchdringung von 80 % an einem ausgewählten Netzabschnitt exemplarisch veranschaulicht. Die Netztopologie mit dem markierten Straßenabschnitt ist in Abbildung 3.20 zu sehen.

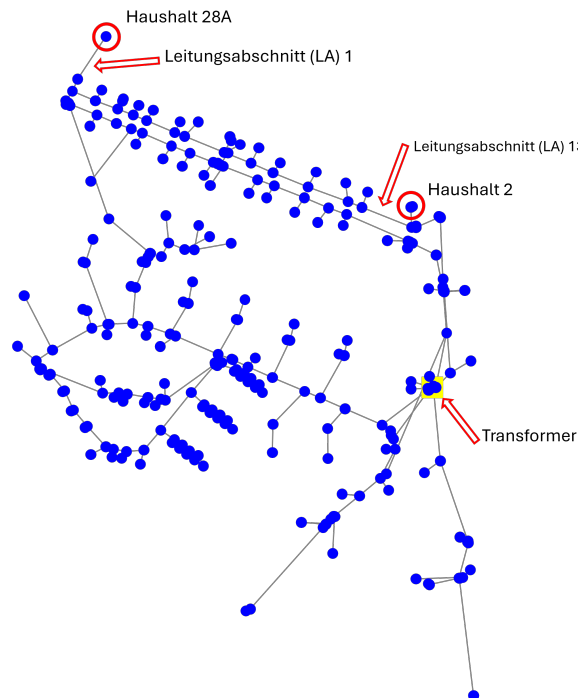


Abbildung 3.20: Untersuchte Netztopologie mit ausgewähltem Netzabschnitt zur Analyse verschiedener PM-Szenarien

Die zugehörigen Spannungs- und Stromabweichungen ohne und mit Standardlastprofil-PM sind in Abbildung 3.21 und Abbildung 3.22 dargestellt. Dabei ist an den unterschiedlichen Beträgen der Spannungen

zu erkennen, dass zum beobachteten Zeitpunkt eine asymmetrische Belastung vorliegt. Da im betrachteten Basisszenario keine Einspeisung im beobachteten Netzabschnitt vorliegt, sinkt die Spannung von der Einspeisung bei *Haushalt 2* bis hin zu *Haushalt 28A* am Ende der Straße kontinuierlich ab.

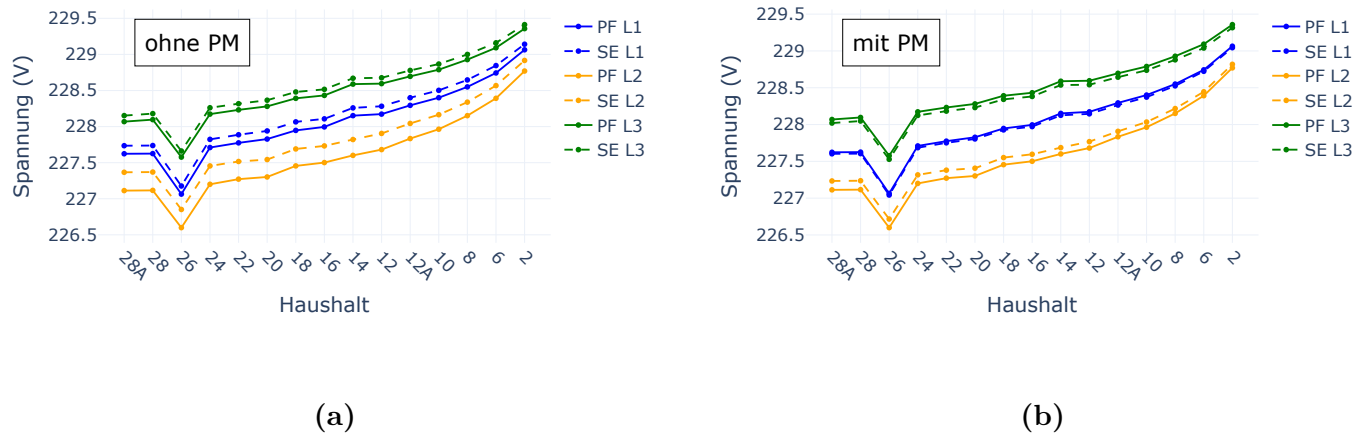


Abbildung 3.21: Vergleich der Spannungsabweichung bei 80 % TAF 10-Smart-Meter-Durchdringung: (a) ohne Standardlastprofil-PM-Integration und (b) mit Standardlastprofil-PM-Integration.

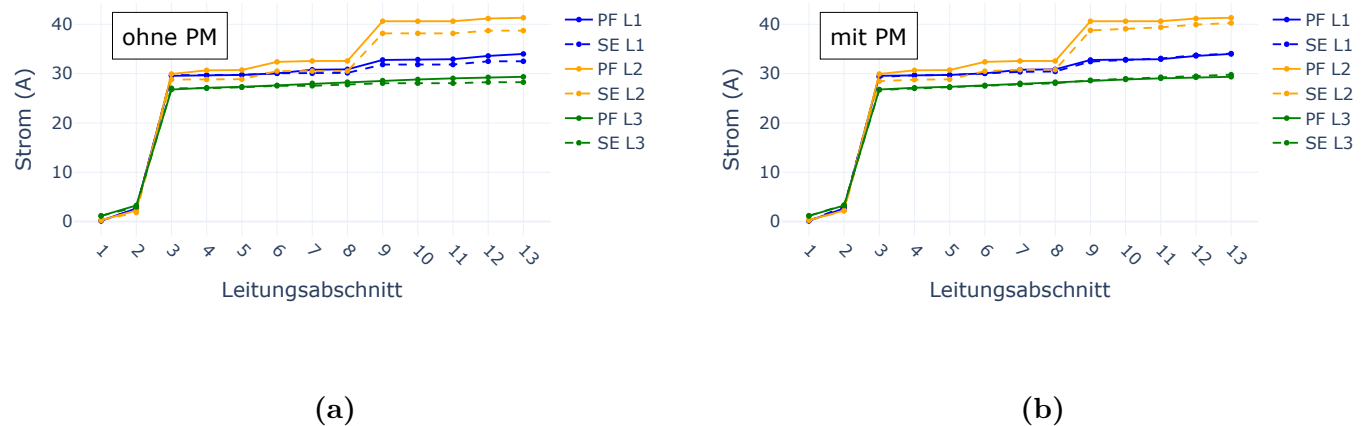


Abbildung 3.22: Vergleich der Stromabweichung bei 80 % TAF 10-Smart-Meter-Durchdringung: (a) ohne Standardlastprofil-PM-Integration und (b) mit Standardlastprofil-PM-Integration.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Abweichung zwischen dem Ergebnis der BC-MOD und der Referenz-Leistungsflussrechnung (eng. Power Flow (PF)) bei Integration der Standardlastprofil-PM abnimmt. Dies bestätigt, dass Standardlastprofil-PM nützliche zusätzliche Informationen liefern können, wenn die verfügbaren realen Messdaten unvollständig sind. Obwohl PM basierend auf Standardlastprofilen weniger genau sind als direkte Messwerte, ermöglicht ihre angemessene Gewichtung im WLS-Verfahren eine Verbesserung der gesamten Schätzqualität. Dies zeigt das Potenzial von Standardlastprofil-PM für Niederspannungsnetze mit unvollständiger Smart-Meter-Abdeckung.

Modellabweichungen Zusätzlich zu den Messdatenunsicherheiten wurden Abweichungen zwischen der realen Netztopologie und dem für die Netzzustandsschätzung verwendeten Netzmodell untersucht. Dabei wurden zwei realistische Arten von Modellabweichungen betrachtet: fehlerhafte Leitungsparameter sowie fehlende Leitungen im Netzzustandsschätzungs-Modell. Die nachfolgenden Beispiele stellen Extremfälle dar,

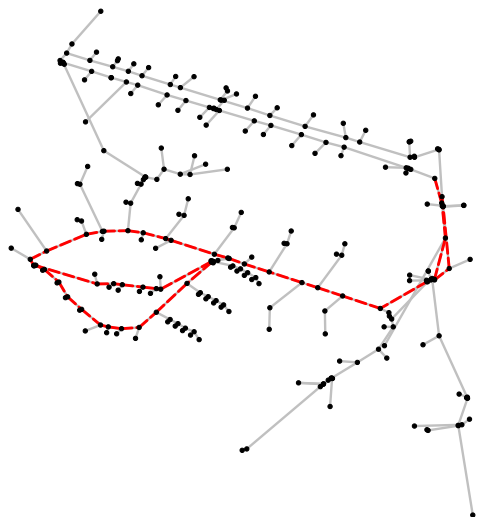


Abbildung 3.23: Netzbereiche mit fehlerhaften Leitungsparametern bei 44 Leitungsabschnitten.

um die Grenzen der BC-MOD zu testen. Die untersuchten Modellabweichungen und die resultierenden maximalen Abweichungen sind in Tabelle 3.10 zusammengefasst. Für den Testfall mit fehlerhaften Leitungsparametern wurde eine Abweichung von 10 % für 44 Leitungsabschnitte eingeführt. Die betroffenen Netzbereiche sind in Abbildung 3.23 zu sehen. Die resultierenden Abweichungen bleiben gering, mit einer maximalen Spannungsabweichung von 0,22 V und einer maximalen Stromabweichung von 1,16 A. Dies lässt darauf schließen, dass die Netzzustandsschätzung robust gegenüber moderaten Ungenauigkeiten in den Leitungsparametern ist.

Tabelle 3.10: Übersicht der untersuchten Modellabweichungen und resultierenden maximalen Abweichungen.

Testfall	Angewendeter Fehler	Maximale Spannungsabweichung	Maximale Stromabweichung
Fehlerhafte Leitungs- parameter im SE-Modell	10 % Parameterabweichung bei 44 Leitungsabschnitten	0,22 V	1,16 A
Fehlende Leitung im SE-Modell	Leitung mit dem Index 20354 wird getrennt	0,45 V	91,41 A

Abbildung 3.24 veranschaulicht die resultierenden Spannungs- und Stromabweichungen für die gesamte untersuchte Netztopologie. Dabei wurde die Skalierung absichtlich so angepasst, dass farbliche Unterschiede erkennbar sind. Es wird deutlich, dass es auch über den Bereich der fehlerhaften Parameter hinaus zu größeren Abweichungen kommt, die allerdings alle noch innerhalb akzeptabler Grenzen liegen.

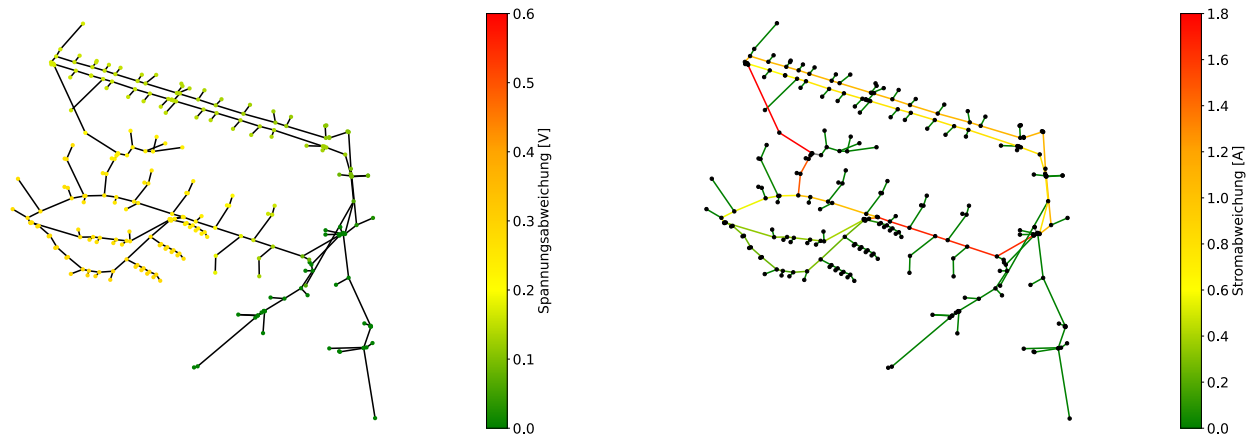


Abbildung 3.24: Spannungs- und Stromabweichungen bei 10 % Parameterabweichung in 44 Leitungsabschnitten

Im Gegensatz dazu führt der drastische Fehler einer fehlenden Leitung im Netzzustandsschätzungs-Modell zu deutlich größeren Abweichungen. Beispielhaft ist hier die Leitung mit dem Index 20354 getrennt worden. Abbildung 3.25 markiert die Lage dieser Leitung innerhalb des Testnetzes.

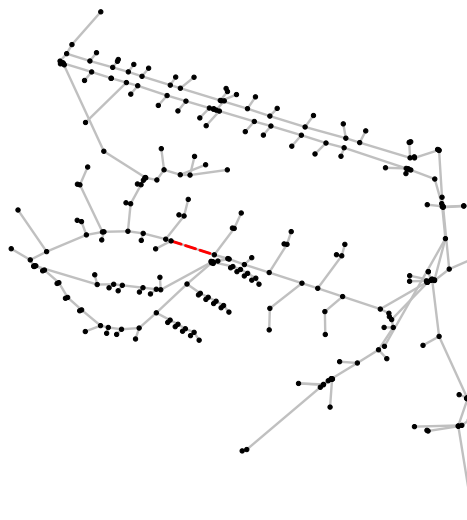


Abbildung 3.25: Lage der getrennten Leitung mit dem Index 20354 im untersuchten Netzmodell

Im betrachteten Fall beträgt die maximale Spannungsabweichung 0,45 V, während die maximale Stromabweichung 91,41 A erreicht. Die Spannungs- und Stromabweichungen sind für das gesamte Testnetz in Abbildung 3.26 veranschaulicht. Die Skalierung ist bewusst an die Skalierung in Abbildung 3.24 angepasst. Wie zu erwarten, sinkt die Spannung am Knoten direkt hinter der nicht vorhandenen Leitung am stärksten ab. Hingegen sind bei den Strömen deutliche Abweichungen entlang aller Hauptstränge des Testnetzes zu sehen. Es zeigt sich, dass grobe Topologiefehler die Zustandsschätzung signifikant verfälschen und damit auch zu falschen Schlussfolgerungen hinsichtlich Leitungsüberlastungen oder Spannungsbandverletzungen führen können. Sie müssen daher beim praktischen Einsatz der Netzzustandsschätzung sorgfältig ausgeschlossen werden.

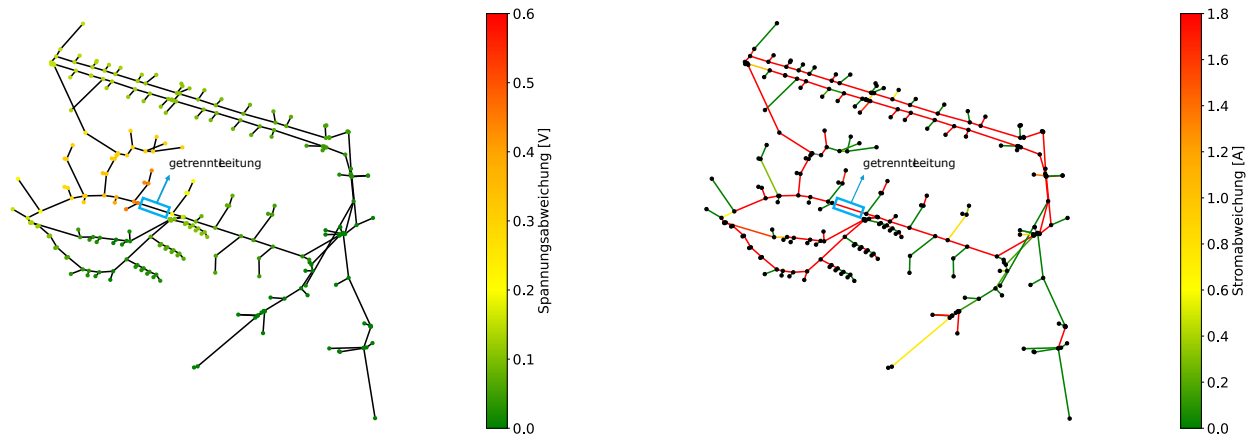


Abbildung 3.26: Topologiefehler: Spannungs- und Stromabweichungen bei getrennter Leitung 20354

3.5.3 Feldtest Innovationscampus der Hamburger Energienetze

Die dritte Stufe von TP 5 umfasste den Feldtest am Innovationscampus der HNE. Der Innovationscampus stellte eine kontrollierte Testumgebung mit realer Netzinfrastruktur bereit. Das Testnetz umfasst einen KVS, Niederspannungsleitungen und steuerbare Verbrauchseinrichtungen (Wallboxen).

Feldtestaufbau. Für den Feldtest wurde die bestehende Infrastruktur des Innovationscampus genutzt und erweitert. Für den Anschluss von Test-Wallboxen wurde einer der beiden Testladesäulenplätze verwendet, der über einen CEE-Stecker eine flexible Anbindung von Ladeinfrastruktur ermöglicht. Die Leistungsverorgung dieses Platzes erfolgt aus dem KVS über einen eigenen Abgang. Abbildung 3.27 stellt den Feldtestaufbau mit Mess- und Steuerstrecke dar.

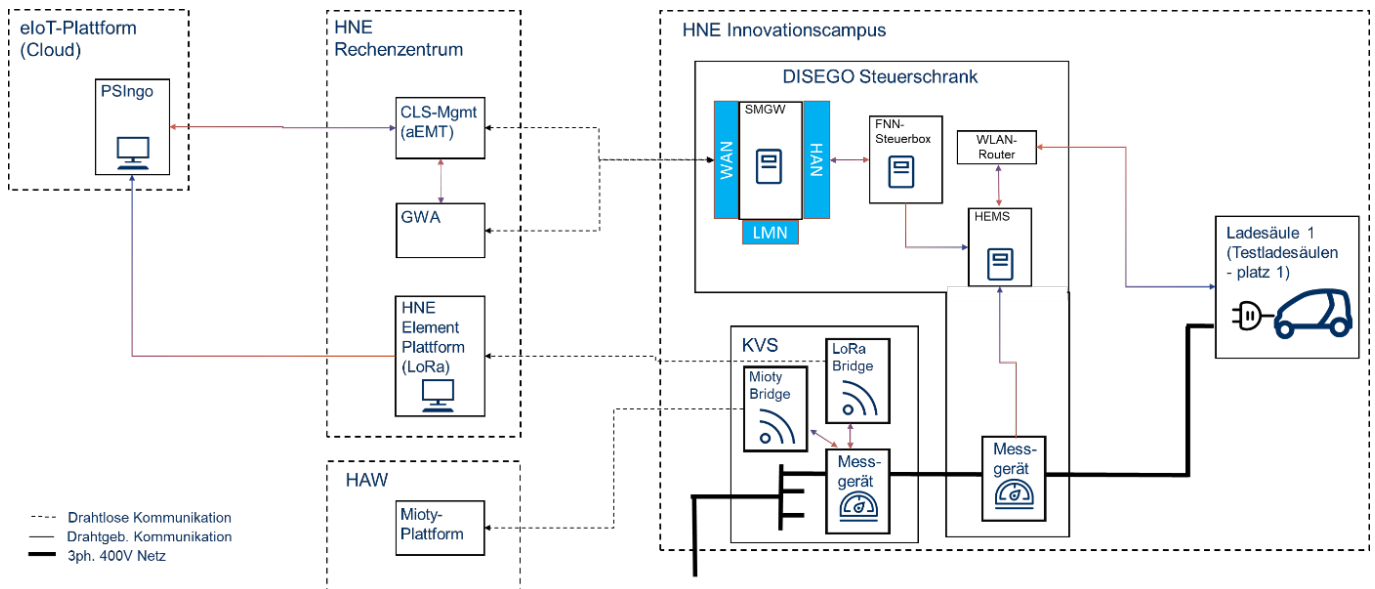


Abbildung 3.27: Feldtestaufbau am Innovationscampus der HNE: Mess- und Steuerstrecke vom KVS über den Steuerschrank bis zur Test-Wallbox sowie Anbindung an die eIoT-Plattform.

Messdatenaufnahme. Innerhalb des KVS werden Abgangsmesswerte (Strom, Spannung und Leistung) durch ein modulares Energie-Monitoringsystem aufgezeichnet und über eine Modbus-LoRaWAN-Bridge per LoRaWAN an die HNE-Element-Plattform im Rechenzentrum übertragen. Von dort erfolgte die Anbindung an die eIoT-Plattform über eine REST-Schnittstelle. Hierfür entwickelte die PGC einen Übersetzungsdienst, der die Messdaten vom REST-Endpunkt in das plattforminterne Kafka-Format konvertiert. Über VPN-gesicherte Verbindungen wurden die Live-Messdaten des Innovationscampus auf der Plattform sichtbar

gemacht. Die Messstrecke wurde so konfiguriert, dass phasenscharfe Messwerte für Spannung, Strom, Wirk- und Blindleistung mit einem Messzyklus von 60 Sekunden übertragen wurden. Datenumfang und Zykluszeit orientieren sich an den Vorgaben für die Erfassung von Netzzustandsdaten aus dem iMSys (TAF 10). Neben der Messwertübertragung über LoRaWAN und REST-Schnittstelle an die eIoT-Plattform wurde in Zusammenarbeit mit der HAW eine Messwertübertragung zur Erprobung der manipulationssicheren Funkkommunikation per Mioty eingerichtet (Abschnitt 3.4.3). Dazu wurden eine Mioty-Bridge im KVS und ein Mioty-Gateway in einem nahegelegenen Bürogebäude der HNE installiert (Abbildung 3.8). Für die Steuerungstests wurde die bestehende LoRaWAN-Übertragung verwendet, um Abhängigkeiten von der Bereitstellung der Mioty-Hardware zu vermeiden und eine rechtzeitige Anbindung der eIoT-Plattform sicherzustellen.

Steuerstrecke. Für die Übermittlung von Steuerbefehlen an die Test-Wallbox wurde die erforderliche Hardware in einem zusätzlichen Steuerschrank am Innovationscampus installiert. Der Steuerschrank enthält ein SMGW, das per Mobilfunk an das Gateway-Administrationssystem sowie an das CLS-Backend der HNE angebunden ist. An die HAN-CLS-Schnittstelle des SMGW ist eine FNN-Steuerbox angeschlossen, die über einen Relaiskontakt mit einem HEMS verbunden ist. Ein Wireless Local Area Network (WLAN)-Router ermöglicht den Fernzugriff auf das HEMS und die Anbindung der Test-Wallbox. Ein dreiphasiges Multifunktions-Energiemessgerät erfasst für das HEMS die Leistungsaufnahme der Test-Wallbox. Die Übermittlung der Steuerbefehle an die Steuerbox erfolgte aus dem CLS-Backend der HNE, das die Rolle des aktiven externen Marktteilnehmers (aEMT) des MSB übernimmt. Dabei wurde die Test-PKI verwendet und die Verbindung zwischen Steuerbox und aEMT-System über HKS3 aufgebaut. Zur Übertragung von Steuerbefehlen aus der eIoT-Plattform wurde das CLS-Backend über einen VPN-Tunnel angebunden. Als Schnittstelle diente eine REST-Schnittstelle, die inhaltlich den Vorgaben der BDEW-Web-API entspricht.

Durchführung und Ergebnisse. Mit dem beschriebenen Aufbau wurde die Steuerung steuerbarer Verbrauchseinrichtungen über die eIoT-Plattform erprobt. Dafür wurde eine Wallbox vom Typ KeBa KeContact P30 in Kombination mit verschiedenen Fahrzeugtypen eingesetzt. Zunächst wurde die kurzfristige Übermittlung und Umsetzung der Steuerbefehle nachgewiesen: Die Latenz für die Übermittlung aus der eIoT-Plattform an das CLS-Backend lag durchweg unter einer Sekunde, die Dauer zwischen dem Empfang eines Steuerbefehls im CLS-Backend und der Umsetzungsbestätigung durch die Steuerbox bei erreichbarer Steuerbox zwischen 5 und 7 Sekunden. Mehrfach kam es nach mehrtägigen Testpausen zu Verbindungsabbrüchen der Steuerbox, die einen Neustart der Testhardware erforderten. Abbildung 3.28 zeigt mehrere aufeinanderfolgende Steuerzyklen, in denen die Plattform Leistungssollwerte an die Wallbox sendet und der gemessene Strom die Umsetzung bestätigt.

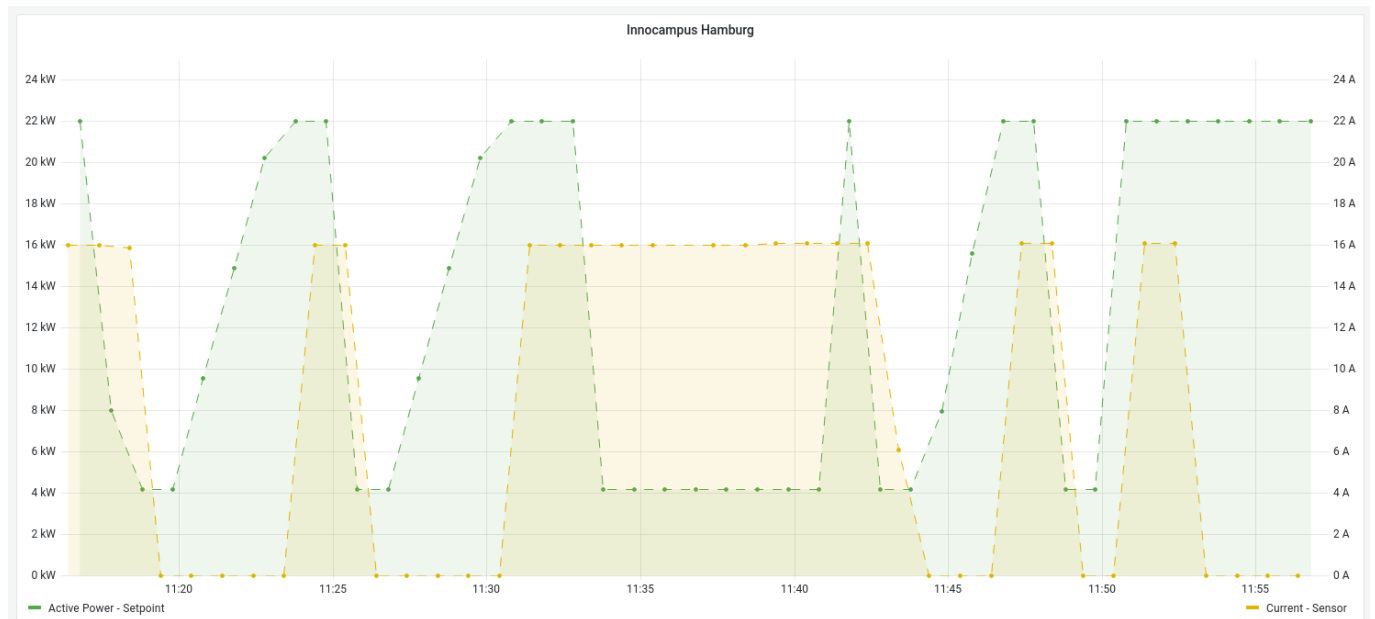


Abbildung 3.28: Steuertest am Innovationscampus Hamburg: Leistungssollwert und gemessener Strom einer Wallbox über mehrere Steuerzyklen.

Weiterhin konnte die Umsetzung der Netzzustandsermittlung und netzorientierten Steuerung in der geschlossenen Regelschleife nachgewiesen werden. Dafür wurde ein Modell des Niederspannungsnetzes des Innovationscampus, bestehend aus Transformator, Zuleitung, KVS und Wallbox, auf die eIoT-Plattform geladen. Abbildung 3.29 zeigt die Leistungsverläufe während eines Steuerungszyklus mit einem VW ID.3. Im dargestellten Zeitintervall wurde eine regelmäßige Netzzustandsermittlung auf Basis der Messwerte des KVS sowie des Netzmodells durchgeführt und somit die Strombelastung der Leitung ermittelt. Durch manuelles Absenken der Stromgrenze der Zuleitung auf 10 A wurde bei aktivem Ladevorgang eine Grenzwertverletzung provoziert und dadurch ein Dimm-Befehl ausgelöst. Daraufhin senkte das System das angeforderte Leistungslimit auf die § 14a-Mindestvorgabe von 4,2 kW ab (grüne Kurve). Das Fahrzeug reduzierte seine Ladeleistung und pausierte den Ladevorgang aufgrund der Konfiguration des HEMS sogar vollständig (blaue Kurve auf 0 kW). Da die Ladepause das vorgegebene Leistungslimit unterschreitet, ist sie mit diesem vereinbar. Nach Behebung der Grenzwertverletzung wurde das Leistungslimit schrittweise wieder auf 22 kW angehoben, woraufhin das Fahrzeug den Ladevorgang wieder aufnahm (blaue Kurve zurück auf rund 11 kW). Anschließend wurde ab 11:32 Uhr gezielt die Kommunikationsverbindung zwischen SMGW und Steuerbox getrennt, um das Verhalten bei gestörter Kommunikation zu prüfen. Da die Stromgrenze weiterhin abgesenkt war, forderte der Regler erneut ein reduziertes Leistungslimit an (grüne Kurve, rund 4,2 kW). Dieser Befehl erreichte die Anlage jedoch nicht mehr, sodass die tatsächliche Ladeleistung (blaue Kurve) unverändert bei rund 11 kW verblieb. Rechts von 11:32 Uhr gibt die grüne Kurve somit das vom Regler angeforderte, nicht das an der Anlage wirksame Leistungslimit wieder. Der Vorgang bestätigt, dass die Wirksamkeit der Steuerung von einer intakten Kommunikationskette abhängt.

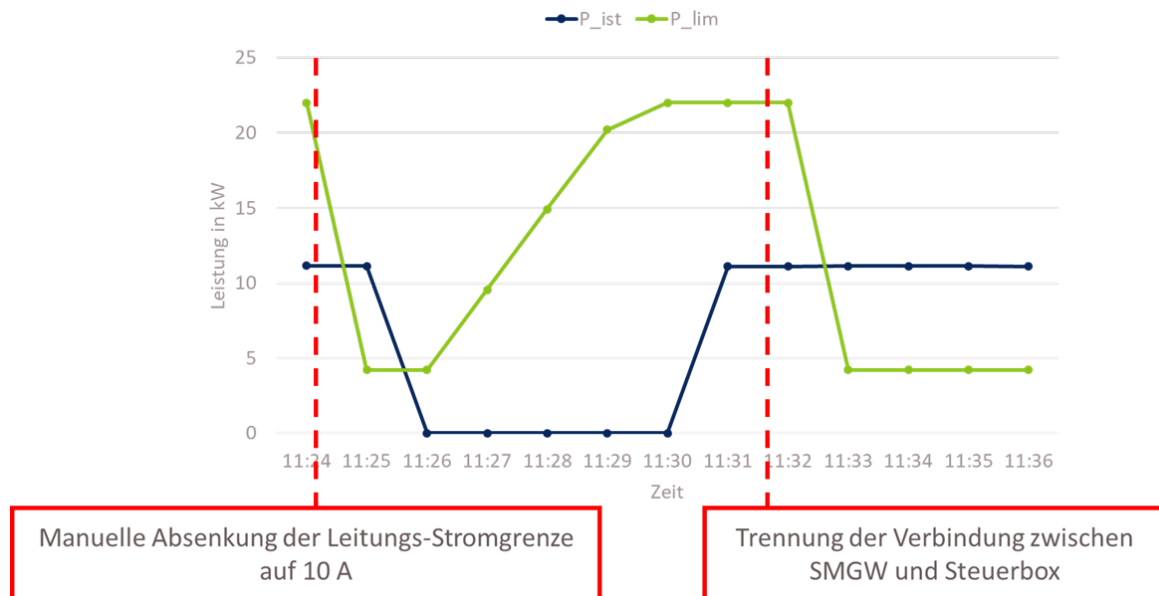


Abbildung 3.29: Leistungsverlauf bei der Erprobung der netzorientierten Steuerung in geschlossener Regelschleife (Wallbox mit einem VW ID.3). Blau: tatsächliche Ladeleistung, grün: vom Regler angefordertes Leistungslimit (nach Trennung der Kommunikationsverbindung ab 11:32 Uhr nicht mehr an der Anlage wirksam).

Entsprechend des Antrags wurde im Projekt die Einbindung weiterer steuerbarer Anlagen geprüft, insbesondere die Installation einer Wärmepumpe. Dies wurde jedoch aufgrund einer fehlenden Wärmesenke sowie eines geplanten Umzugs des Innovationscampus kurz nach Projektende zugunsten der Nutzung der Testladesäulenplätze zur flexiblen Einbindung von Ladeinfrastruktur verworfen.

3.5.4 Feldtest Stadtwerke Norderstedt

In der vierten Stufe von TP 5 wurde die eIoT-Plattform im Netzgebiet der SWN unter realen Betriebsbedingungen mit Kundenanschlüssen aufgebaut und getestet. Drei Testnetze wurden ausgewählt. Trafostationsmessdaten wurden in Echtzeit vom Leitsystem der Stadtwerke über IEC 60870-5-104 bidirektional an die eIoT-Plattform übertragen. In drei Trafostationen wurde eine phasenscharfe Abgangsmessung mit zwei unterschiedlichen Messsystemen konfiguriert, um die Datengrundlage für die Netzzustandsschätzung zu schaffen.

Die Integration von 14 Testkunden aus dem Norderstedter Netzgebiet (TAP 5.5) erlaubte eine realitätsnahe Validierung der Wirkleistungskontrolle über die gesamte Wirkkette (Abbildung 3.30). Da die Testkunden nicht vollständig in den ausgewählten Netzgebieten angesiedelt waren, wurden sie künstlich in das Netzmodell des digitalen Zwillings integriert und in eine virtuelle Straße „umgezogen“. Dies erlaubte die gleichzeitige Steuerung über den entwickelten Netzregler und die Erprobung der für die Steuerung erstellten Schnittstellen.

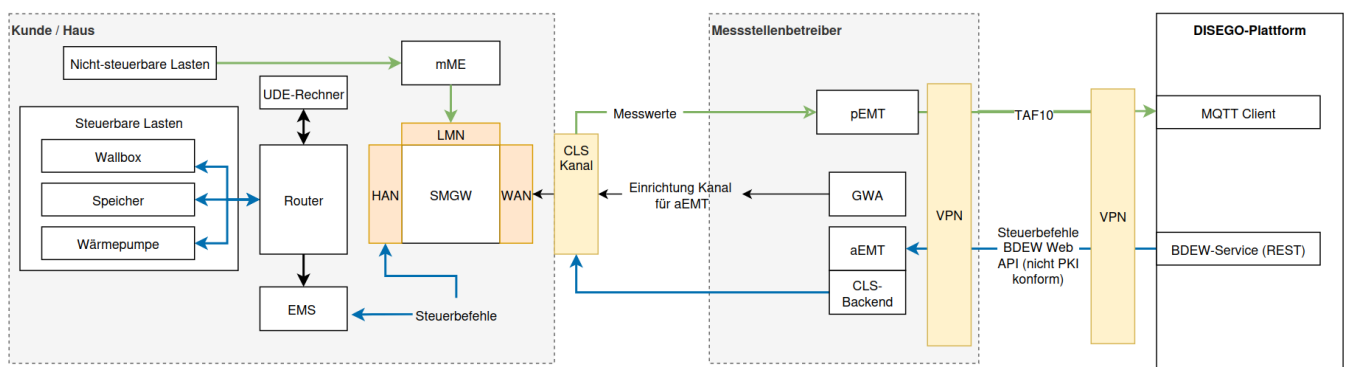


Abbildung 3.30: Wirkkette eIoT-Plattform zu Endkunde

Abbildung 3.30 stellt diese Wirkkette in drei Bereichen dar: Kundenanlage, MSB und eIoT-Plattform. Auf dem grün markierten Messpfad gelangen die Messwerte von der mME über das SMGW und den CLS-Kanal

zum passiven externen Marktteilnehmer (pEMT) und von dort über einen Virtual Private Network (VPN)-Tunnel als TAF 10-Datenstrom an den MQTT-Client der Plattform. Der blau markierte Steuerpfad verläuft umgekehrt vom BDEW-Webdienst (REST) der Plattform über den aktiven externen Marktteilnehmer (aEMT) mit CLS-Backend in den CLS-Kanal und das SMGW, das die Steuerbefehle an das kundenseitige Energiemanagementsystem und weiter an die steuerbaren Lasten (Wallbox, Speicher, Wärmepumpe) übergibt. Die Anbindung der iMSys über den CLS-Kanal erwies sich als technisch anspruchsvoll. Die zu Projektbeginn verfügbare Firmware-Version der DZG-Zähler (Software 1.74) führte bei TAF-10-Abfragen zu Lücken in den Zeitreihen. Erst eine neuere Firmware-Version (1.75), die TAF-10-Abfragen innerhalb von zehn Sekunden beantwortet, löste dieses Problem. Die gesetzliche minimal Vorgabe sind 60 Sekunden und reichte für das Projektvorhaben aus. Die Zertifizierung dieser Version durch die Eichdirektion Nord verzögerte den Feldtest.

Daten- und Analyseplattform. Für die Erfassung, Verarbeitung und Analyse netzrelevanter Daten wurden die Systeme PSIngo und PSIconnect in die bestehende Betriebsumgebung der SWN integriert. PSIconnect dient als Integrationsplattform und ermöglicht den Datenaustausch zwischen den beteiligten Systemen, sodass unterschiedliche Datenquellen und Kommunikationsprotokolle innerhalb einer gemeinsamen Architektur zusammengeführt werden. PSIngo übernimmt die Verarbeitung und Analyse der eingehenden Daten, darunter Datenaggregation, Plausibilisierung von Messwerten, Netzzustandsermittlung, Visualisierung von Netzsituationen und Alarmierung bei kritischen Zuständen (Abbildung 3.31). Ergänzend wurde ein Austausch von Zustandsmeldungen zwischen den beiden Leitsystemen implementiert: Die erfolgreiche Durchführung der Netzzustandsermittlung, die Auslastung des Netzgebiets und vorliegende Grenzwertverletzungen werden im PSIngo überwacht und bei Eintreten irregulärer Netzzustände an die MS-Leitstelle weitergeleitet. Mit dieser Alarmierungsstrecke lässt sich eine durchgehende autonome Benachrichtigung sicherstellen.

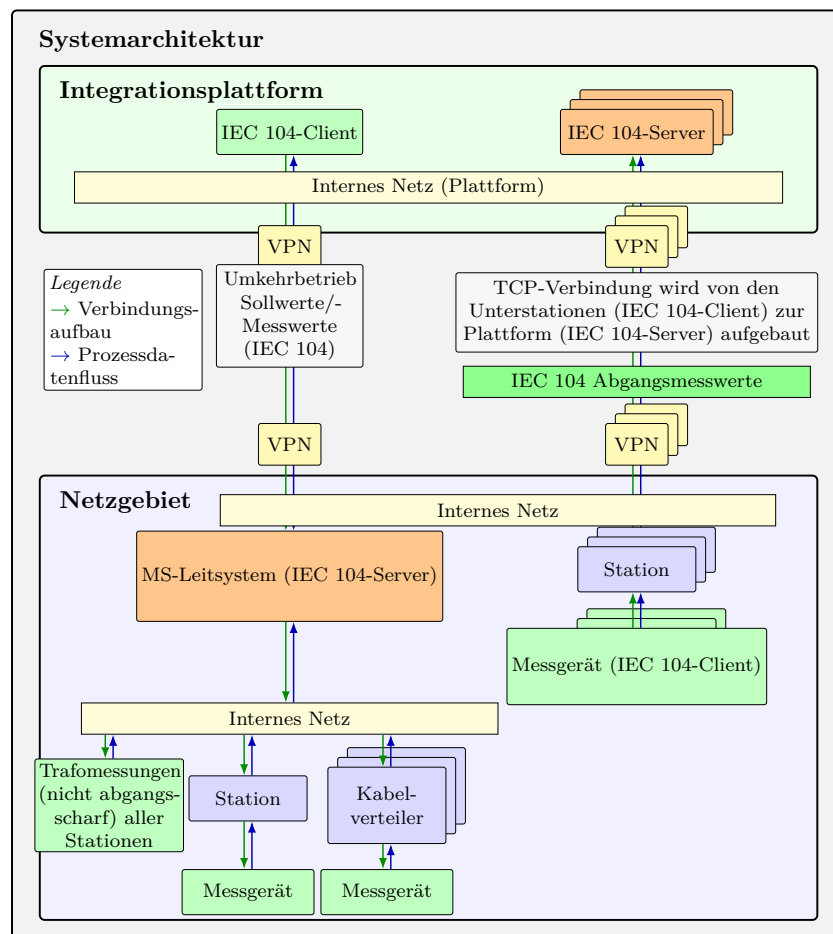


Abbildung 3.31: Systemarchitektur im Netzgebiet der SWN (abstrahiert): Anbindung der Trafostations- und Abgangsmessungen über IEC 60870-5-104 an die Integrationsplattform und das MS-Leitsystem.

Abbildung 3.31 zeigt, wie die Mess- und Leitsysteme im Netzgebiet angebunden sind. Die neu integrierten abgangsscharfen Messgeräte in den Stationen und Kabelverteilern treten als IEC 60870-5-104-Client auf und bauen die Transmission Control Protocol (TCP)-Verbindung zur Integrationsplattform auf. Im Umkehrbetrieb übernimmt die Integrationsplattform die Client-Rolle und übermittelt dabei Zustandsmeldungen an das MS-Leitsystem. Dieses übermittelt umgekehrt die Messwerte der Bestandsmessgeräte. Vom MS-Leitsystem fungieren diese Messgeräte als Server. Über diese Verbindungen fließen die abgangsscharfen Messwerte sowie die nicht abgangsscharfen Trafo-Gesamtmessungen aller Stationen zur Plattform. Grün markiert ist jeweils der Verbindungsaufbau, blau der eigentliche Prozessdatenfluss.

Erweiterung der Messinfrastruktur. Zur Verbesserung der Beobachtbarkeit des Niederspannungsnetzes wurde die vorhandene Messinfrastruktur gezielt erweitert. In ausgewählten Netzbereichen kamen zusätzliche Messsysteme zum Einsatz, die kontinuierlich, abgangs- und phasenscharf netzrelevante Zustandsgrößen erfassen. Die gewonnenen Daten wurden automatisiert an die Analyseplattform übertragen und standen dort für Auswertungen und Berechnungen zur Verfügung (Abbildung 3.32). Die Erfahrungen aus dem Projekt zeigen, dass bereits eine begrenzte Anzahl strategisch platzierter Messpunkte die Informationslage im Niederspannungsnetz deutlich verbessern kann (siehe Abschnitt 3.4.1 bzw. Abschnitt 3.4.5). Gleichzeitig wurde deutlich, dass die Auswahl geeigneter Messtandorte ausschlaggebend für den Nutzen der gewonnenen Daten ist.

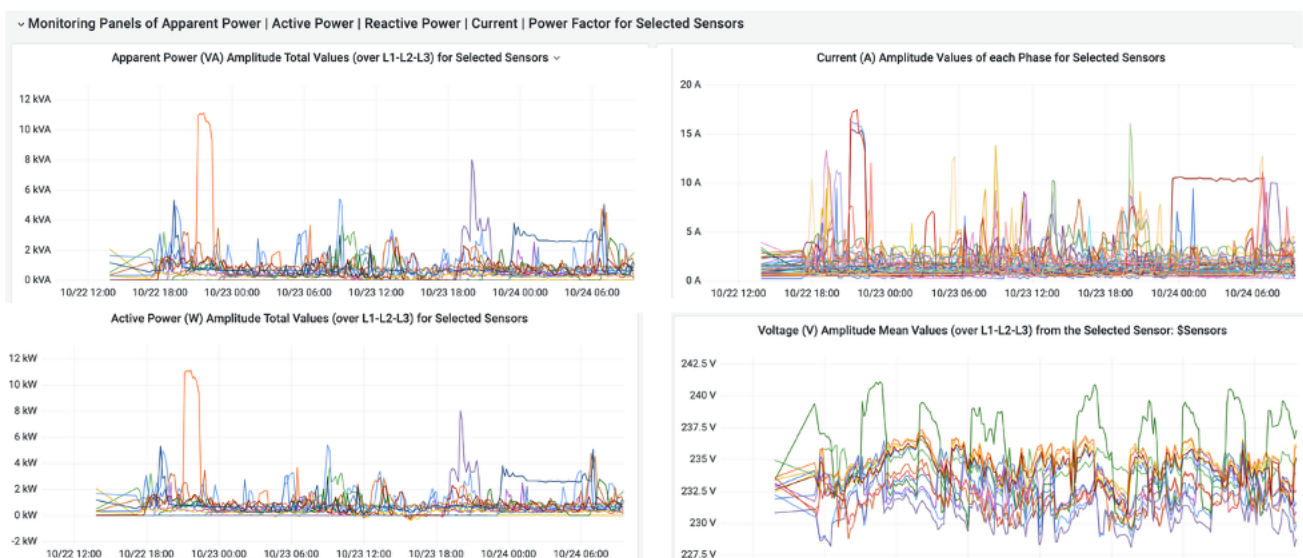


Abbildung 3.32: TAF-10-Messwerte der iMSys im PSIngo (Schein-, Wirk- und Blindleistung, Strom sowie Spannung ausgewählter Sensoren aller 14 Testhaushalte). Es handelt sich nicht um Abgangsmessungen.

Netzzustandsermittlung im Feld. Die im PSIngo eingesetzten Verfahren zur Netzzustandsermittlung wurden unter Praxisbedingungen validiert, indem die Berechnungsergebnisse kontinuierlich mit realen Messwerten aus dem Netzgebiet verglichen wurden. Die Untersuchungen zeigten, dass die eingesetzten Verfahren grundsätzlich geeignet sind, Spannungszustände und Lastflüsse auch in Netzbereichen ohne direkte Messung belastbar abzuschätzen (Abbildung 3.33). Darüber hinaus erwies sich die Netzzustandsermittlung als hilfreiches Werkzeug zur Identifikation von Datenqualitätsproblemen: Abweichungen zwischen berechneten und gemessenen Werten ermöglichten Rückschlüsse auf fehlerhafte Stammdaten, Parametrierfehler oder unvollständige Netzmodelle und unterstützten deren Korrektur. Die Qualität der Ergebnisse hängt damit stark von der Aktualität und Konsistenz der zugrunde liegenden Daten ab.

Abbildung 3.33 zeigt die Visualisierung des Netzzustandes im PSIngo am Beispiel eines Straßenzugs. Die cyanfarbenen Linien geben das Niederspannungsnetz mit seinen Kabelabschnitten und Hausanschlüssen wieder, die Symbole stellen das Vorhandensein von einem EMS sowie von TAF-10-Messwerten an den DISEGO-Testhaushalten da, deren Messwerte in die Netzzustandsschätzung einfließen. Das Diagramm am rechten

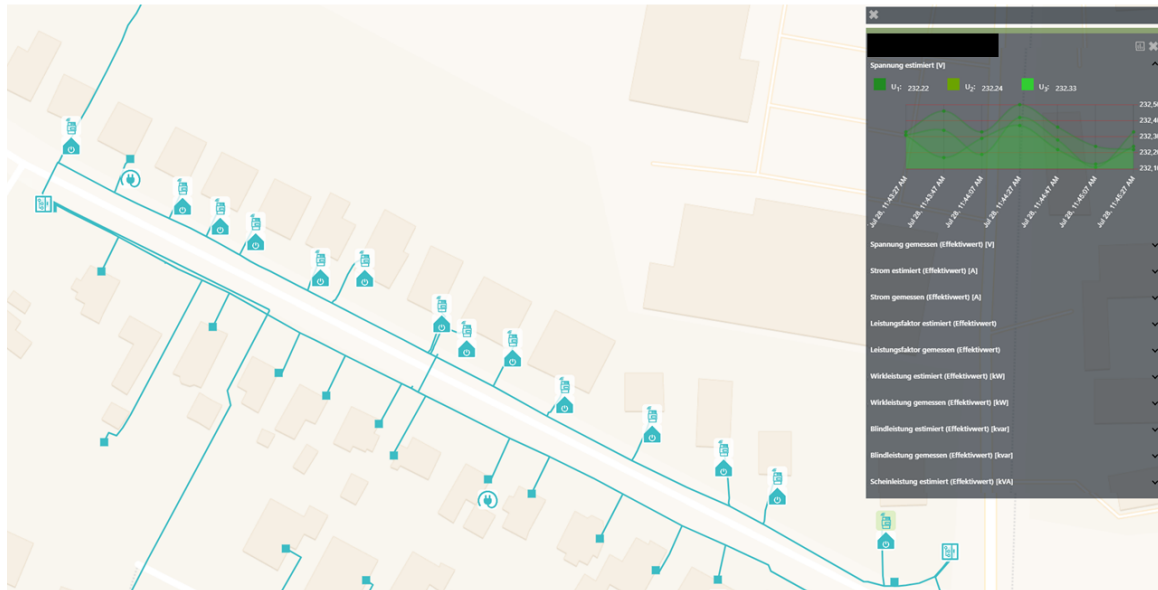


Abbildung 3.33: Netzzustandsermittlung im PSIngo mit den TAF-10-Messwerten der DISEGO-Testhaushalte.

Rand stellt den geschätzten Spannungsverlauf eines ausgewählten Punktes dem über die Zeit gegenüber. Auf dieser Grundlage werden auch Netzbereiche ohne eigene Messung mitberechnet und Grenzwertverletzungen sichtbar gemacht.

Intelligente Messsysteme und Home Energy Management Systeme. Parallel zur Erweiterung der Messinfrastruktur erfolgte die Integration intelligenter Messsysteme. Die SMGW-Infrastruktur wurde so eingebunden, dass sowohl Messwerte als auch Kommunikationsfunktionen für spätere Steuerungsprozesse genutzt werden konnten, wobei die geltenden regulatorischen Vorgaben sowie die technischen Richtlinien des BSI berücksichtigt wurden. Während der Integrationsphase zeigte sich, dass insbesondere Zertifizierungsprozesse, Firmwarestände und Schnittstellenkompatibilität einen wesentlichen Einfluss auf die Projektdurchführung besitzen. Auf Kundenseite übernahmen EMS die Verarbeitung externer Steuerinformationen und deren Weiterleitung an die angeschlossenen Verbrauchseinrichtungen. Zugleich konnten Betriebszustände erfasst und an die übergeordneten Systeme zurückgemeldet werden.

Feldversuch zur Steuerung einer Wärmepumpe von Vaillant. Zur praktischen Validierung der entwickelten Architektur wurde ein Feldversuch mit einer Wärmepumpe durchgeführt. Wärmepumpen stellen aufgrund ihrer zunehmenden Verbreitung und ihrer netzrelevanten Anschlussleistung einen besonders geeigneten Anwendungsfall für zukünftige Steuerungsmaßnahmen dar. Im Rahmen des Feldversuchs wurde ein Steuerbefehl über die vollständige Kommunikationskette übertragen und durch die Wärmepumpe umgesetzt. Die Kommunikation zwischen EMS und Wärmepumpe erfolgte über den EEBUS-Standard. Die Leistungsreduzierung konnte erfolgreich ausgelöst und nachvollziehbar dokumentiert werden (Abbildung 3.34). Da die Wärmepumpe im Betrieb nicht mehr als 4,2 kW aufnahm, musste die vorgegebene Leistungsgrenze unter diesen Wert gesetzt werden, damit die Begrenzung überhaupt eine sichtbare Reduzierung bewirkte. Damit wurde der Nachweis erbracht, dass die beteiligten Komponenten interoperabel zusammenarbeiten und eine netzdienliche Steuerung technisch realisierbar ist. Aus Sicht der SWN stellt dieser Nachweis einen der wesentlichen Projekterfolge dar, da hier erstmals eine vollständige Steuerungskette mit realen Kundenanlagen umgesetzt werden konnte. Am Innovationscampus der HNE war die Wirkkette zuvor in einer kontrollierten Testumgebung erprobt worden (Abschnitt 3.5.3).

Feldversuch: gleichzeitige Steuerung eines Straßenzugs. Den Abschluss der Steuerungsversuche bildete die Erprobung über einen gesamten Straßenzug in einem Netz der Stadtwerke Norderstedt. In diesem Straßenzug wurden virtuell die Kunden der Stadtwerke Norderstedt platziert, da diese von einem

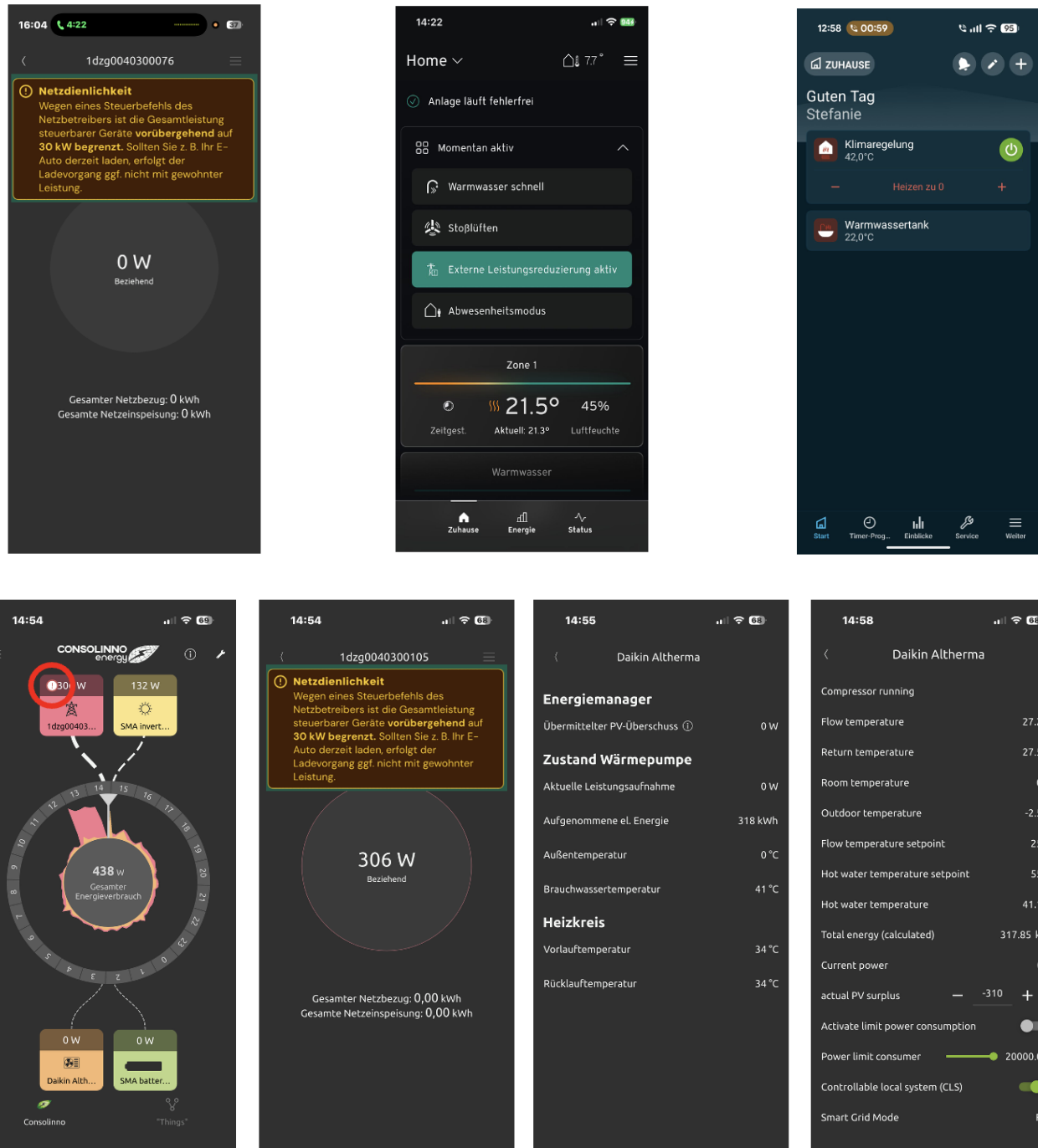


Abbildung 3.34: Erfolgreiche Leistungsreduzierung einer Wärmepumpe im Feldversuch: Anzeige der aktiven externen Leistungsreduzierung und der Wärmepumpendaten im Home Energy Management System.

vorherigen Forschungsprojekt bereits mit steuerbaren Verbrauchseinrichtungen und zudem mit intelligenten Messsystemen ausgestattet waren sodass die Wirkung eines Steuerbefehls messtechnisch erfasst werden konnte. In einem ersten Schritt (27. April 2026) wurde jeder Haushalt einzeln auf die nach § 14a EnWG vorgesehene Mindestleistung von 4,2 kW gedimmt. Damit wurde die Kommunikationskette zwischen Plattform und steuerbaren Verbrauchseinrichtung sowie die Wirksamkeit der Steuerung an jeder einzelnen Kundenanlage nachgewiesen. Die gleichzeitige Steuerung des gesamten Straßenzugs gelang an diesem Termin noch nicht, da es Probleme bei der Kommunikation zum MSB gab. In einem zweiten Schritt wurden zu einem späteren Termin alle Anlagen des Straßenzugs gleichzeitig und damit diskriminierungsfrei gesteuert. Der erfolgreiche Nachweis erfolgte im Zeitraum von 15:15 bis 15:30 Uhr.

Damit die Teilnehmer bei der gleichzeitigen Steuerung keine spürbare Einschränkung erfuhren, wurde die gemeinsame Leistungsgrenze bewusst oberhalb des tatsächlichen Summenverbrauchs angesetzt (45,15 kW, Abbildung 3.35). Die aktive Begrenzung wurde auf Kundenseite im HEMS transparent angezeigt. Insgesamt zeigte die Erprobung über alle Stufen hinweg (Steuerung einer einzelnen Wärmepumpe, Einzelsteuerung der Haushalte sowie gleichzeitige, diskriminierungsfreie Steuerung des gesamten Straßenzugs), dass die netzdienliche Steuerung über die vollständige Wirkkette zuverlässig funktioniert.

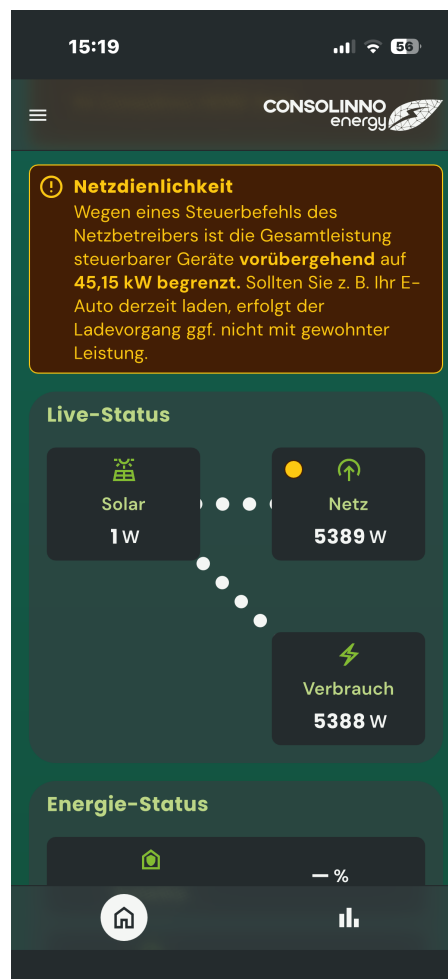


Abbildung 3.35: Gleichzeitige, diskriminierungsfreie Begrenzung der Gesamtleistung steuerbarer Geräte eines Straßenzugs auf 45,15 kW, angezeigt im Home Energy Management System eines Teilnehmers.

Erkenntnisse aus der Feldvalidierung. Die Feldversuche bestätigten die technische Funktionsfähigkeit der entwickelten Architektur und lieferten zugleich wichtige Erkenntnisse für zukünftige Rollout-Szenarien. Besonders relevant waren die Erfahrungen hinsichtlich Datenqualität, Schnittstellenintegration und Interoperabilität unterschiedlicher Herstellerlösungen. Viele Herausforderungen entstanden weniger auf Ebene einzelner Komponenten als vielmehr an den Übergängen und Schnittstellen zwischen verschiedenen Systeme-

men und Verantwortlichkeiten. Darüber hinaus zeigte sich, dass erfolgreiche Digitalisierungsprojekte neben technischen Lösungen auch stabile organisatorische Prozesse und klare Zuständigkeiten erfordern.

Erkenntnisse zur Hardware-Integration. Aus Sicht des Netzbetreibers zeigte sich, dass der Einbau der Steuerungshardware innerhalb des Zählers grundsätzlich funktioniert, im Fehlerfall jedoch problematisch ist: Hängt sich ein Gerät auf, ist ein Reset nicht ohne Weiteres möglich. Eine separate Absicherung, die ein einfaches Aus- und Einschalten erlaubt, wäre hier sinnvoll. Als wesentliche Hürde erwies sich zudem die Zertifizierung: Da jede Änderung am HEMS eine erneute Zertifizierung durch das BSI erfordert, wurde die Integration der Steuerbox-Funktion in das Serienprodukt zunächst zurückgestellt. Eine Lockerung des Zertifizierungsprozesses wird erwartet. Unabhängig davon ist das eingesetzte HEMS bereits EEBUS- und steuerboxfähig und kann über ein SMGW mit integrierter Steuerbox, ein Mehrwertmodul oder eine eigenständige Steuerbox angebunden werden.

3.5.5 Erprobungsergebnisse im Überblick

Über die vier Stufen hinweg wurde die eIoT-Plattform mit steigendem Realitätsgrad validiert. Die konzeptionelle Validierung (Abschnitt 3.5.1) wies die pragmatische Interoperabilität für die Anwendungsfälle EAF-1 und EAF-3 nach und analysierte die Netzzustandsschätzung mathematisch. In Simulation und Labortest (Abschnitt 3.5.2) wurde die Verarbeitungskette unter kontrollierten Bedingungen geprüft: Die Netzzustandsschätzung erwies sich als robust gegenüber reduzierter Smart-Meter-Durchdringung und moderaten Leitungsparameterabweichungen, reagierte aber sensitiv auf Messrauschen und grobe Topologiefehler. Pseudomesswerte verbesserten die Schätzung bei unvollständiger Messabdeckung, und die Verarbeitungskette blieb gegenüber einem False-Data-Injection-Angriff der HAW stabil.

Die gesamte Wirkkette vom Messwert bis zum Aktorbefehl wurde anschließend zweifach im Feld nachgewiesen: am Innovationscampus der HNE (Abschnitt 3.5.3) in einer kontrollierten Testumgebung, in der ein durch künstlich verringerte Leitungskapazität herbeigeführter Engpass über die geschlossene Regelschleife aufgelöst wurde, sowie im Netzgebiet der SWN (Abschnitt 3.5.4) mit realen Kundenanlagen, von der Steuerung einer einzelnen Wärmepumpe bis zur gleichzeitigen, diskriminierungsfreien Steuerung eines gesamten Straßenzugs. Damit ist die technische Machbarkeit einer minimalinvasiven Netzzustandsüberwachung mit netzdienlicher Steuerung über die vollständige Wirkkette durchgängig und unabhängig in zwei realen Netzumgebungen belegt.

Rückkopplung auf die Plattform-Anforderungen. Die im Gesamtkonzept erhobenen Anforderungen wurden über die Erprobungsstufen hinweg nachgeschärft. In der Steuerung machte der zum 01.01.2024 in Kraft getretene § 14a EnWG eine diskriminierungsfreie Steuerung im betroffenen Netzbereich verbindlich, die neben die ursprünglich verfolgte sensitivitätsbasierte (minimalinvasive) Lastreduktion trat (Abschnitt 3.4.2). Die manipulationssichere Funkanbindung wurde von LoRaWAN auf Mioty umgestellt, nachdem sich LoRaWAN für die Sicherheitsanforderungen als ungeeignet erwiesen hatte (Abschnitt 3.4.3). Die operative Messdatenübertragung am Innovationscampus lief hingegen weiterhin über LoRaWAN. Der Steuerweg wurde auf den CLS-Backend-Pfad über das SMGW und ein § 14a-fähiges HEMS festgelegt, während Hersteller- und Charge-Point-Operator-Backends evaluiert, aber zugunsten dieses Pfads nicht weiterverfolgt wurden. Auf der Messseite zeigten die Labortests, dass die Netzzustandsschätzung bei reduzierter Smart-Meter-Durchdringung mithilfe von Pseudomesswerten belastbare Ergebnisse liefert, aber empfindlich auf Messrauschen und Topologiefehler reagiert (Abschnitt 3.5.2). Das ursprünglich für eine heterogene, auch ohne stationsnahe Sensorik verwertbare Erfassung ausgelegte Messkonzept wurde daher stärker auf stationsnahe Messpunkte ausgerichtet: Im SWN-Feldtest dienten Trafostations- und phasenscharfe Abgangsmessungen als Datengrundlage der Schätzung (Abschnitt 3.5.4), und die ergänzende Szenarioanalyse bestätigte, dass eine transformatorseitige Messung gegenüber einer reinen Smart-Meter-Erfassung den entscheidenden Genauigkeitsgewinn bringt (Abschnitt 3.5.1). Diese Nachschärfungen wurden in den späteren Erprobungsstufen aufgegriffen und prägten insbesondere Steuerpfad, Messinfrastruktur und die diskriminierungsfreie Feldsteuerung.

Abgleich der Erprobungsstufen. Die Feldtests bestätigten die zentralen Befunde aus Simulation und Labor. Die Netzzustandsschätzung lieferte auch im Feld bei begrenzter Messdurchdringung belastbare

Spannungs- und Leistungsflussschätzungen in Netzbereichen ohne direkte Messung (Abschnitt 3.5.4), wie es die Labortests bei reduzierter Smart-Meter-Durchdringung mit Pseudomesswerten erwarten ließen. Die im Labor festgestellte Empfindlichkeit gegenüber der Datenqualität bestätigte sich im Feld als entscheidender Faktor: Abweichungen zwischen geschätzten und gemessenen Werten ließen sich auf fehlerhafte Stamm- und Topologiedaten zurückführen. Auch die Steuerung verhielt sich im Feld wie in der simulativen Erprobung, indem Steuerbefehle über die vollständige Wirkkette übertragen und umgesetzt wurden. Die wesentlichen Abweichungen vom erwarteten Verhalten traten nicht in den Algorithmen auf, sondern an den Schnittstellen und in der Datenqualität.

3.6 Analysen

In TP 6 wurden die Projektergebnisse hinsichtlich Skalierbarkeit, Standardisierung und regulatorischer Implikationen untersucht.

3.6.1 Skalierbarkeit

Die Skalierbarkeit der entwickelten Verfahren wurde in zwei Richtungen untersucht: zeitlich (Wie verändern sich die Anforderungen an Netzbetrieb und Messtechnik bis 2045?) und architektonisch (Wie verhält sich die eIoT-Plattform bei steigender Anzahl von Netzknoten und Diensten?). Die zeitliche Dimension wurde anhand der Energiewende-Szenarien 2025 bis 2045 untersucht, die architektonische Skalierbarkeit gesondert anhand der Plattformstruktur und ihrer Erweiterbarkeit.

Szenarien der Energiewende. Zimmermann et al. [29] verknüpften den Energiewendepfad der Bundesregierung (2025 bis 2045) mit Anforderungen an Netzbetrieb und Netzzustandsschätzung. Die Evaluation erfolgte an zwei SimBench-Referenznetzen (städtisch und ländlich) für fünf Meilensteinjahre (2025, 2030, 2035, 2040, 2045), also zehn Basisszenarien, die zusätzlich unter drei Stufen der Netzausstattung und drei VDE-FNN-Messkonstellationen variiert wurden. Die Ergebnisse zeigen, dass Engpässe in der Niederspannung ausschließlich als Transformatorüberlastung und Spannungsbandverletzung auftreten, während keine Leitung ihre thermische Grenze erreicht (maximal 98,6 %). Der bestimmende Faktor ist die Netzausstattung, also die Transformator-Bemessungsleistung und der Kabelquerschnitt: Bei guter Netzausstattung blieben Engpässe über alle Szenarien aus, bei mittlerer traten sie in 4 der 10 Szenarien auf (im städtischen Netz ab 2035, im ländlichen ab 2045), bei schwacher Netzausstattung in 9 der 10 Szenarien bereits ab 2025 (einzige Ausnahme: das ländliche Netz 2030). Die für eine zuverlässige Netzzustandsschätzung erforderliche messtechnische Mindestausstattung wurde in derselben Untersuchung als mathematische Analyse der Netzzustandsschätzung bestimmt (Abschnitt 3.5.1): Ausschlaggebend ist das Vorhandensein von Transformatormessungen, mit denen das VDE-FNN-Genauigkeitsziel in städtischen Netzen unabhängig von der Smart-Meter-Durchdringung erreicht wird.

Für die Skalierbarkeit folgt daraus: Die strukturellen Befunde sind Eigenschaften radialer Niederspannungsnetze mit geringer Messdurchdringung und dürften sich auf Netze mit ähnlichen strukturellen Eigenschaften übertragen lassen. Die absoluten Werte bleiben dabei netzspezifisch, und die Analyse stützt sich auf zwei SimBench-Referenznetze.

Plattformarchitektur. Die eIoT-Plattform (Abschnitt 3.4.7) ist als Microservice-Architektur auf Kubernetes/Docker aufgebaut. Die Kommunikation zwischen Diensten läuft über Apache Kafka, das horizontal skaliert werden kann. Die Zykluszeit für die Verarbeitung von Messdaten, der Topologiebestimmung sowie dem durchführen einer Netzzustandsschätzung innerhalb einer Minute wurde im Feldtest eingehalten. Für größere Netzgebiete mit mehreren Ortsnetzstationen können die Dienste parallel instanziiert werden. Die Architektur setzt keine zentrale Datenbank voraus. Jeder Dienst liest und schreibt auf Kafka-Topics, sodass keine einzelne Engstelle entsteht. Der initiale Bedarf an Hardware-Ressourcen wird anhand der Anzahl der zu berechnenden Netze abgeschätzt. Auf eine detailliertere Hardware-Spezifikation wird bewusst verzichtet, da die tatsächliche Systemauslastung stark von individuellen Faktoren wie Netzgröße, Topologie und Vermarktungsgrad abhängt. Auftretende Engpässe bei Hardware-Ressourcen werden erkannt und durch Zuweisung weiterer Ressourcen behoben.

3.6.2 Standardisierung

Die Interoperabilitätsbewertung der eIoT-Plattform auf syntaktischer, semantischer und pragmatischer Ebene (Abschnitt 3.1) zeigte, dass die bestehenden Standards die Kommunikationskette nicht durchgängig abdecken. Ein projektinterner Workshop im Juli 2025 identifizierte auf Basis der Projekterfahrungen Standardisierungslücken und -potentiale in vier Bereichen.

Durchgängiger Kommunikationsstandard. Kein existierender Standard deckt die gesamte Kette von der Smart-Meter-Datenerfassung über die Netzzustandsschätzung bis zur automatisierten Netzsteuerung ab. Die Plattform überbrückt diese Lücke durch Protokolladapter, was bei jeder neuen Anbindung Integrationsaufwand erzeugt. Die Kommunikationsprotokolle für die Vor-Ort-Anbindung steuerbarer Verbrauchseinrichtungen (z. B. EEBUS) sind nicht mit den Plattform-Protokollen (IEC 60870-5-104, MQTT) harmonisiert. Ein herstellerunabhängiger Kommunikationsstandard, der die Schnittstelle zwischen Anlage und HEMS einheitlich spezifiziert, würde den Integrationsaufwand reduzieren.

Referenzarchitektur. Wagner et al. [43] empfehlen auf Basis der Literaturanalyse eine SGAM-basierte Referenzarchitektur für die Verteilnetzdiagnostik, die Datenflüsse, Schnittstellen und Testprofile standardisiert. Die eIoT-Plattform mit ihrer Schichtenarchitektur (Abschnitt 3.1) und die GridWise-Bewertung [22] liefern einen konkreten Vorschlag. Der Workshop bestätigte den Bedarf: VNB haben unterschiedliche Digitalisierungsniveaus und benötigen eine sichere Referenzarchitektur für ihre IT-Infrastruktur.

Netzdatenqualität und Domänenwissen. Die GIS-Daten der Netzbetreiber sind teilweise unvollständig oder weisen Ungenauigkeiten auf, weshalb die Erstellung eines berechenbaren Netzmodells oft mehrere Iterationen der Datenaufbereitung nach sich zieht. Sowohl beim Aufbau des digitalen Zwillings (Abschnitt 3.4.7) als auch im Feldtest (Abschnitt 3.5.4) zeigte sich, dass die Qualität dieser Netzdaten den Aufwand und die Belastbarkeit der Netzzustandsschätzung wesentlich bestimmt. Eine Standardisierung der Netzdatenakquise und -bereinigung, einschließlich einer einheitlichen Semantik für Netzdaten (was ein Messwert oder ein Betriebsmittel-Parameter im physikalisch-betrieblichen Kontext des Berechnungsmodells bedeutet), würde die Voraussetzungen für eine zuverlässige Zustandsüberwachung verbessern. Einheitliche, reduzierte Netzmodelle und Informationsmodelle [41] könnten den Einstieg erleichtern.

Standardisierte Systembeschreibung für Anwendungsfälle. Die BSI-TR [6] definiert EAF-1 bis EAF-3 auf abstrakter Ebene. Der Workshop identifizierte Bedarf an Detailspezifikationen: klar definierte Abläufe pro Anwendungsfall, funktionale Anforderungen an HEMS, CLS-Kanal und Anlagen, standardisierte Schnittstellen zwischen Anlage und HEMS, und ein Datenmodell, das Betriebszustände, Zustandsübergänge und Sollwerte beschreibt. DISEGO spezifizierte die Abläufe für EAF-1 und EAF-3 in Sequenzdiagrammen und validierte sie per Erreichbarkeitsanalyse [22]. Diese könnten als Vorlage für eine weitergehende Standardisierung dienen.

Die HAW erarbeitete Standardisierungsvorschläge in der DKE/AK 901.1.1 (Blockchain in der Energietechnik) für sicheres Identitätsmanagement basierend auf den Arbeiten aus DISEGO.

3.6.3 Regulatorische Handlungsempfehlungen

Aus den Projektergebnissen und einem projektinternen Workshop (Juli 2025) lassen sich die folgenden regulatorischen Handlungsempfehlungen ableiten.

Messtechnische Mindestausstattung. Die Szenarioanalyse [29] zeigt, dass eine Netzzustandsschätzung ohne Transformatormesstechnik zu medianen Spannungsschätzfehlern von 6 bis 42 % führt. Eine einzelne Transformatormessung reduziert den Fehler um eine Größenordnung auf 0,5 bis 1,4 %. Smart-Meter-Daten allein reichen nicht aus. Der Workshop bestätigte, dass eine zuverlässige Zustandsüberwachung insbesondere eine hohe Datenqualität, ein genaues elektrisches Netzmodell sowie eine ausreichende Anzahl und gezielte Platzierung von Sensoren voraussetzt. Die regulatorische Vorgabe einer Transformator- und Abgangsmessung an Ortsnetzstationen würde die wichtigste Voraussetzung für eine belastbare Zustandsüberwachung

schaffen und die Abhängigkeit von kundenseitiger Sensorik deutlich verringern. Eine Ergänzung des verbrauchsgetriebenen Smart-Meter-Rollouts um risikobasierte Kriterien (lokale Engpassgefährdung) würde die Messdurchdringung dort erhöhen, wo sie den größten Nutzen hat. Zudem würde die Information über den tatsächlichen Leistungsbezug der steuVE, die Ermittlung der Höhe einer Leistungsreduzierung bei einem Engpass im Netz durch den Regelungsalgorithmus deutlich verbessern, da dadurch die tatsächliche Flexibilität im Netz besser zu ermitteln ist.

Nichtdiskriminierendes Engpassmanagement. Die von der BNetzA empfohlene gleichmäßige Leistungsreduktion für alle steuerbaren Verbrauchseinrichtungen in einem Netzbereich nach § 14a EnWG ist einfach umzusetzen, berücksichtigt aber den individuellen Bedarf der Anschlussnutzer (etwa einen niedrigen Ladezustand oder einen zeitkritischen Ladevorgang) nicht. Differenzierte Steuerkonzepte, die einzelne Anlagen selektiv ansteuern, wurden im Projektumfeld untersucht [44]. Ihre Umsetzung setzt eine standardisierte Steuerschnittstelle voraus, die die selektive Ansteuerung einzelner Anlagen erlaubt. Dass eine an individuellen Merkmalen wie Ladezustand und verbleibender Standzeit orientierte Zuteilung die begrenzte Leistung effizienter und mit gleichmäßiger verteilten Nutzernachteilen aufteilen kann als eine starre Gleichverteilung, zeigen auch Untersuchungen zu fairen Ladestrategien [45].

Durchgängige Standardisierung der Steuerkette. Die Analyse der Informationsmodellvarianten (Abschnitt 3.4.7) und die Interoperabilitätsbewertung [22] zeigen, dass die Steuerkette vom VNB bis zur Verbrauchseinrichtung aus heterogenen Protokollen und Geräten besteht. Eine einheitliche Lösung existiert bisher nicht. Der Weg ist zwar technisch weitgehend beschrieben, es bestehen jedoch regulatorische Unschärfen, die zusammen mit den unterschiedlichen Architekturen von Dienstleistern bei VNB und MSB zu einer Vielzahl unterschiedlicher Ansätze führen. Die Kommunikation zwischen MSB und SMGW ist dabei über den CLS-Kanal beschrieben, während für die Kommunikation vom SMGW über die Steuerbox bis zur Anlage in der Praxis beispielsweise sowohl EEBUS als auch MODBUS eingesetzt werden. Die Regulierung sollte die Dateninhalte für die Kommunikation zwischen MSB und Plattform daher weiter spezifizieren. Dieser Harmonisierungsbedarf zeigt sich auch bei den zugrundeliegenden Informationsmodellen für die § 14a-konforme Steuerung [41] sowie, wie Wolff [46] anhand der Kommunikationsinfrastruktur zwischen steuerbaren Verbrauchseinrichtungen und Systemen des Netzbetreibers zeigt, bei den unterschiedlichen Übertragungswegen (CLS-Kanal, Direktanbindung, Backend-Routing) selbst.

Rollendefinition und Mindestanforderungen. Der Workshop identifizierte unklare Rollenabgrenzungen im Smart-Meter-Ökosystem als Problem: Die Zuständigkeiten zwischen grundzuständigem MSB, wettbewerblichem MSB und VNB sind in der Praxis nicht eindeutig definiert. Konkrete Mindestanforderungen an IT-Kompetenz und Digitalisierungsniveau der VNB fehlen. Die unterschiedlichen Digitalisierungsniveaus der Netzbetreiber erschweren die Einführung einheitlicher Lösungen. Die Regulierung sollte Mindestanforderungen für VNB und die weiteren Marktrollen definieren, um die Voraussetzungen für eine flächendeckende Netzautomatisierung zu schaffen.

4 Zielerreichung

Die im Antrag formulierten vier übergeordneten Ziele mit ihren Teilzielen wurden weitestgehend erreicht. Im Folgenden wird für jedes Teilziel dargestellt, wie es erreicht wurde und wo die Ergebnisse im Bericht dokumentiert sind. Die vier Ziele entsprechen den vier Forschungsfragen aus Kapitel 1: Ziel 1 beantwortet FF1, Ziel 2 die FF3, Ziel 3 die FF2 und Ziel 4 die FF4. Dieses Kapitel dokumentiert damit zugleich die Beantwortung der Forschungsfragen.

4.1 Ziel 1: Dezentrale, minimalinvasive Netzzustandsüberwachung

Ziel 1 wurde weitestgehend erreicht. Ein Algorithmus zur Netzzustandsschätzung wurde entwickelt, seine Robustheit gegenüber Messdurchdringung und Fehlern untersucht und die Validierung analytisch, simulativ sowie im Labor durchgeführt; eine direkte Feldvalidierung der Netzzustandsschätzung selbst war mangels Referenzzustand nicht möglich (siehe Teilziel 1.4).

Teilziel 1.1: Algorithmus zur Netzzustandsschätzung. Erreicht. Die TUHH entwickelte einen modifizierten Branch-Current-basierten Weighted-Least-Squares-Algorithmus, der in der Lage ist, den Netzzustand dreiphasiger Nieder- und Mittelspannungsnetze sowohl für symmetrische als auch für asymmetrische Betriebszustände zu berechnen. Die Entscheidung für einen BCSE im Gegensatz zu anderen möglichen Verfahren der Netzzustandsschätzung wird in Abschnitt 3.4.1 beschrieben. Der implementierte BC-MOD berücksichtigt als Datenbasis sowohl Messungen des Netzbetreibers von den Ortsnetzstationen (IEC 60870-5-104) und Kabelverteilerschränken als auch Smart-Meter-Daten (TAF 7 oder TAF 10) der Netzkunden. Ist die Datenlage nicht ausreichend, so können generierte Pseudomessdaten integriert werden, um die Schätzgenauigkeit zu verbessern. Diese Pseudomesswerte können sowohl basierend auf Standard-Lastprofilen als auch mittels historischer Messdaten generiert werden. Ein besonderer Fokus lag auf der Modellierung der Unsicherheit von Mess- und Pseudomesswerten. Die Integration der Mess- und Pseudomesswertunsicherheiten ermöglicht die Quantifizierung der Zuverlässigkeit des Schätzergebnisses. Dies ist von großer Bedeutung für die Anwendung der entwickelten Netzzustandsschätzung in der Praxis, da auf dieser Basis fundierte Entscheidungen hinsichtlich der Regeleingriffe der Netzbetreiber getroffen werden können. Der BC-MOD-Algorithmus wurde erfolgreich in die eIoT-Plattform integriert.

Teilziel 1.2: Einfluss der Messdurchdringung und von Fehlern auf Robustheit. Erreicht. Im Zuge der Labortests (siehe Abschnitt 3.5.2) wurden systematisch der Einfluss variierender Messdurchdringung mit TAF 10- und TAF 7-Messgeräten sowie der Einfluss verrauschter oder fehlerhafter Messdaten auf das SE-Ergebnis untersucht. Die Untersuchungen wurden anhand eines aus GIS-Daten der SWN abgeleiteten Niederspannungsnetzes durchgeführt (siehe Abbildung 3.20). Dabei wurden sowohl Konfigurationen mit geringer als auch mit hoher Durchdringung neuartiger Komponenten wie PV-Anlagen und Elektroautos analysiert. Es zeigt sich, dass die mittleren Abweichungen der geschätzten Ströme und Spannungen bei reduzierter Smart-Meter-Durchdringung ansteigen. Für eine Durchdringung von 80 % TAF 10-Smart-Metern spiegelt sich dies in den geschätzten Strömen mit einer Abweichung von 7,83 % deutlicher als in den geschätzten Spannungen mit einer Abweichung von 0,02 % wider.

Das Messrauschen wurde bei gleichbleibender Smart-Meter-Durchdringung schrittweise erhöht. Dabei zeigt sich, dass die BC-MOD nur leicht sensitiv auf Messrauschen reagiert. Die Analyse der Integration von PM basierend auf Standard-Lastprofilen zeigt, dass sich die Schätzungen der Ströme und Spannungen bei Integration der PM deutlich verbessern. Dies bestätigt die praktische Relevanz der Einbindung von PM für Niederspannungsnetze mit unvollständiger Smart-Meter-Abdeckung.

Weiterhin wurde der Einfluss von Abweichungen der realen Netztopologie vom verwendeten Topologiemodell der BC-MOD untersucht. Dabei konnte gezeigt werden, dass die Netzzustandsschätzung robust gegenüber moderaten Ungenauigkeiten in den Leitungsparametern ist. Hingegen kann ein grober Topologiefehler beispielsweise einer fehlenden Leitung oder falschen Schalterstellung signifikante Abweichungen des SE-Ergebnisses hervorrufen, die zu fehlerhaften Einschätzungen hinsichtlich Leitungsüberlastungen führen. Aus

diesem Grund sollten solche Fehler für den praktischen Einsatz der BC-MOD sorgfältig ausgeschlossen werden.

Zusätzlich zu den mittels der Labortests erzielten Ergebnissen untersuchte die Szenarioanalyse von Zimmermann et al. [29] simulativ den Einfluss der Messdurchdringung an zwei SimBench-Referenznetzen, drei Stufen der Netzausstattung und drei VDE-FNN-Messkonstellationen (Abschnitt 3.6.1). Ohne Transformatormesstechnik lagen die medianen Spannungsschätzfehler bei 6 bis 42 %, unabhängig von der Smart-Meter-Durchdringung. Eine einzelne Transformatormessung reduzierte den Fehler um eine Größenordnung auf mediane Werte von 0,5 bis 1,4 %. Dies unterstreicht die Wichtigkeit der Integration von Messwerten an Ortsnetzstationen zusätzlich zu reinen Smart-Meter-Messungen.

Teilziel 1.3: Erweiterung des bestehenden Laboraufbaus Erreicht. Die Simulationsumgebung der UDE (AWB mit Energie-Agenten) wurde mit der Laborumgebung der TUHH gekoppelt (Abschnitt 3.5.2) und die implementierte BC-MOD innerhalb der Critical Components for Distributed and Secure Grid Operation (DISEGO)-Plattform als lokaler Service integriert. Der finale Laboraufbau ist in Abbildung 3.18 gezeigt. Dabei wird das aus GIS-Daten der SWN gewonnene und in *pandapower* importierte Netzmodell in der TUHH-Laborumgebung mit den simulierten Lastdaten der AWB pro Zeitschritt kombiniert und eine Leistungsflussrechnung durchgeführt. Zusätzlich kann der Referenzzustand punktuell mit dem OPAL-RT-Echtzeitsimulator verifiziert werden. Anschließend können basierend auf der Leistungsflussrechnung frei konfigurierbar simulierte Messwerte erzeugt werden. Diese dienen als Grundlage für die BC-MOD. Je nach Messgerät-Durchdringung werden vor der Ausführung der BC-MOD zusätzliche PM integriert. Auf diese Weise kann pro Zeitschritt der geschätzte Netzzustand mit dem berechneten Referenzzustand der Leistungsflussrechnung verglichen und ausgewertet werden. Der beschaffte OPAL-RT-Echtzeitsimulator kam als notwendiges Werkzeug für die Verifizierung der Ergebnisse zum Einsatz. Es konnte gezeigt werden, dass sich bei der Durchführung der statischen Leistungsflussrechnung auf dem OPAL-RT-Echtzeitsimulator im Vergleich zur Durchführung mittels *pandapower* nur vernachlässigbare Unterschiede ergeben. Die Laborumgebung bildet die Grundlage zur Durchführung der in Abschnitt 3.5.2 beschriebenen Labortests.

Teilziel 1.4: Validierung in Simulationen, Labor- und Feldtests. Teilweise erreicht. Die Netzzustandsschätzung wurde analytisch (Anforderungsanalyse, Abschnitt 3.1), simulativ und mittels Labortests (Abschnitt 3.5.2) validiert. In Teilziel 1.3 wurde der Ablauf zur Validierung der implementierten BC-MOD bereits anhand des Laboraufbaus teilweise beschrieben. Die Referenz bilden die pro Zeitschritt berechneten Ergebnisse der Leistungsflussrechnung. Basierend auf diesen Referenzergebnissen für Zweigströme, Knotenspannungen, Wirk- und Blindleistungen werden die frei konfigurierbaren simulierten Messwerte für die BC-MOD erstellt. Die Funktionsweise der BC-MOD wurde für verschiedene Zeitpunkte anhand einer realistischen Lastkonfiguration mit einer idealen Messdurchdringung von 100 % validiert. Hierbei wurde das Netzmodell der aus GIS-Daten gewonnenen realen Topologie der SWN verwendet und so konfiguriert, dass die reale Belastung des Netzes abgebildet wird. Darüber hinaus wurde die BC-MOD für weitere angepasste Belastungsfälle getestet. Somit wurde die BC-MOD auf Basis derselben Netzstammdaten validiert, die in den Feldtests zum Einsatz kamen. Eine direkte Validierung der Netzzustandsschätzung im Rahmen der Feldtests der SWN war methodisch nicht möglich, da die Erfassung eines Referenzzustandes als Vergleichsbasis fehlte. Die alternative Validierung im Rahmen der Feldtests auf dem Innovationscampus der HNE erschien ebenfalls nicht sinnvoll, da hier eine sehr reduzierte Netztopologie mit nur zwei Netzknoten zum Einsatz kam. Aus diesem Grund wurde die implementierte BC-MOD vorwiegend in der Laborumgebung validiert. Erst nach der erfolgreichen Validierung der Funktionsfähigkeit der BC-MOD, wurden die in Abschnitt 3.5.2 beschriebenen Labortests mit Messdatenungenauigkeiten und Modellabweichungen durchgeführt.

Auf analytischer Ebene koppelte die HSU szenariobasierte Netzsimulationen entlang des Energiewendepfads der Bundesregierung (2025–2045) mit der BC-MOD und leitete daraus ab, welche Messkonstellationen für eine belastbare Netzzustandsschätzung erforderlich sind [29] (Abschnitt 3.5.1).

4.2 Ziel 2: Manipulationssichere drahtlose Kommunikationsanbindung

Ziel 2 wurde erreicht. Ein DLT-gesichertes Funkprotokoll wurde entwickelt und das Sicherheitskonzept validiert.

Teilziel 2.1: DLT-gesichertes Langreichweitenfunkprotokoll. Erreicht mit Abweichung vom Antrag. Der Antrag sah ein DLT-gesichertes Protokoll auf Basis von LoRaWAN vor. Eine Literaturrecherche und ein Vergleich von Weitbereichsfunkprotokollen ergab, dass LoRaWAN die erforderlichen Sicherheitsstandards nicht erfüllt. In Abstimmung mit den Netzbetreibern wurde auf das Mioty-Funkprotokoll gewechselt, das zur 6G-Standardisierung eingereicht ist (Abschnitt 3.4.3). Der Hardware-Prototyp (Webtech COUA, Arduino Zero, MAX485) überträgt Messdaten (Spannung, Strom, Frequenz, Phasenwinkel) per Modbus RTU und Mioty. Am Innovationscampus der HNE wurde eine Nachrichtenempfangsrate von 98 % über einen Testzeitraum von zwei Wochen nachgewiesen. Der Prototyp ist mit Batterie und Solarmodul für autarken Betrieb ausgestattet. Die softwarebasierte Absicherung erfolgt über eine verteilte, tokenbasierte Intrusion Detection, bei der jeder Netzwerkteilnehmer Tokens erzeugen und prüfen kann [31].

Teilziel 2.2: Validierung des Sicherheitskonzepts. Erreicht. Die HAW analysierte die Angriffsoberflächen der Plattformarchitektur anhand der MITRE ATT&CK ICS Matrix mit Fokus auf die BSI TR-03109-1 (Abschnitt 3.3). Aus einer Literaturrecherche (92 Publikationen, Kitchenham-Methode) wurde eine Angriffstaxonomie mit sieben Kategorien abgeleitet. Die eigenschaftsbasierte Zugangskontrolle wurde auf einem Netzwerkprototyp validiert: Decision Trees erreichten über 95 % Präzision [30], die tokenbasierte Klassifikation 98 % Genauigkeit bei Man-in-the-Middle- und Zertifikatsdiebstahl-Angriffen [31].

4.3 Ziel 3: ML-Methoden zur kontinuierlichen Modellverbesserung

Gegenüber dem Antrag wurde das methodische Vorgehen vor dem Hintergrund im Projekt gewonnener Erkenntnisse angepasst: Anstelle der ursprünglich vorgesehenen Reinforcement-Learning-Verfahren wurden überwacht lernende Regressionsmodelle eingesetzt, da sie sich für den Anwendungsfall als besser geeignet erwiesen. Deren Prognosegüte wurde kontinuierlich überwacht, und bei Unterschreiten eines definierten Gütekriteriums wurde ein erneutes Training ausgelöst (vgl. Abschnitt 3.4.4).

Teilziel 3.1: Integration der ML-Methoden in vorhandene Systemmodelle. Erreicht. Die UDE erweiterte das EOM um ML-Verfahren zur Kalibrierung individueller Anlagenmodelle auf Basis von Betriebsdaten (Abschnitt 3.4.4).

Die Tool-Landschaft der UDE, insbesondere auch das hier relevante EOM, sind in Java implementiert, während ein Großteil der aktuellen ML-Bibliotheken in Python vorliegt. Zwar wurden auch Java-basierte Alternativen wie die Bibliothek WEKA betrachtet, die direkt in den Java-Code des EOM hätten eingebunden werden können. Diese stellten sich jedoch als nicht gleichermaßen geeignet heraus, so dass für das Training der ML-Modelle auf Python und auf die etablierte ML-Bibliothek Scikit-Learn zurückgegriffen wurde.

Zur Integration der trainierten ML-Modelle ins EOM wurde die PMML eingesetzt. So konnten in Python trainierte Modelle in standardisierter Form exportiert werden. Mittels einer entsprechenden Java-Bibliothek (JPMML) konnten sie dann auf Seiten des EOM interpretiert und bei der Berechnung des Systemverhaltens berücksichtigt werden. Der Weg über ein standardisiertes Austauschformat eröffnet dabei Flexibilität auf beiden Seiten der Wertschöpfungskette. So könnte beispielsweise ein in R entwickeltes Regressionsmodell auf die gleiche Weise eingebunden werden, ebenso spricht nichts gegen die Nutzung desselben Modells beispielsweise in einer C#-Umgebung.

Die Nutzung von PMML ermöglicht die Einbindung des trainierten ML-Modells in die in Java implementierten Berechnungen des EOM. Im Fall der betrachteten PV-Anlagen lieferte das PMML-Model eine Abschätzung der Abweichung zwischen berechneter und tatsächlich gemessener Erzeugungsleistung. Daraus wurde ein Korrekturwert abgeleitet und mit dem ursprünglichen Berechnungsergebnis verrechnet, sodass das Modell präzisere Vorhersagen lieferte. So konnte die in Abschnitt 3.4.4 theoretisch beschriebene Verbesserung der Modellpräzision in die bestehenden Strukturen und Abläufe des EOM integriert werden. Zu den Verwendeten ML-Verfahren und den damit jeweils erzielten Verbesserung wird auf die Erläuterungen in Abschnitt 3.4.4 verwiesen.

Für das erneute Training des Modells wurde eine Schnittstelle zur Nutzung von Docker aus Java heraus implementiert. Das eigentliche, in Python geschriebene Lernskript, welches das Laden der erforderlichen Trainingsdaten aus einer Datenbank, die Vorverarbeitungsschritte (vgl. Abschnitt 3.4.4), das eigentliche Training des Modells und den Export nach PMML umfasst, wurde in einem Docker Container bereitgestellt.

Dieser kann bei Bedarf aus der Java-Anwendung heraus gestartet werden. Das resultierende, aktualisierte PMML-Model ersetzt dann das bisherige, sodass die EOM-Berechnung auf den neusten Stand zurückgreifen kann.

Teilziel 3.2: Schnittstellen zur Datenauswertung und Entscheidungsunterstützung. Erreicht. Die KI-basierte Entscheidungsunterstützung (PSIqualicision AI) wurde als REST-basierter Microservice in die eIoT-Plattform integriert (Abschnitt 3.4.5 und Abschnitt 3.4.7). Das qualitative Labeling-Verfahren bewertet Steuerentscheidungen anhand konfigurierbarer Kriterien und liefert nachvollziehbare Empfehlungen. In der Erprobung wurden konkrete Entscheidungskriterien konfiguriert und ausgewertet, etwa zur Messpunktoptimierung und zur Analyse der Kabelauslastung. Die dabei erzeugten Wirkungs- und Zielbeziehungsmatrizen sowie die abgeleiteten Kriterien-Cluster sind in Abschnitt 3.4.5 dargestellt.

Teilziel 3.3: Erprobung mit kontinuierlicher Rückkopplung. Erreicht. Die Erprobung der kontinuierlichen Rückkopplung zwischen Betriebsdaten und Modellkalibrierung erfolgte im Rahmen der Labor- und Feldtests (Abschnitt 3.5.2, Abschnitt 3.5.4).

Im Rahmen des Feldtests in Norderstedt war eine Erprobung des Ansatzes mit Messdaten von den HEMS-Systemen realer Haushaltskunden möglich. Dazu erhielt die UDE lesenden Zugriff auf die HEMS der teilnehmenden Kunden. Diese konnten mittels einer Nymea/JSON-RPC-basierten Kommunikationsschnittstelle abgefragt werden, wofür im Projekt eine entsprechende Java-Implementierung umgesetzt wurde.

Aufgrund der günstigen Datenlage wurden primär PV-Anlagen betrachtet. Anhand im HEMS hinterlegter Spezifikationen der Anlagen (Peak-Leistung, Ausrichtung etc.) wurden entsprechende EOM-Modelle entworfen. Diese wurden zur Berechnung der erwarteten Erzeugungsleistung genutzt, während gleichzeitig die real gemessene Leistung vom HEMS abgefragt wurde. Wie in Abschnitt 3.4.4 beschrieben wurden diese Werte zur Bestimmung der Abweichung genutzt und täglich daraufhin überprüft, ob der Schwellwert für ein erneutes Training des Regressionsmodells überschritten ist. Das Training des Modells und die Integration in die Berechnungen des EOM erfolgten analog zu den Erläuterungen zu Teilziel 3.1.

Wie bereits bei den Untersuchungen mit historischen Daten beobachtet, konnte auch hier bereits mit den Daten weniger Tage eine Verbesserung der Genauigkeit bei ungenau oder fehlerhaft parametrisierten Modellen festgestellt werden. Für den Nutzen hinsichtlich der Berücksichtigung von Alterung oder Verschleiß wären längerfristige Betrachtungen erforderlich, damit im Betrachtungszeitraum tatsächlich eine signifikante Veränderung des Eigenschaften der Anlage zu beobachten ist. Dies war im Projektzeitraum leider nicht zu leisten, zumal erst relativ spät im Projekt Zugang zu den Kundensystemen bestand. Behelfsweise wurden die Messwerte künstlich verschlechtert, um eine 20 Jahre alte Anlage zu simulieren (vgl. Abschnitt 3.4.4). Die Ergebnisse lassen vermuten, dass auch altersbedingte Abweichungen des Modells von der Realität erheblich verringert werden könnten.

4.4 Ziel 4: Integration in eine eIoT-Plattform

Ziel 4 wurde erreicht. Die eIoT-Plattform wurde an vorhandene Systeme angebunden, offene Schnittstellen für Interoperabilität geschaffen, in allen Erprobungsstufen getestet und zur aktiven Netzführung eingesetzt.

Teilziel 4.1: Anbindung an vorhandene Systeme. Erreicht. Die eIoT-Plattform wurde an die Backend-Systeme beider Netzbetreiber angebunden (Abschnitt 3.4.7). Messdaten der Ortsnetzstationen werden über IEC 60870-5-104 empfangen, Smart-Meter-Daten über den CLS-Kanal an den MSB und per MQTT/TAF 10 an die Plattform. Steuerbefehle werden über die BDEW Web API (REST) an die Akteure gesendet. Die Leitwarten-Anbindung ermöglicht die Weiterleitung aggregierter Niederspannungs-Informationen an die Mittelspannungs-Leitwarte.

Teilziel 4.2: Offene Schnittstellen zur Integration von Microservices. Erreicht. Die Plattform verwendet standardisierte Protokolle (IEC 60870-5-104, IEC 61850, MQTT, REST) und ein einheitliches JSON-Datenformat mit UUID-basierter Knotenzuordnung. Die Interoperabilität wurde auf syntaktischer, semantischer und – per Erreichbarkeitsanalyse – pragmatischer Ebene nachgewiesen (Abschnitt 3.5.1) [22].

Über diese offenen Schnittstellen wurden Microservices integriert und verwaltet. Die entwickelten Methoden umfassen sowohl das Starten von Microservices außerhalb der Plattform als auch zusätzlich das Überwachen von Services innerhalb der Plattform. Für plattforminterne Services mussten primär sicherheitstechnische Aspekte geklärt werden, um sicherzustellen, dass beispielsweise Datenzugriffe für einzelne Microservices gezielt konfiguriert und eingeschränkt werden können. Die Kommunikation mit externen Services erfolgte über die auf dem HTTP-Protokoll basierenden REST-Schnittstellen. Hierfür wurden plattforminterne Services implementiert, um die entsprechenden Nachrichten an das jeweilige Zielsystem des externen Microservices zu übermitteln.

Teilziel 4.3: Erprobung in Simulationen, Labor- und Feldtests. Erreicht. Die Plattform wurde in der Simulation (AWB/PHiLsLab-Kopplung, Abschnitt 3.5.2), am Innovationscampus (Abschnitt 3.5.3) und im Netzgebiet Norderstedt (Abschnitt 3.5.4) erprobt. Der Steuertest am Innovationscampus wies die Steuerung einer einzelnen Wallbox über den CLS-Kanal nach (Abbildung 3.28). Der Steuertest im Netzgebiet der Stadtwerke Norderstedt wies die Steuerung mehrerer steuerbaren Verbrauchseinrichtungen über eine Energiemanagementsystem nach.

Teilziel 4.4: Nutzung zur aktiven Netzführung im Smart Grid. Erreicht. Die eIoT-Plattform wurde zur aktiven, netzorientierten Führung des Niederspannungsnetzes eingesetzt: Auf Basis der Netzzustandsschätzung erkennt sie Engpässe und löst § 14a-konforme Steuereingriffe in geschlossener Regelschleife aus (Abschnitt 3.4.2). Der Nachweis über die vollständige Wirkkette erfolgte in beiden Feldtests – am Innovationscampus der HNE über die geschlossene Regelschleife an einer Wallbox (Abschnitt 3.5.3) und im Netzgebiet der SWN bis zur gleichzeitigen, diskriminierungsfreien Steuerung eines gesamten Straßenzugs (Abschnitt 3.5.4). Die abschließenden Tests der vollautomatisierten Steuerung auf Basis der Live-Netzzustandsschätzung wurden im Feldtest Norderstedt kurz nach Projektende abgeschlossen.

5 Verwertbarkeit der Ergebnisse

5.1 Wissenschaftliche Verwertung

Die Projektergebnisse wurden in 13 wissenschaftlichen Veröffentlichungen und 12 studentischen Abschlussarbeiten dokumentiert. Die folgende Übersicht führt jede Veröffentlichung einmal auf und nennt die daran beteiligten Partner; die Abschlussarbeiten sind nach Instituten gegliedert.

5.1.1 Veröffentlichungen

- Wöhnert et al. [33] (2023): KI-basiertes Identitätslernen zur Malware-Erkennung mit Fuzzy Advanced Robust Hashes. (HAW)
- Wöhnert [32] (2023): Leichtgewichtiges Federated Learning zur Erkennung bösartiger Aktivitäten in verteilten Netzwerken. (HAW)
- Wöhnert et al. [47] (2023): Verifiable Objektidentitäten als Grundlage für Wertschöpfung in verteilten Netzwerken. (HAW)
- Karmann et al. [22] (2024): Entwurf und Validierung der eIoT-Plattform gegen die BSI-Energieanwendungsfälle EAF-1 und EAF-3. Nachweis pragmatischer Interoperabilität anhand des GridWise-Frameworks. (HSU, TUHH, UDE, IAI, PGC)
- Strobel et al. [26] (2024): Algorithmus zur Unsicherheitsquantifizierung für die Branch-Current State Estimation in Verteilnetzen. Bestimmung der Spannungsunsicherheit über Fehlerfortpflanzung, evaluiert an einem Simbench-Benchmarknetz. (TUHH)
- Wöhnert [30] (2024): Verteiltes ML-basiertes Intrusion Detection System (IDS) für Smart Grids. Decision Trees mit über 95 % Präzision. (HAW)
- Wagner et al. [38] (2025): Entscheidungsunterstützungskonzept für manuelle Eingriffe bei Ausnahmesituationen im Netzbetrieb. Störungskategorisierung nach SGAM-Schichten. (HSU, PGC)
- Wöhnert [48] (2025): Vorstellung des Token-Ansatzes zur Intrusion Detection. (HAW)
- Zimmermann et al. [44] (2025): Nichtdiskriminierendes Engpassmanagement für Ladesäulen nach § 14a EnWG. Vergleich gleichmäßiger und differenzierter Steuerkonzepte. (HSU)
- Thoma et al. [28] (2026): Analyse der Verteilung von Messfehlern typischer Messmethoden (TAF 7, TAF 10) sowie Standartlastprofil-PM. (TUHH, PGC)
- Wagner et al. [43] (2026): Systematische Übersicht und Analyse von 324 Studien zu Netzzustandsschätzung und Diagnose in Verteilnetzen. Identifikation von Forschungsbedarfen in Unsicherheitsquantifizierung, dreiphasiger Niederspannungsmodellierung und cyberresistenter Netzzustandsschätzung bei unvollständigen Daten. (HSU)
- Wöhnert et al. [31] (2026): Tokenbasierte Intrusion Detection für Smart Grids. Klassifikation von Angriffsverkehr mit 98 % Genauigkeit. (HAW)
- Zimmermann et al. [29] (2026): Verknüpfung des Energiewendepfads der Bundesregierung (2025–2045) mit Messanforderungen für die Netzzustandsschätzung. Quantifizierung des Einflusses von Netzausstattung und Messkonstellationen. (HSU, PGC)

5.1.2 Abschlussarbeiten

HSU

- Rödger [40]: Seminararbeit (März 2024). Bewertungskriterien für Steuerungskonzepte aus Prosumer- und VNB-Sicht. Vorarbeit zu [41].
- Zimmermann [49]: Masterarbeit (April 2024). Dezentrales Steuerungskonzept für Ladesäulen unter Berücksichtigung von § 14a EnWG. Grundlage für [44].
- Rödger [41]: Masterarbeit (September 2024). Informationsmodell für die § 14a-Steuerkette. Vergleich von fünf Hardware-/Protokollvarianten.
- Wolff [46]: Bachelorarbeit (Januar 2025). Analyse der Datenübertragung zwischen steuerbaren Verbrauchseinrichtungen und Systemen des Netzbetreibers.

TUHH

- Masterarbeit (November 2023): Robuste dreiphasige Netzzustandsschätzung für Niederspannungsnetze
- Bachelorarbeit (März 2025): Verbesserung der Netzzustandsschätzung in Niederspannungsnetzen durch Unsicherheitsmodellierung von Mess- und Pseudomesswerten
- Bachelorarbeit (September 2025): Untersuchung und Weiterentwicklung von Pseudomesswerten und Standardlastprofilen für die Netzzustandsschätzung im Niederspannungsnetz
- Projektarbeit (Juli 2026): Analyse des Einflusses von Messdatenunsicherheiten auf den Netzzustandsalgorithmus in Niederspannungsnetzen

HAW

- Bachelorarbeit: Evaluierungsframework für ressourcenlimitierte machine learning basierte intrusion detection Systeme
- Bachelorarbeit: Entwicklung und Implementierung eines Datenkommunikationssystem für moderne Verteilernetze
- Masterarbeit: Übertragbarkeit Smart Grid-relevanter Angriffe von LoRaWAN auf Mioty

UDE

- Verbesserung der Güte von Energiesystemmodellen mit Hilfe von Machine Learning – Entwicklung eines systemischen Ansatzes auf Basis des Energieoptionsmodells (Masterarbeit)

5.2 Technische Verwertbarkeit

HSU Die HSU verwertet die Ergebnisse in der Lehre (Lehrveranstaltungen zu Automatisierungstechnik und KI) und in mehreren studentischen Abschlussarbeiten (Abschnitt 5.1). Methodisch eng verzahnt ist die Arbeit mit dem Forschungsprojekt OptiFlex, in dessen Umfeld die Verfahren zur datengetriebenen Modellpflege weiterentwickelt wurden, etwa die Ableitung von Modellparametern aus Betriebsdaten [50] und die kontinuierliche Korrektur alterungsbedingter Parameterdrift [51]. Die konzeptionellen Arbeiten zur Integration und Automatisierung von Energiesystemen werden unter anderem im Folgeprojekt InterPhaSe (FKZ 03EI6139) fortgeführt.

TUHH Die TUHH hat wichtige Erkenntnisse durch die Implementierung der BC-MOD und deren Einbindung in die DISEGO-Plattform gewonnen. Das seit Januar 2026 laufende Projekt DOSA, bei dem auch die HNE Projektpartner sind, benötigt eine Infrastruktur über die Kundendaten an Verteilnetzbetreiber und umgekehrt Steuersignale an Kunden gesandt werden können. Hier kommt das gewonnene Wissen des eIoT-Plattform-Aufbaus direkt zum Einsatz.

Schon während der Laufzeit von DISEGO konnten die Erfahrungen durch die Modellierung eines Verteilnetzes mit dem OPAL-RT in Kombination mit realen Kundenmessdaten im laufenden Projekt KoLa (FKZ 01MV22005D) wiederverwendet werden. Ebenfalls konnten wertvolle Erkenntnisse durch die Validierung der BC-MOD unter realistischen Bedingungen gesammelt und im Projekt KoLa eingesetzt werden.

Aktuell ist ein Projektantrag zur Netzzustandsschätzung in Verteilnetzen mit hohem Strom- und Spannungs-Oberwellenanteil in Arbeit. Ziel ist die Entwicklung einer Multi-Harmonic-SE. Der im Rahmen von DISEGO entwickelte Code der BC-MOD sowie des Netzmodell-Konverters bildet dafür die Grundlage.

Die Ergebnisse werden darüber hinaus konkret in der Lehrveranstaltung *Smart Grid Technologies* eingebunden und konnten bereits im Rahmen mehrerer studentischer Abschlussarbeiten verwertet werden (Abschnitt 5.1).

HAW Die HAW baut auf den Authentifizierungsaspekt des sicheren Funkprotokolls in Folgeprojekten auf und entwickelt eine Autorisierung. Zudem werden die Erkenntnisse in CEN/CLC/JTC 19 eingebracht. Die Ergebnisse des Funkprotokolls wurden in den Lehrveranstaltungen Drahtlose Sensornetzwerke und Cybersecurity an der HAW verwendet.

UDE Auf den in DISEGO gewonnen Erkenntnissen zur Modellverbesserung baut die UDE in laufenden Folgeprojekten auf, wo die erarbeiteten Ansätze beispielsweise auf Industrielle Prozesse übertragen werden. Die erarbeiteten Konzepte zur Lernplattform, zur Integration von ML in Softwareprozesse im allgemeinen und in Energie-Agent und EOM im speziellen bilden zudem die Grundlage für laufende Entwicklungsarbeiten, um die Open Source Software Toolchain der UDE um eine nachhaltige Integration von ML zu erweitern. Der aktuelle Entwicklungsstand der Toolchain ist auf Github frei verfügbar¹.

PGC Die Erkenntnisse zur Microservice-basierten Plattformarchitektur, zur Integration von Netzzustands-schätzung und zur § 14a-konformen Steuerung fließen in die Weiterentwicklung der Netzsteuerungssoftware PSIngo ein. Die eIoT-Plattform liefert Erkenntnisse über Performanz und Validität von Microservice-Architekturen für die dezentrale Verteilnetzautomatisierung, die in künftige Produktentwicklungen einfließen. Erste integrierte Lösungen zwischen IAI, PSIngo und PSIconnect verdeutlichen dabei das Potenzial für eine vertiefte künftige interne Zusammenarbeit. Die Leitwartenintegration von Nieder- und Mittelspannung adressiert zudem ein Marktsegment, in dem bislang nur wenige Anbieter ein vergleichbar breites Portfolio anbieten.

Die Verwertbarkeit wird zudem durch die wirtschaftlichen Aspekte gestützt, die aus den realitätsnahen Tests und der konzeptionellen Prüfung der IT-Sicherheit hervorgehen. Die Ausrichtung des Produktportfolios auf modulare Mikroservice-Architekturen mit Fokus auf Modernisierung, Performanz und Skalierfähigkeit stellt hierbei eine zentrale Säule dar. Die Modularisierung und Integration der verschiedenen Teillösungen des Portfolios stärkt zusätzlich die Wettbewerbsfähigkeit. Erste KI-Module werden voraussichtlich innerhalb von 1–3 Jahren, integriert und angeboten, während weitere im Projekt entwickelte integrierte Ansätze bis 2030 zur Verwertung geplant sind.

Das gewonnene Know-how sowie die Erfahrungen in der Mess- und Leitwartenanbindung werden bereits in weiteren Kunden- und FuE-Projekten verwendet und weitergegeben, wodurch die Ergebnisse der Branche zur Verfügung stehen.

IAI Die Integration der Qualicision-AI-Technologie in die eIoT-Plattform wird zu einem Minimal Viable Product (MVP) für nachvollziehbare Entscheidungsunterstützung im Netzbetrieb weiterentwickelt. Die Übertragbarkeit auf andere kritische Netzinfrastrukturen (Gas-, Wassernetze) wird geprüft. Die selbst-lernende KI-Lösung ist als Erweiterung für PSIngo zur netzdienlichen Entscheidungsunterstützung und Messpunktoptimierung bei der Steuerung dezentraler Energieanlagen vorgesehen.

HNE Das Projekt ermöglichte den HNE, technische und regulatorisch zukünftig geforderte Kommunikation und Prozesse für das Steuern über iMSys zu erproben. Die Erkenntnisse aus dem Feldtest fließen in die Weiterentwicklung der intelligenten Steuerung flexibler Verbraucher und Erzeuger sowie den großflächigen Rollout von Mess- und Steuerungstechnik ein. Der Feldtestaufbau kann dabei für weitere Testzwecke verwendet werden. Ansätze zur Erzeugung berechenbarer Netzmodelle werden für den Aufbau einer Niederspannungs-Netzführung weiterentwickelt.

SWN Die SWN nutzen die Projektergebnisse zur Weiterentwicklung ihrer Netzbetriebsführung. Die im Feldtest erprobte Steuerkette über das iMSys liefert die technische Grundlage für den Rollout netzdienlicher Steuerung im eigenen Netzgebiet. Die TAF 10-Zustandsdaten in minütlicher Auflösung bilden in Kombination mit stationsseitiger (transformatorseitiger) Messung eine ausreichende Grundlage für die Netzzustandsschätzung.

5.3 Wirtschaftliche Bedeutung

Die wirtschaftliche Bedeutung der Projektergebnisse betrifft die Industriepartner und Netzbetreiber im Konsortium.

¹<https://github.com/EnFlexIT/AgentWorkbench>, <https://github.com/EnFlexIT/EnergyAgents>

PGC und IAI. Deutschland ist als Pioniermarkt für die dezentrale Verteilnetzautomatisierung einzuordnen. Die im Projekt entwickelte Microservice-Architektur verkürzt Entwicklungszeiten für neue Softwareprodukte und stärkt die Wettbewerbsfähigkeit. Die eIoT-Plattform eröffnet Marktpotenziale für integrierte Softwarelösungen, die Netzzustandsschätzung, Netzsteuerung und KI-basierte Entscheidungsunterstützung in einem System zusammenführen. Das Marktpotenzial erstreckt sich über die ca. 880 VNB in Deutschland und ist international übertragbar.

Erste integrierte Lösungen zwischen IAI, PSIngo und PSIconnect zeigen Ansätze für die zukünftige Zusammenarbeit auf. Die Leitwartenintegration von der Niederspannung bis zur Mittelspannung adressiert ein Marktsegment, in dem derzeit nur wenige Anbieter mit einem vergleichbaren Portfolio vertreten sind. Die Modularisierung und Integration verschiedener Teillösungen zielt auf eine Stärkung der Marktposition ab. Erste KI-Module sind für eine Integration im Zeitraum von 1-3 Jahren vorgesehen, wobei die Verwertung weiterer im Projekt entwickelter integrierter Ansätze bis 2030 geplant sind.

HNE und SWN. Für die Netzbetreiber liegt der wirtschaftliche Nutzen in der verbesserten Betriebsführung: Die automatisierte Engpasserkennung und Steuerung ermöglicht eine bessere Auslastung bestehender Netzkapazitäten und kann den notwendigen Netzausbau zeitlich strecken. Sie ersetzt ihn jedoch nicht, sondern überbrückt die Zeit bis zur Netzertüchtigung. Die schnelle Integration von Ladeinfrastruktur und Wärmepumpen ohne sofortigen Tiefbau verringert die Investitionskosten. Die SWN sehen langfristig (bis 2030) die Minimierung des Netzausbaus in Verteilnetzen, die Vermeidung von Netzengpässen und die Nutzbarmachung zeitlich verschiebbarer Lasten für fluktuierende erneuerbare Erzeugung als wirtschaftliche Ziele.

Aus Sicht der SWN verdeutlichen die Projektergebnisse, dass digitale Technologien einen konkreten Mehrwert für den Betrieb von Verteilnetzen schaffen. Potenziale ergeben sich insbesondere bei der verbesserten Bewertung von Netzsituationen, der frühzeitigen Erkennung kritischer Betriebszustände, der Unterstützung einer datenbasierten Netzplanung, der Vorbereitung zukünftiger Flexibilitätsanwendungen und der Umsetzung netzdienlicher Steuerungsprozesse. Die Kombination aus zusätzlichen Messdaten und Analyseverfahren unterstützt damit eine effizientere Nutzung vorhandener Netzkapazitäten.

5.4 Regulatorische Einordnung

Die eIoT-Plattform bildet den während der Projektlaufzeit in Kraft getretenen Steuerungsrahmen nach § 14a EnWG prototypisch ab. Sie wurde gegen die BSI-Energieanwendungsfälle EAF-1 (Steuerung steuerbarer Verbrauchseinrichtungen) und EAF-3 (Erfassung von Netzzustandsdaten) validiert [22] und setzt die diskriminierungsfreie Steuerung über die gesamte Wirkkette bis zum Akteur um (Abschnitt 3.2, Abschnitt 3.4.2). Sie gehört damit zu den wenigen prototypischen Umsetzungen des regulatorischen Anwendungsfalls und ist als Referenz für Netzbetreiber und Standardisierungsgremien verwertbar.

Die Erprobung zeigte zugleich eine konkrete Umsetzungshürde: Die CLS-basierte Steuerung über das SMGW setzt eine zeitlich verlässliche Datenlieferung im TAF 10 voraus, die im Feldtest an Firmware-Problemen der Messtechnik zunächst scheiterte, später dann funktionierte (Abschnitt 3.5.4). Die Interoperabilität zwischen Zähler, Gateway und Plattform ist in der Praxis oft noch nicht durchgängig gegeben.

Die weitergehenden regulatorischen Schlussfolgerungen des Projekts (eine messtechnische Mindestausstattung der Ortsnetzstationen, ein nichtdiskriminierendes Engpassmanagement und klare Rollendefinitionen im Messwesen) sind als Handlungsempfehlungen in Abschnitt 3.6.3 zusammengestellt. Ihre quantitative Grundlage, insbesondere die Messanforderungen einer belastbaren Netzzustandsschätzung, findet sich in Abschnitt 3.4.1 sowie Abschnitt 3.6.1.

6 Einordnung in den Stand der Technik und andere Entwicklungen

Abschnitt 2.2 beschreibt den Stand der Technik zu Projektbeginn. Dieses Kapitel ordnet die Projektergebnisse in den Stand der Technik zum Projektende (März 2026) ein.

6.1 Netzzustandsschätzung in Verteilnetzen

Die systematische Übersicht von Wagner et al. [43] (324 Studien, Zeitraum 2015–2025) zeigt drei Entwicklungen seit Projektbeginn: Erstens hat sich der Forschungsschwerpunkt von klassischen WLS-Verfahren mit homogenen Messungen hin zur Fusion heterogener Datenquellen (Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA), iMSys, Pseudomessungen) verschoben. Zweitens wächst die Zahl der Arbeiten, die Netzzustandsschätzung mit Cybersicherheit verbinden, etwa durch Intervall-Schätzer zur Erkennung von False-Data-Injection-Angriffen [52] oder durch Compressive Sensing [53]. Drittens bleibt der Reifegrad niedrig: Die meisten Arbeiten validieren ihre Verfahren in Simulationen oder in einer realitätsnahen Umgebung, während Demonstrationen an realen Netzen und insbesondere Feldtests mit realen Kunden im laufenden Netzbetrieb die Ausnahme bilden.

Das belgische SOLOMAX-Projekt [54] ist der engste Vergleichspunkt zu DISEGO. Bauke et al. [54] betreiben einen digitalen Zwilling mit WLS-basierter Netzzustandsschätzung in der Niederspannung und zeigen, dass bereits 10 % Sensordurchdringung für Spannungsabweichungen unter 0,5 % ausreichen. DISEGO unterscheidet sich durch die Integration mehrerer Datenquellen (IEC 104, SMGW, Pseudomessungen), die Erprobung in zwei deutschen Netzgebieten und die Einbettung der Netzzustandsschätzung in eine eIoT-Plattform mit Netzsteuerung und Entscheidungsunterstützung. Der Ansatz ist dabei bewusst minimalinvasiv angelegt: Statt eine eigene Sensordurchdringung auszubringen, stützt er sich auf die ohnehin vorhandene beziehungsweise regulatorisch vorgesehene Messinfrastruktur (Smart-Meter-Rollout, Leitwartenanbindung) und ergänzt sie gezielt um transformatorseitige Messungen, was den zusätzlichen Ausrüstungsaufwand für den Netzbetreiber gering hält. Die Szenarioanalyse von Zimmermann et al. [29] verknüpft erstmals den deutschen Energiewendepfad quantitativ mit Messanforderungen für die Netzzustandsschätzung.

Offene Fragen des Forschungsfelds sind die Unsicherheitsquantifizierung mit kalibrierten Konfidenzintervallen, die dreiphasige Niederspannungsmodellierung und die cyberresistente Netzzustandsschätzung bei unvollständigen Daten [43].

Weitere aktuelle Forschungsrichtungen sind verteilte beziehungsweise Multi-Area-Ansätze der Netzzustandsschätzung, die Netze in mehrere Teilbereiche zerlegen und die Schätzung lokal oder in einem koordinierten Multi-Area-Ansatz durchführen [3, 55]. Dies kann insbesondere für große Netze vorteilhaft sein, erfordert jedoch zusätzliche Kommunikations- und Koordinationsmechanismen, beispielsweise den Austausch von Randknoteninformationen zwischen benachbarten Teilbereichen sowie eine konsistente Zusammenführung der lokal geschätzten Teilergebnisse [55].

6.2 IoT-Plattformen für den Netzbetrieb

Seit Projektbeginn haben sich der regulatorische Rahmen und die Plattformarchitekturen für den Netzbetrieb weiterentwickelt. Die BSI-Technische Richtlinie zu Energieanwendungsfällen [6] hat mit EAF-1 bis EAF-3 erstmals funktionale Anwendungsfälle für die Steuerung und Überwachung über iMSys standardisiert. Diese existierten zum Projektstart noch nicht. Sie legen fest, welche Dienste bereitzustellen sind, lassen die protokoll- und semantikseitige Umsetzung der Steuerkette jedoch weitgehend offen.

Für die Automatisierung des Verteilnetzbetriebs selbst haben sich serviceorientierte Plattformarchitekturen entwickelt. Pau et al. [56] lösen die Netzleitfunktionen über eine modulare Microservice-Architektur aus monolithischen Leitsystemen heraus, weisen aber weder pragmatische Interoperabilität noch eine § 14a-konforme Steuerung nach. Leite et al. [57] harmonisieren die logischen Modelle von IoT-Geräten und Netzleitsystem über die Normen IEC 61970/61968 und IEC 61850 und erreichen damit semantische, jedoch

keine pragmatische Interoperabilität. Tran et al. [58] realisieren eine über eine IoT-Plattform gesteuerte Spannungsregelung im realen Niederspannungsnetz, beschränkt auf diese Einzelfunktion.

Parallel hat der digitale Zwilling für Energienetze an Bedeutung gewonnen [59]. Die Umsetzungen reichen von Cloud-Edge-Architekturen für die Umspannwerksüberwachung [60] bis zu hardwarenahen Demonstratoren [61]. Am nächsten an DISEGO liegt Idlbi et al. [62]: Der Zwilling führt die Netzzustandsschätzung in der Niederspannung in Echtzeit aus und mindert Engpässe durch PV-Abregelung, bleibt aber auf der syntaktisch-semantic Interoperabilitätsebene und auf diesen einen Eingriff beschränkt.

Im direkten Förderkontext adressieren zwei Projekte verwandte Fragen: KEMAL (FKZ 03EI6064) entwickelt mit dem priorisierten Laden einen iMSys-gestützten, kundenseitigen Mehrwertdienst rund um die § 14a-Steuerung, während PICNIC (FKZ 03EI6118) die dezentrale Spannungsqualitätsregelung über iMSys und SMGW simulativ untersucht. Beide bearbeiten Teilfunktionen, keine integrierte Betriebsplattform des Netzbetreibers.

Die eIoT-Plattform aus DISEGO setzt auf dieser offenen Umsetzungsebene an: Sie ist eine der wenigen Implementierungen, die gegen die BSI-Anwendungsfälle validiert wurde [22], und die Bewertung anhand des GridWise-Frameworks ergab Interoperabilität auf syntaktischer, semantischer und pragmatischer Ebene (Abschnitt 3.5.1). Keine der genannten Arbeiten vereint Plattformcharakter, integrierte Netzfunktionen (Netzzustandsschätzung, Steuerung, Modellverbesserung und Funkanbindung), pragmatische Interoperabilität und Erprobung in realen Feldtests. In dieser Kombination hebt sich der DISEGO-Ansatz von den genannten Arbeiten ab.

6.3 Kommunikationssicherheit

Während der Durchführung sind Arbeiten im Projekt Attribut [63] bekanntgeworden, die Cybersicherheit durch attributsbasierte Analyse von Malware durchführen. Die in DISEGO vorgenommenen Arbeiten grenzen sich davon ab, da hier spezifisch für das Stromnetz die Kommunikation attributsbasiert analysiert wurde. Ebenso wurden Arbeiten der Martin-Luther-Universität Halle bekannt, die Intrusion Detection in kommunalen Netzwerken behandeln [64]. Diese sind jedoch beschränkt auf Autoencoder und Behördennetzwerke. Es fehlt also der Bezug zu den besonderen Gegebenheiten des Stromnetzes.

Die Betriebskommunikation zwischen ONS und Verbrauchseinrichtung über ressourcenbeschränkte Funkprotokolle (LoRaWAN, Mioty) ist in keiner der genannten Arbeiten adressiert. DISEGO entwickelte mit dem Mioty-Protokoll und dem tokenbasierten IDS (Abschnitt 3.3) einen Ansatz, der Integrität, Authentizität und Zurechenbarkeit auf der Ebene des Weitbereichsfunks absichert, ohne eine zentrale Erkennungsinstanz vorauszusetzen.

6.4 Modellverbesserung und maschinelles Lernen

Im Projektzeitraum sind zahlreiche weitere Veröffentlichungen erschienen, mit der Prognose der Erzeugungsleistung bei erneuerbaren Energien mit Hilfe von ML oder generell mit dem „Erlernen“ von System- und Anlagenverhalten befassen, beispielsweise [65, 66]. Für den in DISEGO beispielhaft betrachteten Bereich der Photovoltaik ergab eine Literaturrecherche zu Projektbeginn, das hier schwerpunktmäßig Regressionen mittels Ensemble-Verfahren und Support Vector Machine (SVM)s eingesetzt wurden. Diese Techniken kommen nach wie vor häufig zum Einsatz. Es finden sich auch Ansätze mit unterschiedlichen Typen neuronalen Netzen, die jedoch in der Regel größere Mengen von Trainingsdaten erfordern und daher für den vorliegenden Anwendungsfall nicht geeignet sind (vgl. Abschnitt 3.4.4). Weiterhin geht es hier jedoch in der Regel darum, Verhalten oder Eigenschaften der Systeme aus großen Datenmengen vollständig zu erlernen. Der in DISEGO verfolgte Ansatz, bestehende Systemmodelle auf Basis des EOM [19] durch kontinuierliche Rückkopplung mit zugrundeliegenden realen System fortlaufend zu verbessern, stellt jedoch nach bestem Wissen der UDE weiterhin ein Alleinstellungsmerkmal dar.

Eine zukünftige Verwertung der zu Beginn des Projektes zur Verfügung gestandenen Techniken im Sinne einer Kombination von Entscheidungs- und Optimierungsalgorithmen, wie bspw. F9118 [7, 21], der die Präferenzen der Kriterien anhand einer Kategorisierung der Kriterien automatisch anpasst und aus scikit-learn stammender ML-Verfahren RandomForestClassifier, RandomForestRegressor, Gradient-BoostingRegressor und Tensorflow.keras als Framework sowie dem Sequential/Dense als Multilayer-Perceptron wurde durch den Einsatz bei der kontinuierlichen Systemmodellverbesserung bestätigt.

7 Notwendigkeit und Angemessenheit

7.1 Notwendigkeit der Forschungsarbeiten

Die in DISEGO durchgeführten Arbeiten waren notwendig, weil zum Zeitpunkt der Antragstellung keine einsatzfähige Lösung für eine durchgängige, softwarebasierte Automatisierung von Niederspannungsnetzen existierte. Zwar gab es Einzellösungen für Teilprobleme (Netzzustandsschätzung in Übertragungsnetzen, IoT-Plattformen außerhalb des Energiesektors, DLT-Anwendungen ohne Bezug zur Energietechnik), aber keine Integration dieser Ansätze aus der Perspektive eines Verteilnetzbetreibers. Eine systematische Analyse verwandter Vorhaben (Abschnitt 2.2) ergab, dass keines der identifizierten Projekte alle vier Forschungsbereiche von DISEGO abdeckte: Netzzustandsschätzung in der Niederspannung, sichere Funkkommunikation, kontinuierliche Modellverbesserung und eine eIoT-Plattform mit Netzbetreiberperspektive.

7.2 Notwendigkeit der öffentlichen Förderung

Eine rein privatwirtschaftliche Durchführung des Vorhabens war aus drei Gründen nicht realisierbar.

Erstens war der Forschungscharakter der Arbeiten zu ausgeprägt. Die Risikobewertung im Antrag identifizierte Unsicherheiten in allen Teilprojekten: fehlende wissenschaftliche Grundlagen für die DLT-gesicherte Funkkommunikation (Risiko R3.3.1), unzureichende Trainingsdaten für ML-Verfahren (R3.4.2), mögliche Inkompatibilitäten bei der Komponentenintegration (R4.2.1) und Unwägbarkeiten im Feldtest mit realen Kunden (R5.5.1 bis R5.5.6). Diese Risiken hätten eine privatwirtschaftliche Investition mit ungewisser Amortisation erfordert.

Zweitens war die interdisziplinäre Zusammensetzung des Konsortiums aus vier Hochschulen, zwei Netzbetreibern und einem Softwareunternehmen für ein einzelnes Unternehmen nicht herstellbar. Die Forschungsfragen erforderten Kompetenzen in Energiesystemtechnik, IT-Sicherheit, maschinellem Lernen und Netzbetrieb, die an keiner einzelnen Institution gebündelt vorliegen. Ebenso war der Zugang zu realer Netzinfrastruktur für Feldtests nur über die Netzbetreiber im Konsortium möglich.

Drittens fehlte zum Zeitpunkt der Antragstellung der regulatorische Rahmen. § 14a EnWG in seiner heutigen Fassung trat erst während der Projektlaufzeit in Kraft. Ohne regulatorische Grundlage für die netzorientierte Steuerung flexibler Verbraucher gab es keinen unmittelbaren Markt, der privatwirtschaftliche Investitionen gerechtfertigt hätte.

7.3 Angemessenheit des gewählten Ansatzes

7.3.1 Konsortialstruktur und Aufbau auf Vorarbeiten

Die Arbeitsteilung im Konsortium orientierte sich an den Kernkompetenzen der Partner (Abschnitt 1.3). Ausschlaggebend für die Angemessenheit dieser Aufteilung war, dass jeder Partner spezifische Infrastruktur, Schutzrechte oder Erfahrung einbrachte, die kein anderer ersetzen konnte. Die Industriepartner stellten am Markt eingeführte Software bereit, die nur sie selbst weiterentwickeln konnten: PGC die Netzsteuerung PSIngo, IAI die Entscheidungsunterstützung und Optimierung PSIqualicision AI. Die Netzbetreiber stellten andernorts nicht zugängliche reale Netzinfrastruktur bereit: die HNE den Innovationscampus und ihr LoRaWAN-Netz mit rund 560 Gateways, die SWN den Zugang zum Feldtest mit realen Kundenanschlüssen. Unter den Hochschulen verfügte allein die TUHH mit dem PHiLsLab über die Infrastruktur für Echtzeitsimulationen mit realer Leistungselektronik. HSU, UDE und HAW brachten ihre jeweilige Forschungsexpertise und ihre erprobten Software-Werkzeuge ein.

Ein wesentlicher Teil dieser Beiträge stammte aus sechs Vorgängerprojekten (Kapitel 1). Die Netzsteuerung PSIngo wurde angepasst, statt eine neue zu entwickeln, weil Netzsteuerung keine offene Forschungsfrage war [22]. Der Netzsimulator der UDE (AWB) und das EOM [19] waren bereits erprobt und wurden erweitert. Die LoRaWAN-Infrastruktur beider Netzbetreiber war vorhanden und musste nicht aufgebaut werden. Diese Wiederverwendung erprobter Komponenten begrenzte den Projektaufwand auf die tatsächlichen Forschungsfragen.

7.3.2 Mehrstufige Erprobung

Die Erprobung war in vier Stufen geplant (analytische Validierung, Simulation, Labortest, Feldtests), die den Reifegrad der Komponenten schrittweise steigern sollten. In der Umsetzung wurden diese Stufen nicht streng nacheinander durchlaufen. Die analytische Validierung in TP 5.1 prüfte zunächst, ob die in TP 2 definierten Anforderungen erfüllt waren. Simulation und Labortest wurden anschließend zu einer gemeinsamen Erprobungsumgebung verbunden, welche die Simulationsumgebung der UDE mit dem PHiLsLab der TUHH koppelte (Abschnitt 3.5.2). Die Feldtests an beiden Standorten liefen teilweise parallel zu dieser Erprobung, weil die Beschaffung und Inbetriebnahme der Feldhardware mehr Zeit beanspruchte als geplant (Abschnitt 7.3.3). Die überlappende Durchführung war angemessen: Die kontrollierte Erprobung in Simulation und Labor lieferte weiterhin die Grundlage, um Fehler vor dem Einsatz an realer Netzinfrastruktur zu erkennen, und die Parallelität hielt das Vorhaben trotz der Verzögerungen handlungsfähig.

Die Wahl zweier Feldteststandorte (Innovationscampus Hamburg und Netzgebiet Norderstedt) war notwendig, weil sie unterschiedliche Betriebsbedingungen abbildeten: Der Innovationscampus erlaubte provozierte Netzsituationen ohne Beeinträchtigung des Regelbetriebs, während der Norderstedter Feldtest die Praxistauglichkeit mit realen Kundenanschlüssen nachwies.

7.3.3 Abweichungen vom Arbeitsplan

Die Projektlaufzeit wurde gegenüber der ursprünglichen Planung (November 2022 bis Oktober 2025 bzw. Dezember 2022 bis November 2025 für die HSU) kostenneutral um vier (HSU) bzw. fünf Monate (übrige Partner) bis zum 31. März 2026 verlängert. Ursache waren Verzögerungen beim Ein- und Aufbau sowie bei der Beschaffung der erforderlichen Hardware in allen Erprobungsstufen: Die Beschaffung und Inbetriebnahme von mME und SMGW bei den Stadtwerken Norderstedt, die KVS-Anbindung sowie die Konfiguration der Kommunikationsinfrastruktur am Innovationscampus der HNE benötigten mehr Zeit als geplant. Hinzu kamen personelle Wechsel im Projektteam, die den Ablauf zusätzlich verzögerten. Die Verlängerung ermöglichte die vollständige Durchführung und Auswertung aller Testszenarien. Einzelne Erprobungen, insbesondere die abschließenden Tests der automatisierten Steuerung im Feldtest Norderstedt, konnten erst kurz nach dem offiziellen Projektende abgeschlossen werden (Abschnitt 3.5.4). Ein zusätzlicher Nutzen ergab sich daraus, dass der verlängerte Projektzeitraum in die Heizperiode fiel und so das Verhalten von Wärmepumpen nach Steuerungsbefehlen im Feldtest analysiert werden konnte.

8 Verwendung der Zuwendung

Tabelle 8.1 gibt einen Überblick über die je Teilvorhaben bewilligte Zuwendung.

Tabelle 8.1: Bewilligte Zuwendung je Teilvorhaben

FKZ	Kürzel	Zuwendung (€)
03EI6078A	HSU	283.149,76
03EI6078B	HAW	259.545,50
03EI6078C	TUHH	362.513,66
03EI6078D	UDE	263.146,60
03EI6078E	HNE	212.645,90
03EI6078F	SWN	370.867,21
03EI6078G	IAI	93.399,50
03EI6078H	PGC	464.981,75
Summe		2.310.249,88

Im Folgenden wird auf die wichtigsten Kostenpositionen sowie deren Bedeutung für die erfolgreiche Durchführung des Vorhabens eingegangen. Die detaillierten zahlenmäßigen Nachweise erfolgen im Rahmen der Verwendungsnachweise der jeweiligen Projektpartner. Diese enthalten sämtliche tatsächlich angefallenen Aufwendungen des Projekts, aufgeschlüsselt nach allen relevanten Kostenpositionen.

Schwerpunktmäßig gliederte sich die Mittelverwendung in folgende Kategorien:

Personalaufwand Der größte Teil der Mittel fiel auf wissenschaftliches, technisches und unterstützendes nicht-technisches Personal. Die Aufwendungen umfassten insbesondere die Entwicklung, Implementierung, Validierung und das Testen der Algorithmen, Systemkomponenten und Schnittstellen sowie das Projektmanagement und die Koordination des Verbundprojekts.

Material Für die Durchführung des Vorhabens wurden verschiedene Komponenten beschafft. Aufseiten der SWN betraf dies insbesondere Mess- und Kommunikationstechnik sowie Hardware für den Aufbau des Feldtests. Seitens der TUHH wurde der Echtzeitsimulator OPAL-RT sowie die zugehörigen Softwarekomponenten und Lizenzen gekauft. Weiterhin wurde die Lizenz für die Cloudumgebung PSIngo/360 der PGC sowie der Systembereitstellungsservice gezahlt. Diese Beschaffungen waren erforderlich für die Systementwicklung, die Laborausstattung und die Vorbereitung der Feldtests.

FE-Fremdleistungen Im Rahmen von Dienstleistungsverträgen wurden insbesondere aufseiten der SWN Leistungen zur Netzleittechnik, zur Integration und zum Betrieb des LoRaWAN-Network-Servers, zur Einbindung der Funkkommunikation in das Netzleitsystem sowie Elektroinstallations- und Programmierarbeiten beauftragt. Diese Leistungen wurden aus technischen und wirtschaftlichen Gründen an Dritte vergeben.

Reisekosten Für Projektmeetings, Workshops und Konferenzen wurden Reisekosten aufgewendet.

Abschreibungen auf vorhabensspezifische Anlagen Für das Projekt wurden spezifische Anlagen und Komponenten angeschafft, die nicht zur betriebsüblichen Grundausrüstung gehören. Die entsprechenden Kosten wurden anteilig über die betriebsgewöhnliche Nutzungsdauer abgeschrieben. Bei der IAI wurden die Mietaufwände für das Hosting des Kommunikationsmittels Mattermost Chat (GitLab) zur DISEGO-internen Kommunikation auf Chat-Level nach Absprache mit dem Projektträger als Abschreibung deklariert. Aufseiten der SWN entfielen weitere Abschreibungen auf im Projekt beschaffte vorhabensspezifische Anlagen.

Sonstige unmittelbare Vorhabenkosten Unter diese Kategorie fielen projektbezogene Sondereinzelkosten sowie entstandene Kosten für die allgemeine Verwaltung. Hierzu zählen insbesondere Maßnahmen zur Ergebnisverbreitung und Öffentlichkeitsarbeit, wie z. B. die Erstellung und Veröffentlichung von Fachpublikationen, externe Gutachten sowie Beiträge zu Konferenzen. Allgemeine Verwaltungskosten, die unmittelbar dem Vorhaben zuzurechnen sind, wurden ebenfalls in dieser Kategorie erfasst. Aufseiten der Unternehmenspartner zählten hierzu zudem Aufwände für Softwarelizenzen, die Systemintegration und den Serverbetrieb.

Die Aufwände sind im Sinne des Projektes und der angestrebten Ziele entstanden. Eine beantragte und durchgeführte kostenneutrale Verlängerung um vier (HSU) bzw. fünf Monate (übrige Partner) diene insbesondere dazu, die zentralen Projektergebnisse weiterzuentwickeln, offene Arbeitspakete weiterzuführen und die Ergebnisse zu vervollständigen (siehe Abschnitt 7.3.3).

9 Zusammenfassung

Das Verbundvorhaben DISEGO entwickelte und erprobte eine eIoT-Plattform zur softwarebasierten Automatisierung von Niederspannungsnetzen. Sie ersetzt den angesichts wachsender Lasten zunehmend erforderlichen Netzausbau nicht, kann aber Engpässe sichtbar machen, vorhandene Netzkapazität besser ausnutzen und die Zeit bis zur Netzertüchtigung überbrücken. Die vier übergeordneten Ziele wurden weitestgehend erreicht (Kapitel 4): eine dezentrale, minimalinvasive Netzzustandsüberwachung, eine kontinuierliche Verbesserung der Anlagenmodelle mit dem Qualitativen Labeling und maschinellem Lernen, eine manipulationssichere Funkanbindung dezentraler Anlagen sowie die Integration dieser Komponenten in die Plattform.

Den Ausgangspunkt bildet die Netzzustandsschätzung (Abschnitt 3.4.1), die mit einem Branch-Current-basierten Weighted-Least-Squares-Verfahren und einem Dreiphasenmodell Messwerte aus Ortsnetzstationen, intelligenten Messsystemen und Pseudomessungen zu einem vollständigen Netzzustandsbild verdichtet und so auch Netzbereiche ohne eigene Messung erschließt. Sie liefert auch bei geringer Messdichte belastbare Ergebnisse, reagiert aber empfindlich auf Topologiefehler und moderat auf Messrauschen und hängt von der Qualität der Stamm- und Netzdaten ab. Eine ergänzende Analyse der Messanforderungen bestätigte, dass eine transformatorseitige Messung die Schätzgenauigkeit gegenüber einer reinen Smart-Meter-Erfassung erheblich verbessert (Abschnitt 3.6.1).

Damit die in die Schätzung eingehenden Anlagenmodelle die Realität genauer abbilden, wurde ihre kontinuierliche Verbesserung aus zwei Perspektiven bearbeitet. Auf der Prosumer-Seite (Abschnitt 3.4.4) koppelte die UDE das EOM über das PMML-Format mit Verfahren des maschinellen Lernens und korrigierte die Abweichung zwischen berechneter und gemessener Erzeugungsleistung von Photovoltaikanlagen. Bei fehlerhaft parametrisierten Modellen sank die mittlere Tagesabweichung von 9,2 auf 1,38 kWh, bei gut parametrisierten blieb der Effekt gering. Auf der Netzbetreiber-Seite (Abschnitt 3.4.5) bewertet die IAI mit der Qualicision-AI-Technologie Netzdaten qualitativ und leitet daraus unter anderem eine Messpunktoptimierung ab.

Aus dem geschätzten Netzzustand leitet die Netzsteuerung (Abschnitt 3.4.2) die Eingriffe ab. Sie wurde in zwei Varianten umgesetzt: eine sensitivitätsbasierte, minimalinvasive Regelung, die nur die wesentlich zum Engpass beitragenden Anlagen begrenzt, und eine diskriminierungsfreie Regelung nach § 14a EnWG, die alle steuerbaren Verbrauchseinrichtungen im betroffenen Netzbereich gleichbehandelt und dafür eine höhere Gesamtreduktion in Kauf nimmt.

Die dezentralen Anlagen werden über ein manipulationssicheres Funkprotokoll angebunden (Abschnitt 3.4.3). Da sich das ursprünglich vorgesehene LoRaWAN für die Sicherheitsanforderungen als ungeeignet erwies, wurde das Mioty-Protokoll als manipulationssichere Funkstrecke prototypisch erprobt; die operative Messübertragung am Innovationscampus lief hingegen weiterhin über LoRaWAN. Ein autark betriebener Hardware-Prototyp übertrug dort über zwei Wochen mit einer Empfangsrate von 98 %. Ergänzend klassifizierte eine verteilte, tokenbasierte Angriffserkennung Man-in-the-Middle- und Zertifikatsdiebstahl-Angriffe mit 98 % Genauigkeit. Die eIoT-Plattform (Abschnitt 3.4.7) bindet alle Komponenten über offene Schnittstellen ein, teils als extern angebundene Dienste; sie ist eine Microservice-Architektur auf Kubernetes und Apache Kafka, an die Backend-Systeme beider Netzbetreiber angebunden und mit einer per Erreichbarkeitsanalyse gegen die EAF-1 und EAF-3 des BSI nachgewiesenen pragmatischen Interoperabilität [22].

Die Erprobung führte von der analytischen Validierung über Simulation und Labortest zu zwei Feldtests (Abschnitt 3.5). Die Steuerung nach § 14a EnWG wurde dabei über die gesamte Wirkkette von der Plattform bis zum Akteur zweifach nachgewiesen: am Innovationscampus der HNE in einer kontrollierten Testumgebung mit künstlich herbeigeführtem Engpass und im Netzgebiet der SWN mit realen Kundenanlagen, von der Steuerung einer einzelnen Wärmepumpe bis zur gleichzeitigen, diskriminierungsfreien Steuerung eines gesamten Straßenzugs. Ergänzende Analysen behandelten die Skalierbarkeit der Plattform, Standardisierungspotenziale und regulatorische Empfehlungen (Abschnitt 3.6).

Über den technischen Nachweis hinaus adressiert DISEGO eine der drängenden Fragen der Energiewende: Die Elektrifizierung von Wärme und Mobilität lässt die Lasten in den Verteilnetzen rascher steigen, als sich diese konventionell ausbauen lassen, gerade in Ballungsräumen mit begrenztem baulichem Spielraum.

Die entwickelten Verfahren machen den Zustand der Niederspannungsnetze mit geringem messtechnischem Aufwand sichtbar und erlauben eine diskriminierungsfreie, § 14a-konforme Steuerung flexibler Verbraucher. So lässt sich die vorhandene Netzkapazität besser ausschöpfen und der Anschluss neuer Wärmepumpen und Ladepunkte vorziehen, während die Netzertüchtigung nachgezogen wird. Der volkswirtschaftliche Nutzen liegt in einem geringeren und zeitlich gestreckten Ausbaubedarf bei weiterhin sicherem Netzbetrieb; die eingesetzten Mittel tragen damit zu einer schnelleren und kostengünstigeren Integration klimafreundlicher Technologien in die Stromnetze bei.

Literaturverzeichnis

- [1] N. Damianakis, G. R. Chandra Mouli und P. Bauer. „Grid impact of photovoltaics, electric vehicles and heat pumps on distribution grids – An overview“. In: *Applied Energy* 380 (2025), S. 125000. ISSN: 0306-2619. DOI: 10.1016/j.apenergy.2024.125000.
- [2] B. Thormann und T. Kienberger. „Evaluation of Grid Capacities for Integrating Future E-Mobility and Heat Pumps into Low-Voltage Grids“. In: *Energies* 13.19 (2020). ISSN: 1996-1073. DOI: 10.3390/en13195083.
- [3] A. Primadianto und C.-N. Lu. „A Review on Distribution System State Estimation“. In: *IEEE Transactions on Power Systems* 32.5 (2017), S. 3875–3883. DOI: 10.1109/TPWRS.2016.2632156.
- [4] K. Dehghanpour, Z. Wang, J. Wang, Y. Yuan und F. Bu. „A Survey on State Estimation Techniques and Challenges in Smart Distribution Systems“. In: *IEEE Transactions on Smart Grid* 10.2 (2019), S. 2312–2322. DOI: 10.1109/TSG.2018.2870600.
- [5] Bundesnetzagentur. *Netzorientierte Steuerung von steuerbaren Verbrauchseinrichtungen und steuerbaren Netzanschlüssen nach § 14a EnWG*. Beschluss BK6-22-300, Anlage 1. Bundesnetzagentur, Beschlusskammer 6, 2023. URL: https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Beschlusskammern/1_GZ/BK6-GZ/2022/BK6-22-300/Beschluss/BK6-22-300_Beschluss_Anlage1.pdf (besucht am 24.06.2026).
- [6] Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik. *Energieanwendungsfälle und deren zugehörige Anwendungsdienste im intelligenten Messsystem*. Technische Richtlinie BSI TR-03109-TS Anlage IX. BSI, 2023.
- [7] R. Felix. „Learning of Consistent Preference Relations for Decision Making and Optimization in Context of Interacting Goals“. In: *Joint Proceedings of the 19th World Congress of the International Fuzzy Systems Association (IFSA), the 12th Conference of the European Society for Fuzzy Logic and Technology (EUSFLAT), and the 11th International Summer School on Aggregation Operators (AGOP)*. Bratislava, Slovakia: Atlantis Press, 2021.
- [8] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. *Innovationen für die Energiewende: 7. Energieforschungsprogramm der Bundesregierung*. Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi), 2018.
- [9] M. E. Baran und A. W. Kelley. „State Estimation for Real-Time Monitoring of Distribution Systems“. In: *IEEE Transactions on Power Systems* 9.3 (1994), S. 1601–1608. DOI: 10.1109/59.336098.
- [10] M. E. Baran und A. W. Kelley. „A Branch-Current-Based State Estimation Method for Distribution Systems“. In: *IEEE Transactions on Power Systems* 10.1 (1995), S. 483–491. DOI: 10.1109/59.373974.
- [11] M. E. Baran, J. Jung und T. E. McDermott. „Including Voltage Measurements in Branch Current State Estimation for Distribution Systems“. In: *IEEE Power & Energy Society General Meeting*. 2009. DOI: 10.1109/PES.2009.5275479.
- [12] G. Fortino, C. Savaglio, G. Spezzano und M. Zhou. „Internet of Things as System of Systems: A Review of Methodologies, Frameworks, Platforms, and Tools“. In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems* 51.1 (2021), S. 223–236. DOI: 10.1109/TSMC.2020.3042898.
- [13] Forschungsgemeinschaft für Elektrische Anlagen und Stromwirtschaft. *FlexHub: Verteiltes Flexibilitätsdatenregister für Strommärkte der Energiewende*. Abschlussbericht. Förderkennzeichen 0350056 A-F. Mannheim: FGH e. V., 2023.
- [14] A. Dognini, M. Haghighi, A. Monti, T. Storek und D. Müller. *FISMEP - FIWARE für smart energy platform - Entwicklung und Feldtest Demonstration : Schlussbericht : Berichtszeitraum: 01.12.2017-30.11.2020*. Aachen, 2021. DOI: 10.2314/KXP:1804327409. URL: <https://www.tib.eu/de/suchen/id/TIBKAT%3A1804327409>.

- [15] *Smart End-to-end Massive IoT Interoperability, Connectivity and Security*. H2020-IoT-03-2017. URL: <https://www.semiotics-project.eu/>.
- [16] BDEW Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft und Forschungsgemeinschaft für Elektrische Anlagen und Stromwirtschaft. *Metastudie Smart Grid: Forschungsüberblick Intelligente Stromnetze*. Techn. Ber. Berlin: BDEW, 2016.
- [17] E. Wagner, A. Breuer und O. H. Franz. „Designetz: a modular concept for the energy transition – from isolated solutions to an efficient energy system of the future“. In: *CIREN*. 2017, S. 2670–2673. DOI: 10.1049/oap-cired.2017.0949.
- [18] P. Goergens, F. Potratz, M. Cramer, A. Schnettler und S. Willing. „Review of the Smart Operator in the Field“. In: *CIREN Workshop 2016*, S. 139. DOI: 10.1049/cp.2016.0739.
- [19] C. Derksen und R. Unland. „The EOM: An Adaptive Energy Option, State and Assessment Model for Open Hybrid Energy Systems“. In: *2016 Federated Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS)*. 2016, S. 1507–1515. DOI: 10.15439/2016F392.
- [20] A. Mosavi, M. Salimi, S. Faizollahzadeh Ardabili, T. Rabczuk, S. Shamshirband und A. R. Varkonyi-Koczy. „State of the Art of Machine Learning Models in Energy Systems, a Systematic Review“. In: *Energies* 12.7 (2019), S. 1301. DOI: 10.3390/en12071301.
- [21] R. Felix. „On Consistency of Decision Goals and Separability of Preferences of Decision Alternatives“. In: *Proceedings of the 2015 Conference of the International Fuzzy Systems Association and the European Society for Fuzzy Logic and Technology (IFSA-EUSFLAT)*. Atlantis Press, 2015, S. 844–850. ISBN: 978-94-62520-77-6. DOI: 10.2991/ifsa-eusflat-15.2015.119.
- [22] A. Karmann, M. Kilthau, C. Derksen, F. Strobel, L. Bittermann, K. Korotkiewicz, J. Ostmeyer und A. Fay. „Towards Pragmatic Interoperability: A Conceptual Framework for an Energy Iot Platform in the German Energy Sector“. In: *CIREN Workshop 2024*. Vienna, Austria: IET, 2024, S. 34. DOI: 10.1049/icp.2024.1880.
- [23] Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik. *Technische Richtlinie BSI TR-03109-1, Anlage VII: Interoperabilitätsmodell und Geräteprofile für Smart-Meter-Gateways*. Technische Richtlinie BSI TR-03109-1 Anlage VII. Version 1.0. BSI, 2019. URL: https://www.bsi.bund.de/SharedDocs/Downloads/DE/BSI/Publikationen/TechnischeRichtlinien/TR03109/TR-03109-1_Anlage_Interop-Modell-Geraeteprofile.pdf.
- [24] VDE Verband der Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik. *Technischer Informationsaustausch an der Schnittstelle zur Liegenschaft und den darin befindlichen Elementen der Kundenanlagen – Teil 6-1: Use Cases*. Anwendungsregel VDE-AR-E 2829-6-1. VDE, Dez. 2022.
- [25] A. S. Zamzam, X. Fu und N. D. Sidiropoulos. „Data-Driven Learning-Based Optimization for Distribution System State Estimation“. In: *IEEE Transactions on Power Systems* 34.6 (2019), S. 4796–4805. DOI: 10.1109/TPWRS.2019.2909150.
- [26] F. T. L. Strobel, D. Babazadeh, S. Stock und C. Becker. „Uncertainty Quantification for Branch-Current State Estimation in Power Distribution Systems“. In: *2024 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT EUROPE)*. 2024, S. 1–5. DOI: 10.1109/ISGTEUROPE62998.2024.10863319.
- [27] H. Ipach, S. Stock und C. Becker. „A Modified Branch-Current Based Algorithm for Fast Low Voltage Distribution Grid State Estimation using Smart Meter Data“. In: *ETG Congress 2021*. 2021.
- [28] S. Thoma, F. Strobel, P. Hube, A. Wichmann, P. T. Baboli und C. Becker. „Analysis of Measurement Errors in Low-Voltage Distribution Networks: A German Case Study“. In: *International Conference on Sustainable Energy (ICUE 2026)*. 2026, status: accepted.
- [29] N. Zimmermann, L. P. Wagner, L. von Rönn, F. Strobel, P. Hüttmann und F. Gehlhoff. „Coupling Scenario-Based Grid Simulations with State Estimation: Measurement Requirements for Low-Voltage Networks under the German Energy Transition Pathway“. In: *Energies* 19.3494 (15 2026). DOI: 10.3390/en19153494.

- [30] K. H. Wöhnert. „Distributed Machine Learning Based Intrusion Detection System for Smart Grid“. In: *Sicherheit 2024*. Bd. P-345. Sicherheit 2024: Sicherheit, Schutz und Zuverlässigkeit. Gesellschaft für Informatik e.V., 2024, S. 275–280. ISBN: 978-3-88579-739-5.
- [31] K. H. Wöhnert et al. „Robust Identity Tokens for Intrusion Detection in Smart Grids“. In: *33. DFN-Konferenz „Sicherheit in vernetzten Systemen“*. 2026.
- [32] K. H. Wöhnert. „Lightweight Federated Learning Based Detection of Malicious Activity in Distributed Networks“. In: *German Conference on Artificial Intelligence 2023*. DC@KI2023: Proceedings of Doctoral Consortium at KI 2023. 2023, S. 103–112.
- [33] K. H. Wöhnert und V. Skwarek. „Artificial Intelligence Based Identity Learning for Malware Detection Using Fuzzified Advanced Robust Hashes“. In: *crypto day matters 34*. Gesellschaft für Informatik e.V./FG KRYPTO, 2023.
- [34] R. Felix. „Real world applications of a fuzzy decision model based on relationships between goals for finance services and sequencing for the assembly of cars“. In: *Soft Computing* 12.2 (2007), S. 129–135.
- [35] R. Felix. „Optimization of Partly Conflicting Goals in Complex Resource Planning“. In: *Proceedings of the 8th Conference of the European Society for Fuzzy Logic and Technology (EUSFLAT)*. Milan, Italy: Atlantis Press, 2013.
- [36] E. Hüllermeier, R. Kruse und F. Hoffmann, Hrsg. *Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems: 13th International Conference, IPMU 2010, Dortmund, Germany*. Communications in Computer and Information Science. Berlin Heidelberg: Springer, 2010.
- [37] R. Felix. „Relationships between goals in multiple attribute decision making“. In: *Fuzzy Sets and Systems* 67.1 (1994), S. 47–52.
- [38] L. P. Wagner, F. T. L. Strobel, L. Bittermann und F. Gehlhoff. „Supporting Manual Decision-Making in Distribution Grid Operations“. In: *IET Conference Proceedings*. 45. Berlin, Germany: IET, 2025, S. 149–156. DOI: 10.1049/icp.2025.4295.
- [39] L. Thurner, A. Scheidler, F. Schäfer, J.-H. Menke, J. Dollichon, F. Meier, S. Meinecke und M. Braun. „Pandapower—An Open-Source Python Tool for Convenient Modeling, Analysis, and Optimization of Electric Power Systems“. In: *IEEE Transactions on Power Systems* 33.6 (2018), S. 6510–6521. DOI: 10.1109/TPWRS.2018.2829021.
- [40] R. Rödger. „Untersuchung und Bewertung von Steuerungskonzepten im Kontext der Verteilnetzsteuerung durch einen Verteilnetzbetreiber“. Seminararbeit. Helmut-Schmidt-Universität Hamburg, März 2024.
- [41] R. Rödger. „Konzeption eines Informationsmodells für die Integration von steuerbaren Verbrauchseinrichtungen in das Niederspannungsnetz im Kontext der Verteilnetzsteuerung nach § 14a EnWG“. Masterarbeit. Helmut-Schmidt-Universität Hamburg, Sep. 2024.
- [42] C. T. Force. „Benchmark systems for network integration of renewable and distributed energy resources“. In: *Final Report of Task Force C6.04.02* (Apr. 2014), S. 63.
- [43] L. P. Wagner, V. Henkel und F. Gehlhoff. „A Systematic Review of State Awareness and Diagnosis in Distribution Grids“. In: *Energy Conversion and Management: X* (2026). im Review.
- [44] N. Zimmermann, M. Kilthau, G. Suriyamorthy und F. Gehlhoff. „Non-Discriminatory Distributed Grid Congestion Management for Low-Voltage Networks Considering Prosumer’s Preferences: A Practical Approach“. In: *CIREN 2025 Conference*. Bd. 14. Geneva, Switzerland: IET, 2025. DOI: 10.1049/icp.2025.1476.
- [45] S. Limmer, A. Kenny, T. Ray, F. Lanfermann, H. K. Singh und A. Castellani. „Design of Fair and Interpretable Electric Vehicle Charging Policies through Genetic Programming“. In: *Applied Energy* 404 (2026), S. 127176. DOI: 10.1016/j.apenergy.2025.127176.
- [46] A. Wolff. „Kommunikationsinfrastruktur in Smart Grids: Analyse der Datenübertragung zwischen steuerbaren Verbrauchseinrichtungen und Systemen des Netzbetreibers“. Bachelorarbeit. Helmut-Schmidt-Universität Hamburg, Jan. 2025.

- [47] K. H. Wöhnert, S.-J. Wöhnert und V. Skwarek. „Secure, Verifiable Object Identities as Enabler for Value Creation in Distributed Networks“. In: *The Monetization of Technical Data: Innovations from Industry and Research*. Springer, 2023, S. 209–222.
- [48] K. H. Wöhnert. „Robust Identity Tokens for Intrusion Detection“. In: *15th SPRING Graduate Workshop*. 2025.
- [49] N. J. Zimmermann. „Entwicklung eines dezentralen präventiven Steuerungskonzepts für Ladesäulen unter Berücksichtigung des Gesetzentwurfs § 14a des EnWG“. Masterarbeit. Helmut-Schmidt-Universität Hamburg, Apr. 2024.
- [50] L. P. Wagner und A. Fay. „Methodology for Deriving Parameters for Optimization Models of Systems of Flexible Energy Resources“. In: *IEEE Open Journal of the Industrial Electronics Society* 5 (2024), S. 737–757. DOI: 10.1109/OJIES.2024.3425934.
- [51] J. Galys, L. P. Wagner und F. Gehlhoff. „Correcting Aging-Induced Drift in Simulation Models of AEM Electrolyzers via Bayesian Parameter Adaptation“. In: *4th IEEE Industrial Electronics Society Annual Online Conference (ONCON)*. IEEE, 2025, S. 1–6. DOI: 10.1109/ONCON68412.2025.11383905.
- [52] S. Wei, Z. Wu, J. Xu und Q. Hu. „Multiarea Probabilistic Forecasting-Aided Interval State Estimation for FDIA Identification in Power Distribution Networks“. In: *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 20.3 (2024), S. 4271–4282. DOI: 10.1109/TII.2023.3321098.
- [53] H. Zhu, K. Zhang, J. Yan und X. Bai. „FDI-Resilient State Estimation for Distribution Networks Using Compressive Sensing“. In: *2025 2nd International Conference on Electrical Power Systems and Intelligent Control (EPSIC)*. 2025, S. 83–87. DOI: 10.1109/EPSIC68233.2025.00020.
- [54] J. Bauke, A. Rouffignon, X. Bustamante und D. Vangulick. „SOLOMAX Project - A Real-Time Digital Twin Demonstrator for Renewable Curtailment Optimization in Low Voltage Networks Based on Grid State Estimation“. In: *IET Conference Proceedings* 2025.14 (2025), S. 1630–1634. DOI: 10.1049/icp.2025.1887.
- [55] M. Pau, F. Ponci, A. Monti, S. Sulis, C. Muscas und P. A. Pegoraro. „An Efficient and Accurate Solution for Distribution System State Estimation with Multiarea Architecture“. In: *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 66.5 (2017), S. 910–919. DOI: 10.1109/TIM.2016.2642598.
- [56] M. Pau, M. Mirz, J. Dinkelbach, P. McKeever, F. Ponci und A. Monti. „A Service Oriented Architecture for the Digitalization and Automation of Distribution Grids“. In: *IEEE Access* 10 (2022). DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3164393.
- [57] J. B. Leite und M. Kezunovic. „Integrating IoT Devices with Distribution Energy Management System by Harmonizing Their Logical Models Using IEC Standards 61970/61968 and 61850“. In: *2023 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*. 2023. DOI: 10.1109/PESGM52003.2023.10252950.
- [58] M.-Q. Tran, T. T. Tran, A. T. Huu Nguyen, P. H. Nguyen, D. Steen, L. A. Tuan und T. T. Mai. „MPC-Based Coordinated Voltage Control in LV Distribution Systems: A Case Study in Chalmers Campus Network“. In: *2023 IEEE Asia Meeting on Environment and Electrical Engineering (EEE-AM)*. 2023. DOI: 10.1109/EEE-AM58328.2023.10395131.
- [59] D. Sarathkumar, P. Manikandan, R. Shivakumar, R. Kalaiarasan, N. Govinthasamy, K. Karthi, T. Loganayagi und A. Pradeep. „Digital Twin Technology for Smart Grid Monitoring and Control“. In: *2026 IEEE International Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science (SCEECS)*. 2026, S. 1–6. DOI: 10.1109/SCEECS68810.2026.11429733.
- [60] W. Xiqiong, Y. Lei, G. Zhilin, W. Yesheng und H. Zhihai. „Digital Twin-Enabled Monitoring and Modeling of Substation Secondary Systems in Distributed Generation Networks“. In: *Distributed Generation and Alternative Energy Journal* 40.4 (2025), S. 793–822. DOI: 10.13052/dgaej2156-3306.4048.
- [61] A. U. Rehman. „Hardware-Embedded Digital Twins for Advanced Monitoring and Management in Cyber-Physical Smart Grids with RERs and BESS Integration“. In: *2025 International Conference on Emerging Technologies in Electronics, Computing, and Communication (ICETECC)*. 2025, S. 1–6. DOI: 10.1109/ICETECC65365.2025.11071254.

- [62] B. Idlbi und D. Graeber. „Towards Digital Twin of Distribution Grids with High Share of Distributed Energy Systems Environment for State Estimation and Congestion Management“. In: *Energies* 19.3 (2026), S. 720. DOI: 10.3390/en19030720.
- [63] D. Siegel, R. Altschaffel, S. Feustel, S. Kiltz, C. Krätzer, J. Dittmann und C. Vielhauer. „Attributierung von Stego-Malware Vorfällen mittels Open Source Intelligence“. In: *SICHERHEIT 2026*. Gesellschaft für Informatik, Bonn, 2026. DOI: 10.18420/sicherheit2026_11.
- [64] S. Karius, P. Rösner und S. Wefel. „Autoencoder-basierte, datensparsame Anomalieerkennung in Rechnernetzen“. In: *SICHERHEIT 2026*. Gesellschaft für Informatik, Bonn, 2026. DOI: 10.18420/sicherheit2026_01.
- [65] A. M. Rchid, M. Attia, M. E. Mohamed Mahmoud, Z. Aoulmi und A. O. Mahmoud. „Solar photovoltaic power generation using machine learning considering weather conditions: A case study of Biret, Mauritania“. In: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 162 (2025), S. 112621. ISSN: 0952-1976. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.112621>.
- [66] V. H. Raj, P. L. Kumar, K. Pandey, K. Prashant, S. Kalyani, R. Najm und G. Nijhawan. „Adaptive Machine Learning Models for Enhanced Renewable Energy Forecasting and Grid Stability“. In: *2025 International Conference on Cognitive Computing in Engineering, Communications, Sciences and Biomedical Health Informatics (IC3ECSBHI)*. 2025, S. 753–758. DOI: 10.1109/IC3ECSBHI63591.2025.10990937.