

Forschungsbericht BWPLUS

**Versorgungsqualität und -sicherheit in der industriellen  
Produktion bei Einspeisung aus Erneuerbaren Energien  
(VIPEEER)**

von

Adrian Eisenmann, Krzysztof Rudion

Universität Stuttgart  
Institut für Energieübertragung und Hochspannungstechnik

Förderkennzeichen: BWSGF 17001

Laufzeit: 01.04.2017 – 31.12.2020

Die Arbeiten des Baden-Württemberg-Programms Lebensgrundlage Umwelt und ihre  
Sicherung (BWPLUS) werden mit Mitteln des Landes Baden-Württemberg gefördert

März 2021

## Dokumenteigenschaften

Titel	Versorgungsqualität und -sicherheit in der industriellen Produktion bei Einspeisung aus Erneuerbaren Energien
Einrichtungen	<ul style="list-style-type: none"><li>• Universität Stuttgart, Institut für Energieübertragung und Hochspannungstechnik (Prof. Rudion)</li><li>• ARENA2036 e.V. (Peter Fröschle)</li><li>• Netze BW GmbH (assoziiert)</li></ul>
Erstellt von	Adrian Eisenmann
Beteiligte	Prof. Dr.-Ing. Krzysztof Rudion

## Kurzfassung Projekt VIPEEER

Im Fokus des Projekts VIPEEER steht eine ganzheitliche Betrachtung der Spannungsqualität in industriellen, elektrischen Netzen bei Einspeisung aus erneuerbaren Energien. Dabei stehen insbesondere analytische, prädiktive und aktive Algorithmen zur Erfassung, Vorhersage und Verbesserung der Netzqualität im Fokus. Inhaltlich gliedert sich das Projekt daher in fünf Arbeitspakete:

- 1) Durchführung einer Ist-Analyse
- 2) Modellentwicklung für die Spannungsqualität
- 3) Entwicklung einer Zustandsschätzung zur Prognose der Spannungsqualität
- 4) Implementierung eines Überwachungssystems zur Feststellung des aktuellen Netzzustands
- 5) Untersuchung von Lastzuständen elektrischer Industrienetze im Inselbetrieb

Das Projekt wurde vollumfänglich umgesetzt. Die unter 1) - 5) genannten Punkte wurden erfolgreich entwickelt, analysiert und ausgewertet. Als Konsequenz konnten zahlreiche Anknüpfungspunkte identifiziert werden, die neue, vielversprechende Forschungsfragen aufwerfen. Daneben konnten Teilergebnisse der Öffentlichkeit durch mehrere Veröffentlichungen auf einschlägigen, internationalen Konferenzen verfügbar gemacht und diskutiert werden.

Durch die erstmalige ganzheitliche Betrachtung der Spannungsqualität im derzeit genormten Frequenzbereich bis 2 kHz konnten Interdependenzen der messtechnischen Erfassung, der simulativen Abbildung, der datenbasierten Analyse und der präventiven Vorhersagbarkeit von Phänomenen der Spannungs- und Stromqualität herausgearbeitet werden. Die evaluierten Zusammenhänge ermöglichen eine tiefgehende Analyse der normativ definierten und darüberhinausgehender Phänomene sowie die Evaluierung neuer Forschungsfragen für anschließende Folgeprojekte. Durch den Kompetenzgewinn im Zuge des Forschungsprojekts am Institut für Energieübertragung und Hochspannungstechnik konnte ein breites Forschungsfeld erschlossen und weitere, spannende Forschungsfragen definiert werden.

Der Forschungserfolg und der Wissenstransfer konnte durch zahlreiche Veröffentlichungen mit peer-review auf internationalen Konferenzen und Fachtagungen belegt und gefördert werden.

Im Folgenden sind die wichtigsten Ergebnisse des Forschungsprojektes zusammengefasst:

Bei der Ist-Analyse wurden Vorarbeiten zum Themenfeld zusammengetragen und analysiert sowie die Randbedingungen der notwendigen Messinfrastruktur festgesetzt. Weiter fand eine Auswahl einer geeigneten Rechnerinfrastruktur zur Bearbeitung des simulativen Teils statt. Zusätzlich wurden bereits geleistete Vorarbeiten am Institut untersucht sowie deren Übertragbarkeit auf die gegebene Problemstellung evaluiert. Ein geeignetes Messsystem, das dem in Arbeitspaket 4 zu entwickelnden Monitoring System zugrunde liegt, konnte identifiziert und installiert werden. Dabei konnte von der frühzeitigen Berücksichtigung der Messeinrichtungen in der Planungsphase des Neubaus der Forschungsfabrik ARENA2036 profitiert werden. Die Installation des Messsystems fand in der Niederspannungshauptverteilung des Gebäudes statt. Als Rechnerplattform wurde ein Tandemsystem aus zwei vernetzten, baugleichen Recheneinheiten mit je 32 virtuellen Kernen, 128 GB Arbeitsspeicher, 3 grafischen Recheneinheiten und 19 TB Datenspeicher umgesetzt.

Bei der Modellentwicklung für die Spannungsqualität konnten verschiedene industrielle Verbraucher in der Forschungsfabrik ARENA2036 vermessen und charakterisiert werden. Damit wurde für jede Maschine ein virtuelles Abbild der elektrischen Betriebszustände erstellt. Die virtuellen Zwillinge der Maschinen wurden zu einem Abbild eines virtuellen

Maschinenparks zusammengefügt. Dieser kann vom Anlagenbetreiber frei zusammengestellt werden. Als Messmittel wurde hierbei ein hochauflösendes Messgerät mit einer maximalen Auflösung von 409,6 kHz verwendet. Zusätzlich wurde die auf dem Dach der Forschungsfabrik befindliche Photovoltaikanlage mit einer installierten Leistung von 77,8 kWp erfasst und in die Simulation mit aufgenommen. Fokus lag hierbei auf der Beeinflussung des Netzzustandes und damit des Maschinenparks durch die Netzurückwirkungen der Photovoltaikanlage.

Bei der Zustandsschätzung für die Spannungsqualität wurde zunächst untersucht, inwiefern klassische Ansätze zur Netz-Zustandsschätzung auf den Anwendungsfall und die besonderen Erfordernisse des Forschungsfeldes Spannungsqualität anwendbar sind. Eine direkte Übertragbarkeit besteht nach Analyse nicht, da das zugrundeliegende Modell einer Zustandsschätzung für Spannungsqualität eine höhere Anzahl an Freiheitsgraden birgt und der Komplexitätsgrad im Vergleich zu einer klassischen Zustandsschätzung, beispielsweise über die etablierte Methode der gewichteten kleinsten Fehlerquadrate stark zunimmt. Dies korreliert unmittelbar mit der Genauigkeit der Zustandsschätzung, was zu nicht hinreichenden Ergebnissen führt. Deshalb wurde ein Ansatz aus dem Bereich des maschinellen Lernens gewählt, der gut mit der Erfassung von Spannungsqualitätsproblemen kombiniert werden kann. Zur Klassifikation der Spannungsprobleme und zur zeitreihenbasierten Vorhersage von Spannungsqualitätsproblemen wurden dabei Verfahren aus dem Bereich des maschinellen Lernens sowie des tiefen Lernens wie der k-Nächste-Nachbarn-Algorithmus, Entscheidungsbaum-basierte Verfahren, Stützvektormethoden und langes Kurzzeitgedächtnis implementiert und getestet. Die Ergebnisse der Verfahren im Vergleich zueinander hängen dabei stark von der zugrundeliegenden Datenbasis ab.

Beim Monitoringsystem zur Überwachung der Spannungsqualität wurde gemäß den normativen Vorgaben der EN 50160, der EN 61000-2-2, der EN 61000-4-7 und der EN 61000-4-30 eine Benutzeroberfläche zur Darstellung des aktuellen Netzzustandes entwickelt. Mit der Benutzeroberfläche steht ein anschauliches und einfach zu bedienendes Werkzeug zur Verfügung, das zusätzlich zur Abbildung und Analyse der aktuellen Spannungsqualität im Netz eine flexible Einbindung verschiedener Datenquellen und eine laufende Analyse historischer Datensätze ermöglicht. Eine erweiterte Anbindung aktiver Elemente wie steuerbarer Verbraucher oder eines aktiven Filters zur Bereitstellung von zusätzlichen Flexibilitäten im Netz ist für zukünftige Projekte vorgesehen.

Für die Untersuchung der Auswirkungen des Inselbetriebs auf die Spannungsqualität wurde ein modernes, zukunftssträchtiges Lastszenario in einem hoch innovativen Industrie 4.0 Umfeld im Netzverbund sowie bei alleiniger Speisung aus einem netzbildenden Batteriesystem analysiert. Dabei konnte als reales Fallbeispiel der Inselbetrieb einer industriellen Verbraucherstruktur in der Forschungsfabrik ARENA2036 getestet und analysiert werden. Als Batteriesystem kam hierbei ein Li-NMC System mit einer Kapazität von 28 kWh und einer Spitzenlast von 20 kVA zur Bereitstellung des Inselnetzes zum Einsatz. Vorab wurde ein Verfahren zur simulativen Abschätzung kritischer Netzzustände entwickelt und ausgewertet. Dieses Verfahren beruht auf der Auswertung der Knotenadmittanzmatrix zur Bestimmung auftretender Resonanzen und des Nyquist Kriteriums zur Bestimmung von Instabilitäten im Netz. Die Ergebnisse dieser analytischen Evaluierung der Netzzustände wurde mit Messergebnissen anhand definierter Betriebszustände des Inselsystems evaluiert.

Durch den hoch integrativen Ansatz und seine umfassende Ausrichtung bietet das Projekt VIPEER damit Lösungen in bislang wenig untersuchten Forschungsbereichen zur Verbesserung der Netz- und Spannungsqualität in modernen Industrie 4.0 Umgebungen bei Einspeisung aus erneuerbaren Energien sowie der damit einhergehenden automatisierten Analyse großer Datenmengen an.



## Inhaltsverzeichnis

Dokumenteigenschaften.....	3
Kurzfassung Projekt VIPEEER.....	4
Inhaltsverzeichnis.....	6
1 Hintergrund, Ziele und Struktur des Projektes VIPEEER.....	8
2 Ist Analyse .....	9
2.1 Aktueller Stand.....	9
2.2 Auswahl und Aufbau eines integrierten Messsystems zur Ermittlung von Spannungsqualitätsdaten in der Forschungsfabrik ARENA2036 .....	11
2.3 Zusammenfassung .....	12
3 Modellentwicklung und Simulation zur Ausbreitung von Oberschwingungen.....	13
3.1 Theoretische Grundlagen.....	13
3.2 Modellbildung für allgemeine Netzstrukturen und Harmonischen Lastfluss .....	15
3.2.1 Modellierungsarten .....	16
3.2.2 Randbedingungen der Modellbildung und Simulationsverfahren .....	17
3.2.3 Umsetzung des Systemmodells.....	18
3.2.4 Validierung des Systemmodells.....	21
3.3 Modellbildung am Fallbeispiel Forschungsfabrik ARENA2036 .....	23
3.4 Ausbreitung von Oberschwingungen in elektrischen Netzen .....	24
3.5 Frequenzabhängigkeit der Impedanz .....	29
3.6 Zusammenfassung .....	35
4 Entwicklung einer Zustandsschätzung zur Prognose der Spannungsqualität.....	36
4.1 Untersuchte Methoden.....	36
4.2 Datenbasis.....	37
4.3 Aufbereitung der Eingangsdaten.....	40
4.3.1 Sequential Feature Selection.....	42
4.3.2 Random Generation Plus Sequential Selection .....	43
4.3.3 Genetischer Algorithmus .....	44
4.3.4 Ergebnis und Fazit des Feature Engineerings .....	45
4.4 Prognose von Strom- und Spannungsdaten.....	48
4.4.1 Stromprognose.....	48
4.4.2 Spannungsprognose .....	53
4.5 Prognose von Oberwellen und Spannungsverzerrung .....	57
4.5.1 Kalman Filter zur Prognose der Oberwellen-Belastung.....	57
4.5.2 Erweiterung des Algorithmus.....	59
4.6 Datenanalyse-Algorithmus .....	61
4.7 Zusammenfassung .....	65
5 Überwachungssystem zur Feststellung und Optimierung des Netzzustandes.....	67

5.1	Leitidee des Gesamtkonzepts .....	67
5.2	Visualisierungskonzept und Basiskomponente des Power Quality Monitoring Tools 68	
5.3	Erweiterte Funktionalitäten - Erkennung und Visualisierung von Netzstörungen ..	72
5.3.1	Echtzeitüberwachung .....	72
5.3.2	Data Labelling .....	73
5.3.3	Datenvisualisierung und Debugging .....	74
5.4	Vermeidung von Netzstörungen in Industrie 4.0 Anwendungen - Durch künstliche Intelligenz unterstütztes Demand Side Management.....	76
5.4.1	Modellierung des Maschinenparks.....	76
5.4.2	Modellierung der Netztopologie .....	78
5.4.3	Aktive Verbesserung der Spannungsqualität in Industrie 4.0 Prozessen - Implementierung eines Frameworks zur Optimierung des Netzzustands .....	79
5.4.4	Ergebnisse .....	81
5.5	Zusammenfassung .....	84
6	Batteriebetrieb der Industrieanlage .....	86
6.1	Impedanz- und Stabilitätsverhalten in elektrischen Inselsystemen .....	86
6.2	Fallstudie am Versuchsstand in der Forschungsfabrik ARENA2036 .....	91
6.3	Zusammenfassung .....	95
7	Zusammenfassung und Ausblick .....	97
8	Literaturverzeichnis .....	102
9	Veröffentlichungen im Rahmen des Projekts VIPEEER .....	105
9.1	2018.....	105
9.2	2019.....	105
9.3	2021.....	105
10	Anhang .....	106
A1	Rechner- und Softwarespezifikationen.....	106

## 1 Hintergrund, Ziele und Struktur des Projektes VIPEEER

Im Zuge der Energiewende werden zunehmend mehr erneuerbare Energien in das Stromnetz integriert. Das Ziel im Projekt VIPEEER ist daher die Erforschung und messungsbasierte Modellierung der Zusammenhänge von Spannungsqualität und Versorgungssicherheit in industriellem Umfeld mit hohem Anteil an leistungselektronischen Netzkomponenten, bei gleichzeitiger Einspeisung aus erneuerbaren Energien. Weiterhin konzentriert sich das Projekt auf die Konzeptentwicklung und Umsetzung eines Monitoring- und Prognosesystems zur Bewertung des Zustandes hinsichtlich der Spannungs- und Stromqualität.

Die Notwendigkeit dazu ergibt sich aus der zunehmenden Verbreitung von wechselrichterbasierten Erzeugern (Photovoltaik-Anlagen, Windkraftanlagen, Energiespeichersysteme) im Rahmen der Energiewende sowie Verbrauchern (z.B. frequenzumrichterbasierte Antriebe, Gleichrichter), insbesondere im modernen industriellen Umfeld. Durch die Transformationen in der Energietechnik ändert sich auch die Situation hinsichtlich der Spannungsqualität im Netz. Die neuen leistungselektronischen Anlagen sind sowohl kritische Störquellen (Emission von Oberschwingungen, unregelmäßiger Strombezug) als auch empfindliche Störseenken (Beeinflussung der elektronischen Regelung).

Gleichzeitig ist die Spannungsqualität eine grundlegende Voraussetzung für einen störungsarmen und effizienten Betrieb der netzgebundenen Anlagen. Die Verschlechterung der Spannungsqualität, z. B. durch Spannungseinbrüche oder einen erhöhten Gehalt an Oberwellen, kann Prozesse sowohl im öffentlichen als auch industriellen Bereich beeinträchtigen. Dabei kann auf industrieller Seite beispielweise die Qualität der Produktion leiden, komplette Maschinenausfälle die Folge sein, falsche Stromzählerdaten resultieren, zu erhöhten elektrischen Verlusten oder bis hin zur Gefahr für Leib und Leben durch fehlerhaftes Verhalten von Sicherheitseinrichtungen führen.

Da moderne, leistungselektronische Netzkomponenten einerseits selbst Verursacher von Spannungsqualitätsproblemen sein können und andererseits auch empfindliche Störseenken darstellen, handelt es sich hierbei um sehr komplexe, wissenschaftliche Forschungsfragen mit hoher Praxisrelevanz. Insbesondere das Zusammenspiel der Netzkomponenten und deren gegenseitige Beeinflussung bergen neue Problemstellungen für den störungsfreien Betrieb zukünftiger Elektrizitätsnetze. Daher ist die theoretische Untersuchung und Modellierung dieser Zusammenhänge der erste Schritt zu einem umfassenden Verständnis der Spannungsqualität in einer leistungselektronisch geprägten Netzumgebung bei gleichzeitiger Einspeisung aus erneuerbaren Energien und damit einhergehend Grundlage zur Ermittlung von Gegenmaßnahmen.

Ein besonderes Alleinstellungsmerkmal dieses Vorhabens ist ein in die Gebäudeinfrastruktur integriertes Messsystem zur detaillierten Erfassung von Spannungsqualitätsmerkmalen innerhalb des betrachteten industriellen Elektrizitätsnetzes. Basis der Untersuchung ist die Forschungsfabrik ARENA2036 - ein modernes, hoch innovatives Industriegebäude auf dem Campus der Universität Stuttgart mit stark ausgeprägter erneuerbarer Energieversorgung (Photovoltaik-Anlage) sowie mit Umsetzungsmöglichkeit eines batteriespeicher-gestützten Netzbetriebes. Die Forschungsfabrik (vergl. [www.arena2036.de](http://www.arena2036.de)) ist seit Anfang 2016 in Betrieb und stellt damit den modernsten Stand der Technik im Bereich Industrie 4.0 dar.

Das Projekt VIPEEER stellt damit eine entscheidende Schnittstelle aus theoretischer Behandlung aufkommender Problemstellung zur Gewährleistung eines störungsfreien Netzbetriebs in modernen Industrie 4.0 Umgebungen und der praktischen Umsetzbarkeit anhand eines Reallabors mit umfassender messtechnischer Basis bereit. Im Folgenden sollen deshalb diese Problemstellungen aufgezeigt, analysiert und aktive Gegenmaßnahmen zur Gewährleistung eines störungsfreien Betriebs evaluiert werden.

## 2 Ist Analyse

In diesem Kapitel erfolgt zunächst eine Ist-Analyse, welche die Sichtung und Bewertung von Vorarbeiten am Institut für Energieübertragung und Hochspannungstechnik (IEH) sowie deren potenzielle Eingliederung in den Kontext der Untersuchungen beinhaltet. Damit soll zunächst identifiziert werden, an welchen Punkten das Projekt anknüpfen kann und wo Neuentwicklungen im Laufe des Projekts notwendig sind.

### 2.1 Aktueller Stand

Die Überwachung und Aufrechterhaltung und ggf. Verbesserung ist Aufgabe aller Netzteilnehmer, also der Anlagenbetreiber wie auch der Netzbetreiber. Die Netzbetreiber sind für die Einhaltung der in der Norm DIN EN 50160 vorgeschriebenen Grenzwerte für u. a. Spannung, Frequenz und Oberschwingungen verantwortlich. Nach derzeitigem Stand erfolgt eine umfassende Messung der Spannungsqualität in der Regel nur bei Störfällen oder Beschwerden. Untersuchungen der Versorgungs- und damit auch der Spannungsqualität erfolgen nach derzeitigem Stand meist noch dem Schema der Post-Mortem Untersuchung, also erst nach Eintritt eines Fehlerfalls.

Die in der Norm DIN EN 50160 festgelegten Grenzwerte sind einfach zu überprüfen und geben zwar definierte Vorgaben für die Einhaltung von Störemissionen vor, garantieren isoliert betrachtet aber letztendlich noch keinen störungsfreien Betrieb und liefern darüber hinaus auch keine Hinweise zur Beseitigung von Problemen mit der Spannungsqualität.

Die Verantwortlichkeit des Netzbetreibers endet am Netzanschlusspunkt. In Industrienetzen, wo es durch Großverbraucher häufiger zu Problemen bei der Versorgungsqualität kommen kann, ist der Anlagenbetreiber selbst für einen störungsfreien Betrieb verantwortlich. Bei Problemen an festen Anlagen kann eine statische Kompensation durch aktive oder passive Filterschaltungen zum Einsatz kommen. Diese Lösungen sind meist auf spezifische Störungsszenarien abgestimmt.

Durch die Entwicklung von Industrieprozessen zu wandlungsfähigen, selbstoptimierenden und digitalisierten Systemen (Industrie 4.0) steigt die Zahl von leistungselektronischen Komponenten im Netz. Diese Komponenten wirken zum einen als Störquelle, zum anderen aber auch als empfindliche Störsenke. Der vermehrte Einsatz von Leistungselektronik im Netz, wie bspw. der Betrieb von Photovoltaik-Anlagen oder Energiespeichern mit Wechselrichtern senkt damit ohne entsprechende Gegenmaßnahmen tendenziell die Versorgungsqualität im Netz. Im Gegenzug ergeben sich neue Freiheitsgrade durch den variablen Einsatz der Anlagen. Die Einhaltung der Versorgungsqualität kann damit als neues Ziel bei der ökonomischen und ökologischen Optimierung des gesamten Produktionsprozesses definiert werden und als neue Führungsgröße für variable Industrie 4.0 Prozesse dienen.

Diese neuen, dynamischen Optionen sind durch die technischen Entwicklungen der letzten Jahre erst möglich gemacht worden und erlauben es, die Flexibilität von Industrie 4.0-Prozessen in echte, messbare Vorteile bei der industriellen Produktion umzuwandeln. Im Projekt VIPEEER wurden deshalb in diesem Bereich neue Ansätze für die Herausforderungen, aber auch die Chancen, von variablen Industrie 4.0-Prozessen für den Erhalt der Versorgungsqualität in der industriellen Produktion erarbeitet.

Die dafür nötige elektrische Vermessung von Industrieprozessen dient heutzutage vor allem dem Zwecke der Abrechnung, der statistischen Erfassung oder der Zertifizierung. Im Projekt VIPEEER wurde dagegen an allen relevanten Verbraucherabgängen und Einrichtungen in der Forschungsfabrik ARENA2036 eine Erfassung der Spannungsqualitätsmerkmale, wie

Oberschwingungsgehalt und Gesamtverzerrung, umgesetzt und die Daten erstmals über einen langen Zeitraum erfasst.

Um die Spannungsqualität anhand elektrotechnischer Grundprinzipien mathematisch modellieren zu können, wird in der Regel auf die Leitungstheorie zurückgegriffen. Sie ist umfassend untersucht und stellt seit Jahrzehnten die Grundlage für die Untersuchung und Beschreibung diverser Phänomene in der Energietechnik dar. Klassische Verfahren zur Abschätzung des Netzzustands über die Lastflussrechnung berücksichtigen dabei nur die jeweilige Grundfrequenz des Energieübertragungssystems, nicht aber erweiterte Zusammenhänge wie beispielsweise Oberschwingungen der Spannungen und Ströme und deren Wechselwirkung. Ein Ansatz hierzu stellt der Harmonische Lastfluss dar. Die Anwendbarkeit solcher etablierten, erweiterten Verfahren wurde im Rahmen des Projekts ebenso geprüft werden wie der Einsatz gänzlich neu entwickelter Algorithmen.

Eine globale, systematische Beschreibung des Netzzustandes bezüglich der Spannungsqualität ist nach derzeitigem Stand noch nicht definiert. Die Ermittlung der Parameter der Spannungsqualität erfolgt über Messungen, welche bekannten physikalischen Einschränkungen wie maximaler Abtastrate, Signaldämpfung und benötigter Zeit Synchronität bei flächendeckender Ermittlung unterliegen. Eine Modellierung erfolgt meist anhand von spezifischen Szenarien, die eine Übertragbarkeit erschweren beziehungsweise durch getroffene, beschränkende Annahmen unzulässig machen.

Für die Zustandsschätzung der Systemgrößen wie Leistungs- und Spannungswerte in elektrischen Systemen hat sich insbesondere für Übertragungs- und Verteilnetze, der Ansatz nach der Methode der gewichteten kleinsten Fehlerquadrate (engl. weighted least squares, WLS) etabliert. Dabei wird allerdings in der Regel mit Mittelungsintervallen von 10-15 Minuten gearbeitet und ausschließlich Effektivwerte berücksichtigt. Diese Verfahren werden auch am IEH untersucht und weiterentwickelt, eine Erweiterung auf Kenngrößen der Spannungsqualität stellt jedoch durch den höheren Komplexitätsgrad eine Neuerung dar und wurde im Rahmen des Projekts VIPEEER auf Anwendbarkeit geprüft.

Einschlägige Vorarbeiten aus der Literatur im Themenfeld Spannungsqualität mit den Teilgebieten Ausbreitung von Oberschwingungen und Charakterisierung von Störquellen beschränken sich meist auf den theoretischen, analytischen Teil. Modellierungsansätze zur Beschreibung der messbaren Phänomene sind dagegen meist problemspezifisch definiert und beschränken den Modellansatz auf die gegebenen Randbedingungen der jeweiligen Untersuchung. Beispiele hierfür sind:

- Simulation der Auswirkung auf ein Industrienetz durch eine nachgebildete Oberschwingungsquelle [1].
- Modellierung von elektrischen Komponenten und Untersuchung der Ausbreitung von Harmonischen auf ein Bordnetz und ein Antriebssystem aus dem Mobilitätssektor [2].
- Modellierung von nichtlinearen Lasten im Verteilnetz [3].
- Messung und Modellierung von Oberwellen in einem Industriebetrieb und Auswirkungen der Harmonischen auf das öffentliche Stromnetz. Kompensation der Rückwirkungen durch ein Filter mit Kondensatorbank.
- Power Quality-Evaluation in Verteilnetzen mit Platzierung der Messgeräte, Datenverarbeitung und -interpretation [4].
- Power Quality Analyse mittels spektraler Dekomposition [5].

Das Projekt VIPEEER bietet jedoch erstmals die Möglichkeit, die bei der selbstoptimierenden Fertigung in hochmodernen Industrie 4.0 Umgebungen vorhandenen Freiheitsgrade auch zur Verminderung von Problemen in der Netzqualität zu nutzen und damit einen inhärenten Mehrwert durch die Prinzipien einer modernen Industrie 4.0-Fertigung zu fördern.

## **2.2 Auswahl und Aufbau eines integrierten Messsystems zur Ermittlung von Spannungsqualitätsdaten in der Forschungsfabrik ARENA2036**

Die Forschungsfabrik ARENA2036 wurde für das Projekt VIPEEER mit einem umfassenden Messsystem ausgestattet. Damit wurde eine Visualisierung und Auswertung der Strom- und Spannungsdaten an 33 Messpunkten in der Niederspannungshauptverteilung ermöglicht, die als Basis für weitergehende Analysen der Spannungsqualität dienen. Die zu Projektbeginn verfügbaren Energie-Monitoringsysteme boten durch ihre abweichende Ausrichtung nur eingeschränkte Auswertungs- und Anzeigemöglichkeiten für die Spannungsqualität. Die Auswertemöglichkeiten beschränken sich in aller Regel auf Prüfungen der Normkonformität zur DIN EN 50160 bzw. IEC 61000-2-2. Im Projekt VIPEEER war deshalb eine Forschungsfrage, wie ein darüberhinausgehendes, detailliertes Monitoringsystem zusammen mit der Flexibilität von Industrie 4.0-Prozessen einen weiteren, kosteneffektiven Mehrwert leisten kann, indem teure Filtermaßnahmen durch intelligenten, variablen Maschineneinsatz eingespart und potentielle Störfälle präventiv erkannt und vermieden werden können. Deshalb wurde als grundlegendes Messsystem eine umfassende Analyse der Strom- und Spannungsqualität sowie deren kontinuierliche Bewertung umgesetzt.

Für den Aufbau des Messsystems wurden verschiedene Spannungsqualitäts-Messgeräte hinsichtlich ihrer Funktionalität verglichen. Dabei wurde insbesondere auf die messbare Ordnung der Oberwellen bei der kontinuierlichen Messung sowie Möglichkeiten zur Erfassung von transienten Spannungsereignissen beim Einsatz von lokalen Messungen mit hohem Detaillierungsgrad geachtet. Weiterhin wurde der verfügbare Datenspeicher, die Schnittstellen und die Möglichkeiten eines Fernzugriffs untersucht. Dafür sollten die Messgeräte den Anforderungen der Geräteklasse A nach IEC61000-4-30 Ed.3 genügen, um sich hersteller- und geräteübergreifend vergleichen zu lassen.

Sämtliche Messungen zur Charakterisierung der nichtlinearen, elektrischen Verbraucher wurden schließlich mit der PQ Box 300 der Firma A. Eberle GmbH & Co. KG durchgeführt.

Bei der Auswahl des festinstallierten Messsystems fiel die Wahl auf ein in der Niederspannungshauptverteilung der Forschungsfabrik ARENA2036 installiertes Messsystem mit 33 Messpunkten der Leicom AG.

Entscheidende Systemeigenschaften für die Auswahl waren:

- vollintegrierter Hardware- und Softwareteil
- Möglichkeit einer flexiblen, externen Datenablage beliebiger Größe
- Hohe Anzahl an unterstützten Protokollen zur Kommunikationsanbindung
- Integriertes Datenbanksystem
- Integrierte Visualisierung der elektrischen Kenngrößen mit Nutzersteuerung
- Übernahme der Installation der benötigten Infrastruktur und Komponenten durch die Leicom AG
- (Erst)Inbetriebnahme Angebot und Test des Systems nach erfolgter Installation



### 2.3 Zusammenfassung

Das Projekt VIPEEER betrachtet industrielle Elektrizitätsnetze in modernen Industrie 4.0 Umgebungen am Beispiel der Forschungsfabrik ARENA2036. Hierfür wurde für die Ermittlung der notwendigen Datenbasis ein festinstalliertes Messsystem mit 33 Messpunkten in der Niederspannungshauptverteilung der ARENA2036 umgesetzt.

Zur Feststellung der Übertragbarkeit etablierter Ansätze aus dem Bereich der Zustandsschätzung in elektrischen Netzen wurde die Übertragbarkeit der auch am IEH eingesetzten WLS Methode überprüft. Ein Einsatz der WLS Methode als Algorithmus zur Zustandsschätzung für die Spannungsqualität in elektrischen Netzen hat sich dabei als nicht zielführend erwiesen, da die erhöhte Komplexität bei dreiphasiger Betrachtung inklusive Neutralleiter mit Berücksichtigung des Frequenzspektrums gleichbedeutend mit einer erhöhten Anzahl an Freiheitsgraden korreliert. Dadurch steigen Rechenaufwand und benötigte Eingabeparameter für das System, was einen Einsatz der WLS Methode ineffizient macht und die Ergebnisse mit einer hohen Varianz behaftet. Die Aussagekraft der Ergebnisse ist dadurch stark eingeschränkt.

Ein üblicher Ansatz bei der Minimierung von Netzurückwirkungen nach derzeitigem Stand ist der Einsatz von passiven und aktiven Filterelementen. Im Rahmen des Projekts VIPEEER wurde deshalb die Möglichkeit einer intelligenten Einsatzplanung von steuerbaren Maschinen im industriellen Umfeld als ergänzende bzw. substituierende Maßnahme ermittelt. Als weiteres Untersuchungsziel wurde deshalb die Evaluierung eines variablen Einsatzes von modernen industriellen Maschinen im Rahmen zukünftiger Industrie 4.0 Umgebungen festgesetzt, um einen alternativen und systeminhärenten Ansatz von automatisierten Industrie 4.0 Prozessen zum oft kostenintensiven Einsatz von Filtermaßnahmen zu untersuchen und um die Flexibilität der industriellen Produktion bei Einspeisung aus erneuerbaren Energien zu erhöhen.

### 3 Modellentwicklung und Simulation zur Ausbreitung von Oberschwingungen

In diesem Teil des Forschungsprojektes wurde ein simulativer Ansatz verfolgt, in dem Untersuchungen zu Netzzrückwirkungen und deren Ausbreitung im elektrischen Netz anhand von Komponenten- und Systemmodellen durchgeführt wurden. Dazu wurden vorab etablierte Modellierungsansätze systematisch analysiert und bewertet sowie geeignete Ansätze anhand ausgewählter Netzkomponenten in Fallstudien umgesetzt. Neben Spannungseinbrüchen, Spannungsschwankungen und Flicker wurden insbesondere Parameter im Zusammenhang mit nichtlinearen Verbrauchern fokussiert. So wurden Ausbreitung, Reichweite und gegenseitige Beeinflussung von Oberschwingungen im Netz eingehend untersucht und Sensitivitätsanalysen hierzu durchgeführt.

#### 3.1 Theoretische Grundlagen

In den relevanten Normen [7],[8],[9],[10],[11] werden Grenzwerte für Oberschwingungen im Frequenzbereich von 50 bis 2000 Hz bzw. 2500 Hz definiert. Durch die Einhaltung der Normen soll ein sicherer Netzzustand für alle Netzteilnehmer durch Einhaltung der vorgegebenen Grenzwerte erreicht werden. Das Wechselwirken und zeitgleiche Auftreten unterschiedlicher Netzzrückwirkungen wird normativ jedoch nicht behandelt. Gerade in modernen Netzumgebungen mit hohem, leistungselektronischem Anteil der Verbraucher, der Steuer- und Regelelemente sowie auf Erzeugerseite ist jedoch eine hohe gegenseitige Abhängigkeit zu vermuten. Lokal auftretende Resonanzen und systemweit wirkende Netzzrückwirkungen im Zusammenspiel einzelner Verbraucher stellen trotz lokaler Einhaltung der Grenzwerte ein Risiko für die Netzstabilität moderner Infrastrukturen dar. Um das Wechselwirken der Netzzrückwirkungen zu verstehen, ist eine genaue Abbildung der elektrotechnischen Hintergründe in hoher zeitlicher Auflösung notwendig.

Deshalb wurden in dieser Untersuchung grundlegende Modelle erarbeitet, die eine Abbildung der gegenseitigen Wechselwirkung der Verbraucher auf Netzebene zulassen. Ziel war dabei eine flexible Modellierung der Netzparameter sowie ein rechenperformantes, übertragbares Modell, das mit einer variablen Datenstruktur arbeitet und unterschiedliche Datenquellen berücksichtigen kann.

Die Zielvorgaben der Modellierung können demnach wie folgt zusammengefasst werden:

- Detaillierte Modelle für eine Zeitbereichssimulation zur Abbildung der Spannungsqualität in einem leistungselektronisch geprägten Netz.
- Simulationsumgebung für den Test der Modelle unter verschiedenen, frei definierbaren Randbedingungen.
- Erkenntnisse hinsichtlich der Ausbreitung und gegenseitigen Beeinflussung von Oberschwingungen und Spannungsschwankungen.

Störungen durch nichtlineare Lasten haben zusätzlich zum lokal begrenzten, direkten Einfluss ebenfalls eine indirekte Rückwirkung auf das Versorgungssystem, die durch Interaktionen zwischen den Komponenten des Stromversorgungssystems hervorgerufen wird. Durch diese Art Schneeballeffekt können sich die harmonischen Schwingungen verstärken und so zu Fehlern im System führen [12]. Durch die Analyse der Harmonischen können gefährliche Resonanzbedingungen frühzeitig erkannt und reduziert werden. Besonders durch die Zunahme elektrischer Komponenten im Netz, die Oberschwingungen ins Netz emittieren, können sehr hohe Spannungen und Ströme auftreten, die die elektrischen Komponenten schädigen können [13]. Die gesamte harmonische Verzerrung (engl. Total Harmonic Distortion - THD) bezeichnet die Abweichung der realen Wellenform des Spannungs- und Stromsignals von einer idealen Sinuswelle bei Netzfrequenz [13]. Um die Ausbreitung solcher Störungen zu



verringern bzw. eine lokale Reduktion der Gesamtverzerrung zu erreichen, kommen nach aktuellem Stand der Technik passive und aktive Filtersysteme zum Einsatz [12].

Harmonische Analysen dienen dazu, den Einfluss von Oberwellen auf das Stromversorgungssystem feststellen zu können. Sie lassen sich allgemein unterteilen in Analysen im

- Frequenzbereich und
- Zeitbereich.

Analysen im Frequenzbereich dienen dazu, betriebspunktspezifische Aussagen zur Netzsituation treffen zu können. Als Nachteil entfällt dadurch der zeitliche Bezug. Als Werkzeug bei der Analyse elektrischer Netze dienen grundsätzlich häufig die Formulierungen der Lastflussanalyse bei linearisierter Betrachtung der Leistungsgleichungen bei Beschränkung auf die Netzfrequenz. Hierbei wird das Stromversorgungssystem als linearisiertes Modell entwickelt, wobei auf bekannte oder einfach zu ermittelnde Netzkenwerte, wie die (Ersatz-)Systemimpedanzen zurückgegriffen werden kann [12]. Die Anforderungen an die Eingangsdaten sind dadurch im Verhältnis zu physikalischen oder Komponentenmodellen niedrig und es können Systemanalysen in überschaubarer Rechenzeit mit heutigen Rechnersystemen durchgeführt werden. Bei Betrachtung von nichtlinearen Lasten und der damit einhergehenden Spannungsverzerrung, sind jedoch auch die Harmonischen, also die Vielfachen der Grundfrequenz zu betrachten [15].

Beim erweiterten, harmonischen Lastfluss wird deshalb die Reaktion an einem bestimmten Knoten auf ein vorherrschendes Frequenzspektrum untersucht. Für den Entwurf von passiven und aktiven Filteranlagen muss ebenso eine erweiterte Frequenzanalyse durchgeführt werden, um Lage und Wirkung der Kompensation zu bestimmen [13]. Basierend auf den Übertragungsfunktionen wird hier häufig mit einer impedanzbasierten Analyse gearbeitet, die auf eine Rückkopplungsschleife zurückgreift, um die Impedanzen und die Interdependenzen mehrerer Komponenten zu umfassen. Das Impedanzverhältnis von verbraucherseitiger Wandlerimpedanz zu erzeugerseitiger Netzimpedanz charakterisiert dabei die dynamischen Wechselwirkungen zwischen den Netzkomponenten an einem Netzanknüpfungspunkt. Das Stromversorgungssystem wird dabei durch strom- und spannungsgesteuerte Ersatzimpedanzen (Norton- bzw. Thévenin Äquivalent) abgebildet. Die Stabilität des Systems wird anschließend lokal am Verbindungspunkt jeder Ersatzimpedanz untersucht, wodurch der Rest des Systems aus der Sicht der untersuchten Netzkomponente ebenfalls als Ersatzimpedanz vereinfacht werden kann [16].

Häufig wird bei der Analyse der Ausbreitung von Phänomenen der Spannungsqualität ein iteratives Lösungsverfahren nach dem Muster der klassischen Lastflussanalyse angewendet. Hierbei wird ein Gerät, welches Oberwellen der Grundfrequenz ins Netz emittiert, als versorgungsspannungsabhängige Stromquelle modelliert [15]. und die Versorgungsspannung zunächst abgeschätzt. Anschließend werden ausgehend von den Leistungsflüssen im Netz Korrekturwerte für die Knotenspannungen berechnet, welche wiederum zu einer angepassten Abweichung von Soll- und Ist-Leistung führen. Dieser Prozess wird bis zum Erreichen einer gewählten Abweichung iterativ fortgeführt. Durch Einsatz mathematischer Näherungsverfahren wie dem Newton-Raphson Algorithmus kann die Konvergenz dieser Methode weiter verbessert werden [13].

Analysen im Zeitbereich sind sehr rechenaufwendig und werden daher hauptsächlich für Stabilitätsuntersuchungen herangezogen [15]. Mit ihnen lassen sich die Nichtlinearitäten der Komponenten im System erfassen, indem z. B. Lasten in zeitlicher Abhängigkeit beschrieben werden. Die Definition des zeitlichen Verhaltens erfolgt dabei in der Regel über Differentialgleichungen, was für große Systeme durch die benötigten numerischen

Lösungsverfahren oft zu unverhältnismäßig hohen Rechenlasten führt und daher zeitaufwendig ist. Der breite Frequenzbereich der Schwingungen führt außerdem zu einer Systemzustandsmatrix sehr hoher Ordnung. Analysen im Zeitbereich benötigen deshalb eine signifikant längere Rechenzeit [12],[16]. Besonders bei komplexen Netzen kann diese Art der Analyse zu einer hohen Rechenlast führen. Es bietet sich an, mithilfe der Eigenwertzerlegung der Knotenadmittanzmatrix die Interferenzen zwischen den einzelnen Knoten des Systems zu untersuchen. So können Informationen über schwache und starke Knoten und Zweige übersichtlich dargestellt und kritische Knoten des Stromversorgungssystems identifiziert werden [12]. Besonders die Analyse der Kleinsignalstabilität bestehender Stromnetze ist mit dieser Methode vorteilhaft. Um die Rechenzeit zu verkürzen, kann mit der component connection method (CCM) gearbeitet werden. Das Stromnetz wird dabei in Komponenten zerlegt, die abhängig von ihrer Schnittstelle durch lineare algebraische Zusammenhänge korrelieren. Diese Teilkomponenten werden dann lokal um einen Betriebspunkt linearisiert. Die erhaltenen linearen Korrelationen der Komponenten reduzieren die Rechenzeit. Durch diese Modularität kann diese Methode auch bei großen Stromversorgungssystemen Anwendung finden [16]. Die Eigenvektoren mit den höchsten Werten reagieren dabei am empfindlichsten auf die analysierten harmonischen Ordnungen [12]. Durch Anpassungen, basierend auf diesen Ergebnissen, kann die Spannungsstabilität des Systems verbessert werden. Es gilt dabei aber zu beachten, dass diese lokalen Optimierungen nicht immer zu einer Erhöhung der Stabilität des Gesamtsystems führen [12].

Weiterhin existieren hybride Analysen, die beide Ansätze kombinieren. Dadurch werden eine mittlere Rechenzeit sowie eine angemessene Genauigkeit erreicht [15]. In der Praxis auftretende Probleme durch Harmonische müssen häufig mit einer Kombination der Methoden analysiert werden [13].

Auch mithilfe der probabilistischen Analyse der harmonischen Ausbreitung können potenzielle Probleme im Zusammenhang mit einer erhöhten Gesamtverzerrung von Strom und Spannung im System identifiziert werden [15]. Hier wird im Gegensatz zu den bereits genannten deterministischen Methoden davon ausgegangen, dass die systemspezifischen Parameter über die Zeit variieren können.

Der einfachste, gleichzeitig aber auch rechenintensivste Weg, stochastische Einflüsse auf harmonische Ströme und Spannungen zu ermitteln, sind Ansätze, die auf der Monte Carlo Simulation basieren [15].

### **3.2 Modellbildung für allgemeine Netzstrukturen und Harmonischen Lastfluss**

Zunächst sollte eine globale und flexible Simulationsumgebung geschaffen werden, mit der beliebige Netzstrukturen bestimmt und Harmonische Lastflüsse abgebildet werden können.

Die Rahmenbedingungen dafür stellen zunächst die elektrotechnischen Grundgesetze, wie Knotenpunkt- und Maschensatz. Darüber hinaus sind bei der Wahl einer Simulationsmethode und bei der Modellbildung vor allem die verfügbaren (Mess-)Daten das entscheidende Element. So können Systemmodelle auf grundsätzlichen Annahmen basieren, wohingegen Komponentenmodelle bereits herstellerspezifisches Wissen zur Abbildung komplexer elektromagnetischer Vorgänge erfordern.

Aufgrund der begrenzten Verfügbarkeit von Informationen über das System und des geforderten Flexibilitätsgrades muss eine Abwägung bezüglich des Detailgrads der Modellierung und damit auch des gewählten Ansatzes erfolgen. So bildet hier die Kompromissfindung zwischen einer möglichst detailgetreuen Abbildung der Realität und einem breiten Gültigkeitsbereich der Modellierung mit verschiedenen Vereinfachungen eine wichtige Vorgabe.

Der Lösungsansatz dazu setzt zunächst die Einarbeitung in die verschiedenen Arten von Modellen zu Abbildung harmonischer Quellen sowie möglichen Verfahren zur Simulation harmonischer Phänomene voraus.

Die Validierung der Simulation erfolgt anhand von Referenzwerten aus vergleichbaren Berechnungen mittels den etablierten Netzberechnungstools PowerFactory und NEPLAN 360. Nach Validierung des Modells konnte eine Sensitivitätsanalyse durchgeführt werden, bei der die Anwendbarkeit der Modelle bei unterschiedlicher Messgenauigkeit, Topologie oder Last/Erzeugungssituation überprüft werden konnte. Dadurch konnten die Grenzen der Modelle abgesteckt und somit die korrekte Übertragbarkeit auf andere Netze ermittelt werden.

### 3.2.1 Modellierungsarten

Grundsätzlich kann man Simulationen und die dabei verwendeten Modelle in Abhängigkeit von deren Detaillierungsgrad und Komplexität unterteilen. Für die meisten elektrotechnischen Anwendungen und somit auch hinsichtlich der Untersuchung von Power Quality Phänomenen sind folgende Kategorien von Simulationen und Modellen sinnvoll [17]:

- Elektromagnetische Transienten (EMT) Modelle
- Durchschnittsmodelle
- Lastflussmodelle

EMT Modelle haben den höchsten Detaillierungsgrad und erfordern daher gleichzeitig den größten (Rechen-) Aufwand. Sie bilden ein Gerät mit all seinen Bauteilen exakt ab. Die Modelle werden für Simulationen im Zeitbereich mit den Momentanwerten der jeweiligen Spannungs- und Stromverläufe verwendet. Damit können sie sämtliche Phänomene bis hin zu transienten Vorgängen abbilden und somit beliebige Untersuchungen zulassen.

Durchschnittsmodelle stellen eine Vereinfachung der Transientenmodelle dar. Dazu werden einzelne Baugruppen eines Geräts zu Ersatzelementen aus Strom- oder Spannungsquellen zusammengefasst. Diese Art von Modellen arbeitet ebenfalls im Zeitbereich, wodurch dynamische Untersuchungen weiterhin möglich sind, allerdings nur für eine geringe Bandbreite nahe der Grundschwingung. So lassen sich beispielsweise Simulationen mit geringen Änderungen der Frequenz durchführen, nicht aber Transienten abbilden.

Lastflussmodelle und -simulationen sind die einfachsten Abbildungen von realen Systemen innerhalb dieser Aufzählung. Die Modelle arbeiten im Frequenzbereich [17]. Das äußert sich dadurch, dass lediglich ein stationärer Zustand betrachtet und mit konstanten (Effektiv-)werten für Strom und Spannung gerechnet wird. Für Signale, die aus einem Frequenzspektrum bestehen, erfolgt die Betrachtung für jeden Frequenzanteil separat. Strom und Spannung sind dann keine einfachen Beträge, sondern Vektoren, die für jeden spektralen Anteil ein Element besitzen. Da bei einer solchen Simulation kein zeitlicher Bezug vorhanden ist, können auch keine dynamischen Vorgänge untersucht werden. Lastflussmodelle bilden ein oder mehrere Geräte an Hand einer Stromquelle (mit parallelem Innenwiderstand) ab. Die Basis für dieses Vorgehen bildet das Norton-Theorem, wonach sich beliebige lineare elektrische Systeme zu einer Ersatzstromquelle vereinfachen lassen [18], wie in Abbildung 3.1 veranschaulicht. Für die Stromquelle kann eine beliebige Charakteristik gewählt werden, um beispielsweise nichtlineare, spannungsabhängige Erzeuger und Verbraucher abzubilden. Auf diese Weise kann der jeweilige stationäre Zustand eines Netzwerks berechnet werden.

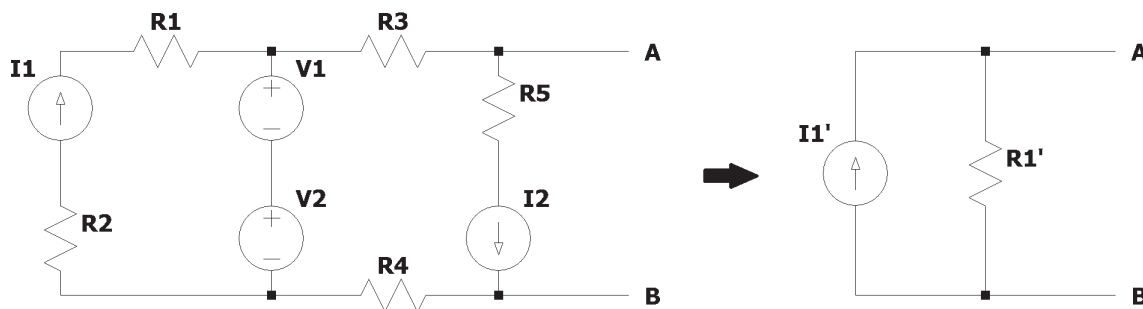


Abbildung 3.1: Äquivalente Darstellung - Netzwerk und Ersatzstromquelle nach dem Norton-Theorem.

### 3.2.2 Randbedingungen der Modellbildung und Simulationsverfahren

Hinsichtlich des Detaillierungsgrads und der Komplexität ist die Simulation in dieser Untersuchung in der Kategorie des Lastflussmodells einzuordnen, bei dem der stationäre Zustand eines Netzwerks ohne dynamische Vorgänge betrachtet wird. Zur Simulation von einfachen harmonischen Zusammenhängen ist dieses ausreichend. Die weitaus komplexeren Verfahren mit EMT- oder Durchschnittsmodellen bedeuten einen erheblichen Mehraufwand bei der Modellierung wie auch rechentechnischen Komplexität.

Sämtliche Lasten und Erzeuger werden nach dem Newton-Theorem als Ersatzstromquellen modelliert, wobei bezogene Ströme/Leistungen positiv und eingespeiste Ströme/Leistungen negativ sind. Die Verbindungen zwischen den einzelnen Stromquellen werden durch das Pi-Modell einer Freileitung wiedergegeben, wie in Abbildung 3.2 gezeigt:

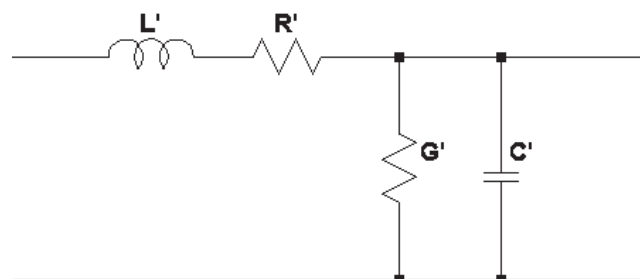


Abbildung 3.2: Ersatzschaltbild eines Leitungselements.

Dabei werden der kapazitive Belag der Leitungen und die Innenwiderstände der Ersatzstromquellen vernachlässigt. Das Simulationsmodell setzt sich somit aus Knoten und Leitungen zusammen, wie in verdeutlicht. Die Verbindung des Simulationsnetzwerkes zu einem gedachten übergeordneten Netz bildet der sogenannte Slack-Knoten.

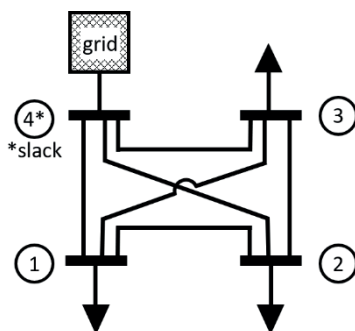


Abbildung 3.3: Darstellung des 4 Knoten Testnetzes.

Neben der Festlegung auf das Lastflussmodell als Simulationskategorie wird als Methode das Current Injection Modell für die Integration der nichtlinearen Netzelemente gewählt. Grund dafür ist, dass die Implementierung dieses Verfahrens als Eingangsinformationen letztlich nur die harmonischen Stromspektren der (aggregierten) Lasten benötigt. Außerdem ist es einfach verständlich und die Berechnungsschritte sind unmittelbar nachvollziehbar. Somit eignet es sich sehr gut, um mit überschaubarer Rechenlast grundlegende Informationen über die harmonischen Phänomene zu ermitteln. Die Berechnung des Netzwerkes erfolgt dabei für jede Frequenz mit Hilfe einer Newton-Raphson-

Iteration. Der Vorteil der Newton-Raphson liegt in einer schnellen Konvergenz, sofern ein sinnvoller Anfangswert für die Lösungsvariablen (Spannungsamplitude und -winkel) gewählt wird. Unter der Annahme, dass alle Knotenpunkte nahe der Nennspannung liegen, ist diese Voraussetzung bei der Berechnung von elektrischen Netzen in der Regel erfüllt. Damit die Simulation realitätsnahe Ergebnisse liefern kann, werden die Phasenwinkel für alle harmonischen Ströme einer Quelle einbezogen. Da jeder harmonische Phasenwinkel als Funktion des Netzwinkels bei Nennfrequenz dargestellt werden kann, werden sämtliche Phasenwinkel nach Abschluss der fundamentalen Lastflussberechnung gemäß Gleichung (3.1) korrigiert [19]:

$$\theta_n = \theta_{n-spectrum} + n \cdot (\theta_1 - \theta_{1-spectrum}) \quad (3.1)$$

Mit:  $n = 1, 2, \dots$  : harmonische Ordnung  
 $\theta_n$  : res. Phasenwinkel des Stroms am Netzknoten für n-te Harmon.  
 $\theta_{n-spectrum}$  : typ. Phasenwinkel des Stroms der Last für n-te Harmonische  
 $\theta_1$  : Phasenwinkel des resultierenden Stroms am Netzknoten  
 $\theta_{1-spectrum}$  : typ. Phasenwinkel des Stroms der Last bei Grundfrequenz

Für die Untersuchungen wurde das Simulationsnetzwerk folgendermaßen parametrisiert:

- Nennwerte:  $U = 400 \text{ V}, f = 50 \text{ Hz}$
- Leitungsbeläge (in Anlehnung an [37]):

$$R' = 0,12 \Omega/\text{km}, X' = 0,09 \Omega/\text{km}, j\omega C' = G' = 0$$

- Leitungslängen in [km] in Matrixform:

	Knoten 1	Knoten 2	Knoten 3	Knoten 4
Knoten 1	–	1,25	0,5	1,05
Knoten 2	1,25	–	0,9	1,1
Knoten 3	0,5	0,9	–	0,75
Knoten 4	1,05	1,1	0,75	–

- Knotenpunkteleistungen in [kW]:

	Knoten 1	Knoten 2	Knoten 3	Knoten 4
$P_{Nenn}$	55	37	62	–
$\lambda$	0,9	0,9	0,9	–

- Die Stromspektren der harmonischen Lasten sind variabel und werden je nach Betrachtungsfall definiert.

### 3.2.3 Umsetzung des Systemmodells

Zur Entwicklung einer flexiblen, frei verfügbaren und übertragbaren Simulationsumgebung wurde das harmonische Lastflussmodell in der Programmiersprache Python geschrieben. Das Schema des Programmablaufs ist in Abbildung 3.6 dargestellt. Anfangs werden vom Benutzer die erforderlichen Eingaben für die Simulation gemacht, in der Abbildung mit  $I_n$  verdeutlicht. Das Skript ist so implementiert, dass für die Berechnung bei Nennfrequenz entweder Knotenströme oder -leistungen vorgegeben werden können. Die Oberwellen werden vom Anwender anhand des Current Injection Modells definiert.

Selbstverständlich kann die in Kapitel 3.2.2 beschriebene Parametrierung der Simulation vom Benutzer frei angepasst werden. Die Topologie des Netzes wird in Matrizenform definiert und



```

# Input parameters for simulation

R_l = 0.12 # ohmscher Leitungsbelag in [Ohm/km]
X_l = 0.09j # Blindwiderstandbelag in [Ohm/km] @ 50 Hz
U_B = 400.0 # Bezugsspannung in [V]
S_B = 100.0 # Bezugsleistung in [kVA]
f_nom = 50 # Nennfrequenz in [Hz]
all_nodes = 4 # Anzahl der Knoten, letzter Knoten ist Slack-Knoten

P_soll = [55.0, 37.0, 62.0] # Wirkleistung in [kVA] und Blindleistung in [kvar] für alle Knoten
Q_soll = [P_soll[0] * np.tan(np.arccos(0.9)), P_soll[1] * np.tan(np.arccos(0.9)), P_soll[2] * np.tan(np.arccos(0.9))]

# to insert currents instead of power
# I_mag_soll = [88.206, 59.339, 99.433] # Ströme in [A] für alle Knoten
# I_angle_soll = [-25.8419, -25.8419, -25.8419] # Stromwinkel in [°] für alle Knoten

I_harm_amp = np.array([[0, 10, 0, 0, 0, 0], # harmonische Ströme in [% Nennstrom], Knoten 1, Ordnung [2, 3, ...]
                       [0, 10, 0, 0, 0, 0], # harmonische Ströme in [% Nennstrom], Knoten 2, Ordnung [2, 3, ...]
                       [0, 10, 0, 0, 0, 0]]) # harmonische Ströme in [% Nennstrom], Knoten 3, Ordnung [2, 3, ...]

I_harm_angle = np.array([[0, 0, 0, 0, 0, 0], # harmonische Stromwinkel in [°], Knoten 1, Ordnung [2, 3, ...]
                         [0, 0, 0, 0, 0, 0], # harmonische Stromwinkel in [°], Knoten 2, Ordnung [2, 3, ...]
                         [0, 0, 0, 0, 0, 0]]) # harmonische Stromwinkel in [°], Knoten 3, Ordnung [2, 3, ...]

# Topology of electrical grid as matrix
topo = [[0, 1.25, 0.5, 1.05], # Leitungsverbindungen in [km], Knoten 1
         [1.25, 0, 0.9, 1.1], # Leitungsverbindungen in [km], Knoten 2
         [0.5, 0.9, 0, 0.75], # Leitungsverbindungen in [km], Knoten 3
         [1.05, 1.1, 0.75, 0]] # Leitungsverbindungen in [km], Knoten 4

U_start = [400.0, 400.0, 400.0, 400.0] # Anfangswerte der Knotenspannungen in [kv] für alle Knoten
theta_start = [0.0, 0.0, 0.0, 0.0] # Anfangswerte der Spannungswinkel in [°] für alle Knoten
error_soll = 0.001 # für Iteration: maximal erlaubte Abweichung zwischen berechneter und vorgegebener Leistung in pu

```

Abbildung 3.4: Parametrierung der Simulation des harmonischen Lastflusses.

kann beliebig erweitert werden. Eine Übersicht der verfügbaren Parameter ist in Abbildung 3.4 gegeben.

Mit dem Start der Simulation erfolgt zunächst eine Lastflussberechnung bei Nennfrequenz und anschließend eine separate Berechnung für die einzelnen harmonischen Frequenzen. Für jede Lastflussberechnung werden zunächst die Eingangswerte in das per-unit-System (pu) umgerechnet und anschließend eine Newton-Raphson-Iteration durchgeführt. Weiterhin wird aus dem Ergebnis der Iteration, nämlich Effektivwert und Phasenwinkel der Spannung, der zeitliche Spannungsverlauf an den Knoten und auf den Leitungen berechnet. Dies wird im Anschluss daran für die Lastflussberechnung bei allen harmonischen Frequenzen wiederholt. Dabei ergibt sich für jede Frequenz ein neuer Spannungsverlauf. Dieser wird schließlich mit dem Verlauf aus der Lastflussberechnung für die vorangegangene Frequenz überlagert.

Am Ende werden auf diese Weise die Ergebnisse aus den separaten Lastflussberechnungen zu einer resultierenden Gesamtspannung nach Gleichung (3.2) überlagert.

$$u_{res}(t) = \widehat{U}_1 \cdot \sin(\omega t + \varphi_1) + \widehat{U}_2 \cdot \sin(2\omega t + \varphi_2) + \dots + \widehat{U}_n \cdot \sin(n\omega t + \varphi_n) \quad (3.2)$$

Mit:  $\widehat{U}_n$  : Scheitelspannung bei n-ter Harmonischer  
 $u_{res}(t)$ : resultierender Spannungsverlauf auf Leitung  
 $\varphi_n$  : Phasenwinkel der Spannung  
 $\omega$  : Kreisfrequenz

Die harmonische Lastflussberechnung ist an dieser Stelle abgeschlossen.

Anschließend werden die berechneten Spannungsverläufe im Frequenzbereich dargestellt. Dazu wird eine Diskrete Fourier-Transformation (DFT) durchgeführt und der Kurvenverlauf, das Ergebnis der DFT und das resultierende Spektrum an den Knoten ermittelt. Die Ergebnisse der DFT können vom Modell ebenso ausgegeben werden (Bsp. s. Abbildung 3.5).

Zur Ergebnisdarstellung werden vom Programm automatisiert die Kurvenverläufe von Strom und Spannung sowie das Frequenzspektrum für alle Knoten und Leitungen ausgegeben, wie in Abbildung 3.7 beispielhaft aufgezeigt.

Zusätzlich werden noch weitere Informationen vom Modell bereitgestellt. Dies sind zunächst die Teilergebnisse aus den einzelnen Newton-Raphson-Iterationsschritten (Nummer des Iterationsschrittes, Abweichung der Wirk- und Blindleistung zum Vorgabewert, Knotenspannungen und Knotenspannungswinkel) zur Analyse des Konvergenzverhaltens der Simulation. Weiterhin wird nach der fundamentalen Lastflussberechnung der Netzzustand ausgegeben. Dies beinhaltet sowohl die Knotenspannungen, Leitungsströme und Knotenströme, jeweils inklusive Phasenwinkel, als auch die Leistungsflüsse und Knotenleistungen, aufgeteilt nach Wirk- und Blindanteil. Weiterhin werden verschiedene Kennwerte (Effektivwert, positive Amplitude, negative Amplitude, Spitze-Spitze-Wert) des harmonisch verzerrten resultierenden Spannungsverlaufs  $u_{res}(t)$  an jedem Knoten bestimmt. Abschließend erfolgt die Bestimmung der resultierenden Gesamtverzerrung an allen Knoten.

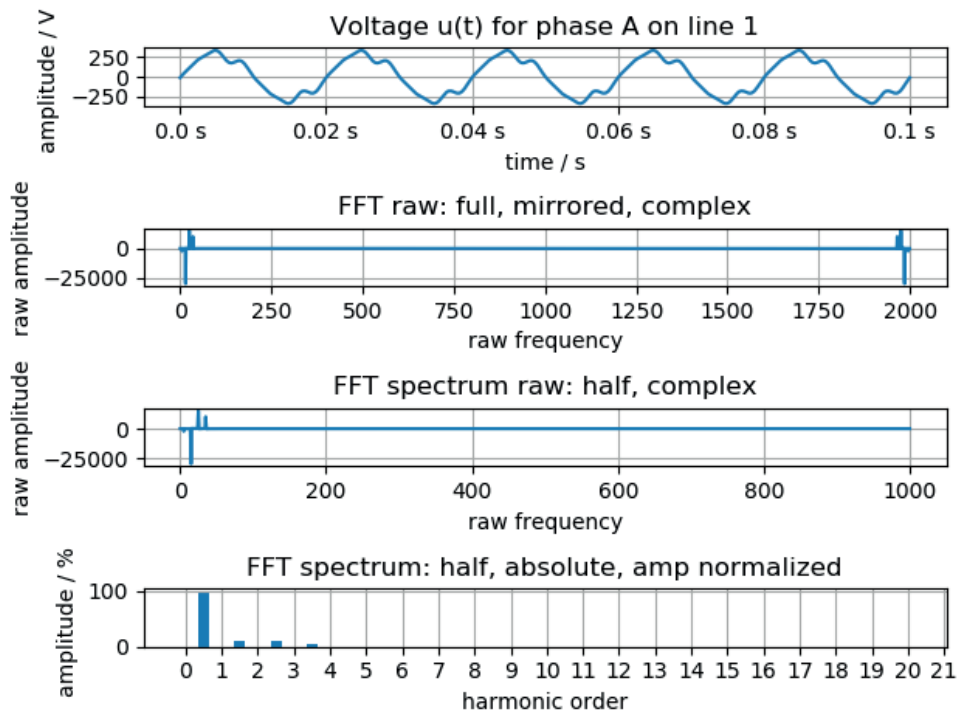


Abbildung 3.5: Berechnung des Frequenzspektrums an den Netzknoten mit Darstellung der Zwischenergebnisse aus der DFT.

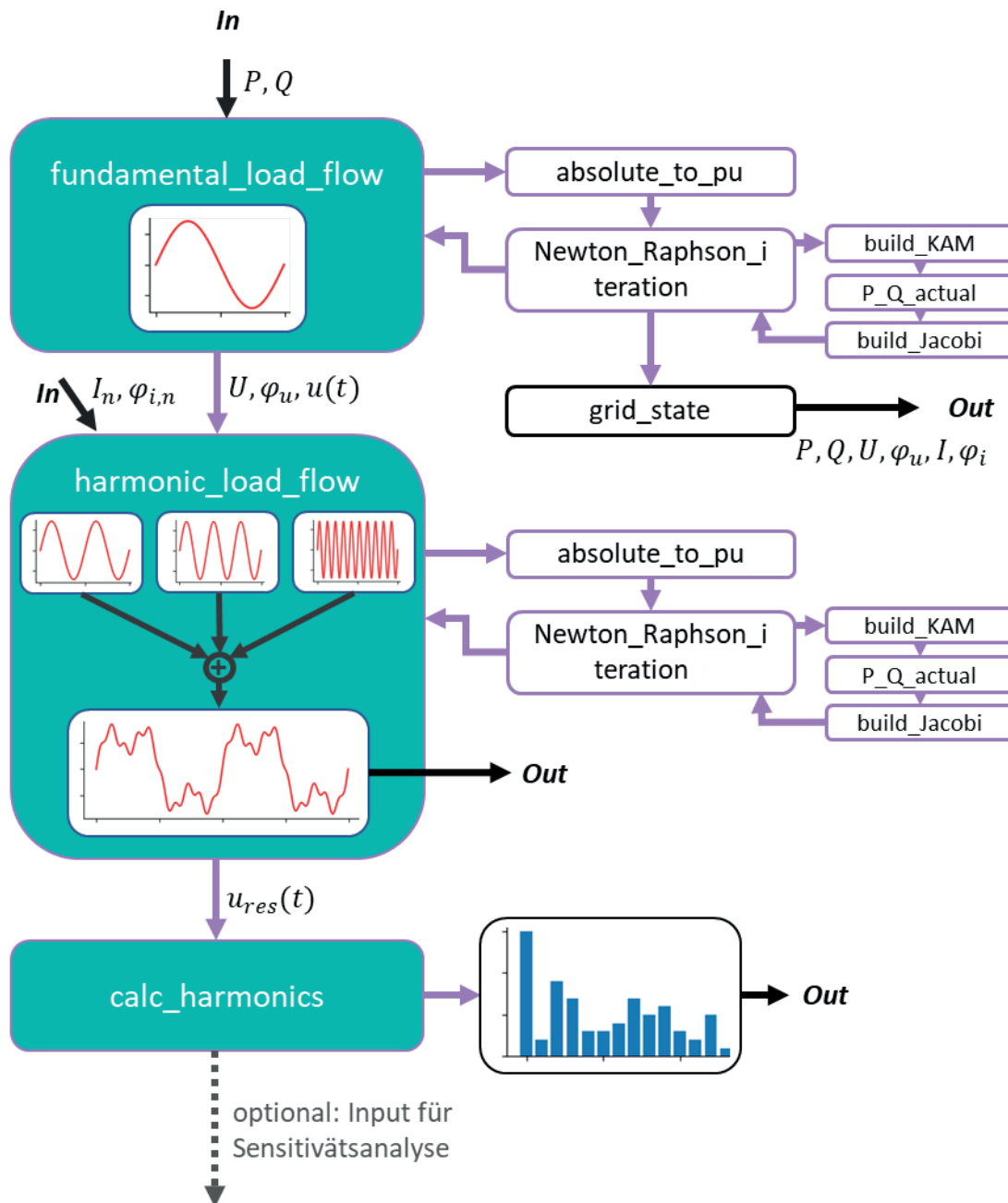


Abbildung 3.6: Ablaufdiagramm des Algorithmus zur Bestimmung des harmonischen Lastflusses.

### 3.2.4 Validierung des Systemmodells

Die Validierung der Implementierung des harmonischen Lastflussverfahrens wurde durch Referenzberechnungen mit den etablierten, kommerziellen Netzberechnungstools PowerFactory und NEPLAN 360 durchgeführt. Dazu wurden drei Simulationsszenarien mit unterschiedlichem harmonischem Strombezug an den Knoten verglichen. Das Testnetz zur Validierung ist in dargestellt.

Die berechneten THD-Werte an den Knoten sind in Tabelle 3.1 aufgezeigt.

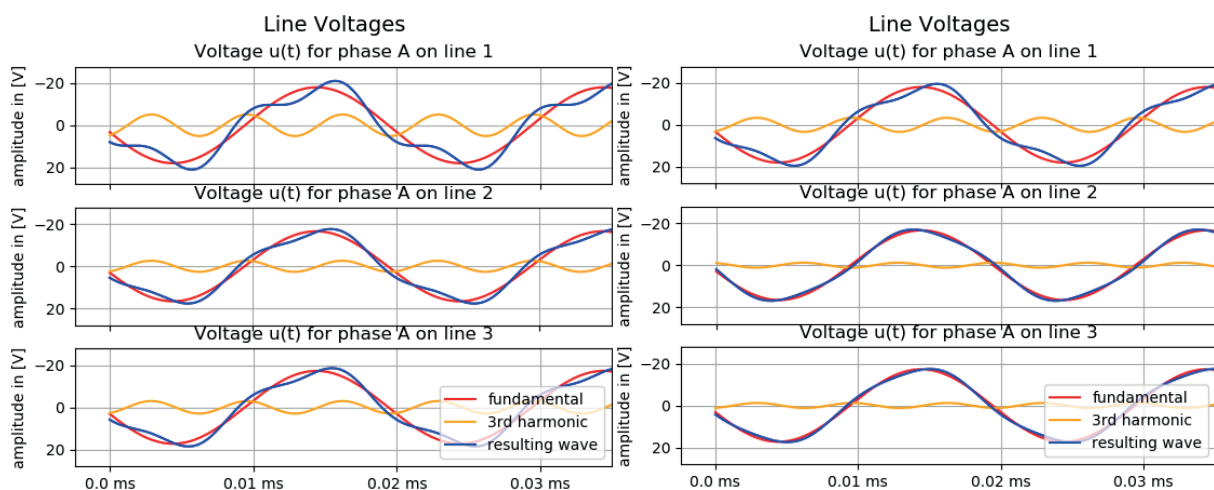


**Tabelle 3.1: Vergleich der Ergebnisse für den THD bei verschiedenen Simulationsszenarien zwischen eigenem Skript, PowerFactory (V. 2020 SP3) und NEPLAN 360 (V. 10.9.0.1).**

Szenario		Harmonischer Strombezug	Ergebnis der THD Berechnung / %		
			Eigenes Lastflussmodell (Python)	PowerFactory	NEPLAN 360
1	Knoten 1:	10 % bei n = 3	0,54	0,55	0,55
	Knoten 2:	-	0,28	0,28	0,28
	Knoten 3:	-	0,31	0,31	0,32
2	Knoten 1:	10 % bei n = 3	1,09	1,09	1,09
	Knoten 2:	10 % bei n = 3	1,00	1,00	1,00
	Knoten 3:	10 % bei n = 3	1,04	1,04	1,04
3	Knoten 1:	10 % bei n = 3, 5, 7	1,57	1,56	1,56
	Knoten 2:	-	0,80	0,80	0,80
	Knoten 3:	-	0,91	0,90	0,90

Die Ergebnisse aus dem entwickelten Lastflussmodell entsprechen der Berechnung von PowerFactory und NEPLAN 360 in hinreichender Genauigkeit. Anhand der Übereinstimmung mit den etablierten Tools kann davon ausgegangen werden, dass die eigene Implementierung funktional sowie technisch korrekt ist und rationale THD-Werte liefert.

An dieser Stelle können in Folgeprojekten weitere Untersuchungen zur Belastbarkeit des entwickelten Modells sinnvoll sein, in denen die Übertragbarkeit auf weitere Netzkonfigurationen analysiert wird.



**Abbildung 3.7: Resultierende Spannungen ohne (links) und mit Phasenverschiebung von 180° (rechts) des Bezugsstroms eines definierten Verbrauchers an einem Knoten des Testnetzes.**

### 3.3 Modellbildung am Fallbeispiel Forschungsfabrik ARENA2036

Im Rahmen dieser Untersuchung wurde nun das elektrische Niederspannungsnetz der Forschungsfabrik ARENA2036 auf dem Campus der Universität Stuttgart für eine Zeitbereichssimulation nachgebildet, um die dynamischen Prozesse innerhalb der ARENA simulativ abbilden zu können.

Im Allgemeinen sind zwei Anwendungsfälle zu nennen, die die Notwendigkeit einer Oberschwingungsanalyse im Verteilnetz begründen können:

1. Untersuchung der Auswirkungen des Netzanschlusses einer neuen, harmonischen Quelle.
2. Post-Mortem Analyse eines Defekts oder eines festgestellten Problems mit der Spannungsqualität in einem elektrischen System.

Oberschwingungen wirken dabei auf das gesamte elektrische Netzwerk, weshalb neben den lokalen Auswirkungen auch die Einflussreichweite und die Korrelationen der Netzknoten untersucht werden müssen.

Die betrachteten Netzkomponenten für die Modellierung waren dabei:

- Transformator
- Leitungen
- Kabel
- kapazitive Elemente
- Generatoren
- elektrische Maschinen
- lineare Lasten
- weitere nichtlineare Lasten und Erzeuger

Insbesondere wurden dabei die leistungselektronischen Verbraucher der Forschungsfabrik und die auf dem Dach installierte Photovoltaik-Anlage mit einer installierten Leistung von 77,8 kW<sub>p</sub> detailliert untersucht.

Die relevanten Netzgrößen, die simulativ untersucht wurden, waren:

- Spannung
- Strom
- Schein-, Wirk-, Blindleistung
- Gesamtverzerrung
- Phasenwinkel Spannung
- Phasenwinkel Strom
- Gesamtverzerrung

Für die Ermittlung zusätzlicher Einflussfaktoren auf den lokalen Netzzustand der Forschungsfabrik wurde eine in der Netzebene übergeordnete ober- und unterspannungsseitige Messung an einem der beiden Hochspannungs-/Mittelspannungstransformatoren zur Versorgung des Universitätscampus umgesetzt und getestet.

Hier konnte Potenzial für Folgeuntersuchungen identifiziert werden. Mit den erhaltenen Messdaten können die in diesem Projekt formulierten Modelle in Folgeprojekten kontinuierlich verifiziert, modifiziert und erweitert werden.

Als Startpunkt der Modellbildung wurden neben einer umfassenden Literaturrecherche die notwendigen Daten (elektrische Pläne der Forschungsfabrik, Datenblätter der Netzkomponenten und Verbraucher, vorhandene Netzinfrastruktur, mögliche Netzbetriebspunkte) ermittelt, anhand derer die Modellierung erst ermöglicht wurde.

Nach der erfolgreichen Modellierung der Netzinfrastruktur wurden vorhandene Lasten und Erzeuger modelliert. Die Ermittlung der Modellparameter erfolgte, sofern verfügbar, über Kennwerte aus den Datenblättern. Bei fehlenden Werten wurden die Angaben aus der Gebäudedokumentation mit Referenzen aus der Literatur oder eigens erhobenen Messungen ergänzt.

Anhand dieser Methodik konnten Modelle für folgende Anwendungsfälle simulativ umgesetzt werden:

- Photovoltaikanlage
- Transformator
- Drehzahlvariable Antriebe
- Beleuchtung
- Kabel
- Nichtlineare Verbraucher

Bei der Validierung der Modelle stellte sich der Vergleich zwischen simulierten Messwerten aus dem Modell und realen Messwerten aus dem Messsystem als schwierig dar. Folgende Problemfelder konnten aus dem Realversuch abgeleitet werden:

- Datenkonsistenz des Messsystems
- Genauigkeit der Zeitstempel zu den erhobenen Messwerten
- Verfügbarkeit der Messpunkte
- Verfügbarkeit der Datenspeicher
- Gleichzeitigkeit der Datenpaare
- Ausfallsicherheit der Dateninfrastruktur
- Integrationsmöglichkeit der Messtechnik an anwendungsbezogenen Anlagen

Weitere Problemebeispiele: Bei der Charakterisierung der drehzahlvariablen Antriebe war es beispielsweise nicht möglich, jede Last separat zu vermessen und den jeweiligen Betriebspunkt eindeutig zu bestimmen, sodass zusätzlich Literaturwerte zur Validierung herangezogen werden mussten.

Es wurde festgestellt, dass der Gesamtüberschwingungsgehalt lokal natürlich sehr stark von der Parametrierung der implementierten, komponentenbezogenen Induktivitäten und Kapazitäten abhängt, daneben aber der betrachtete Betriebsmodus ebenfalls einen großen Einfluss haben kann.

Bei der Modellierung des dreiphasig angeschlossenen Hallenkrans wurde beispielsweise ein symmetrischer Betrieb angenommen. Es ergaben sich große Abweichungen der Kurvenformen von Simulation und Messung. Diese ließen sich auf die vereinfachte Annahme / Abschätzung der Phasenverschiebung der in den jeweiligen Frequenzbändern zurückführen.

### **3.4 Ausbreitung von Oberschwingungen in elektrischen Netzen**

Nach Ermittlung der benötigten Datenbasis zur Entwicklung der Modellumgebung wurde als erstes Untersuchungsziel die Ausbreitung der Oberschwingungen anhand der gegebenen Modelle analysiert. Im Netzmodell der ARENA2036 wurden deshalb geeignete Verbraucher identifiziert, vermessen und anhand der gewonnenen Daten als Current Injection Modelle in die Zeitbereichssimulation integriert.

Eine Fallstudie anhand eines Gelenkarm-Industrieroboters zeigte dabei, dass der Anteil der Oberschwingungsspannungen im Frequenzspektrum in Richtung des Oberschwingungserzeugers zunehmen. Durch normative Vorgaben, wie bspw. in der DIN EN 61000-2-2, soll sichergestellt werden, dass andere Geräte im Netz durch die geprüften Einzelanlagen nicht negativ beeinflusst werden. In den entsprechenden Normen wird aber nicht auf die Wechselwirkung mehrerer Anlagen im Netz eingegangen

Darauf aufbauend wurde der Einfluss zweier identischer Roboter an unterschiedlichen Punkten im Netz bei unterschiedlichen Phasenverschiebungen der Stromoverschwingungen analysiert. Die Oberschwingungsspannungen erhöhten sich dabei bei einer Phasenverschiebung von  $45^\circ$  um den Faktor 2, da es beim gewählten Phasenversatz im Netz zu einer konstruktiven Überlagerung der Oberwellenströme kam. Dadurch erhöhte sich Gesamtverzerrung der Spannung im betrachteten Fall um den Faktor 1,45. Dieses Ergebnis ist Abbildung 3.8 veranschaulicht.

Es hat sich weiter gezeigt, dass die Gesamtverzerrung auf Unterspannungsseite des Transformators für  $90^\circ < \varphi_h \leq 180^\circ$  bei Vernachlässigung der Netzinfrastruktur sinkt (destruktive Überlagerung) und sich nach dem Superpositionsprinzip für  $0^\circ \leq \varphi_h < 90^\circ$  durch Addition der Oberwellenströme erhöht. Durch den Einfluss des Verteilnetztransformators in  $\Delta Y$  Schaltung steigen die Oberschwingungsströme auf Oberspannungsseite bei einem Phasenversatz  $\rightarrow 180^\circ$  hingegen an.

Im Anschluss wurde untersucht, wie sich das Zuschalten der Last im zeitlichen Verlauf auf die Spannung an der Sammelschiene auswirkt. Die Lasten blieben dabei unverändert. Auffällig waren dabei die stark abweichenden Kurvenverläufe des Stroms auf der Niederspannungs- und Mittelspannungsebene (vgl. Abbildung 3.9). Der Kurvenverlauf auf der Niederspannungsebene zeigte ein symmetrischeres Verhalten für alle drei Phasen (vgl. Abbildung 3.10).

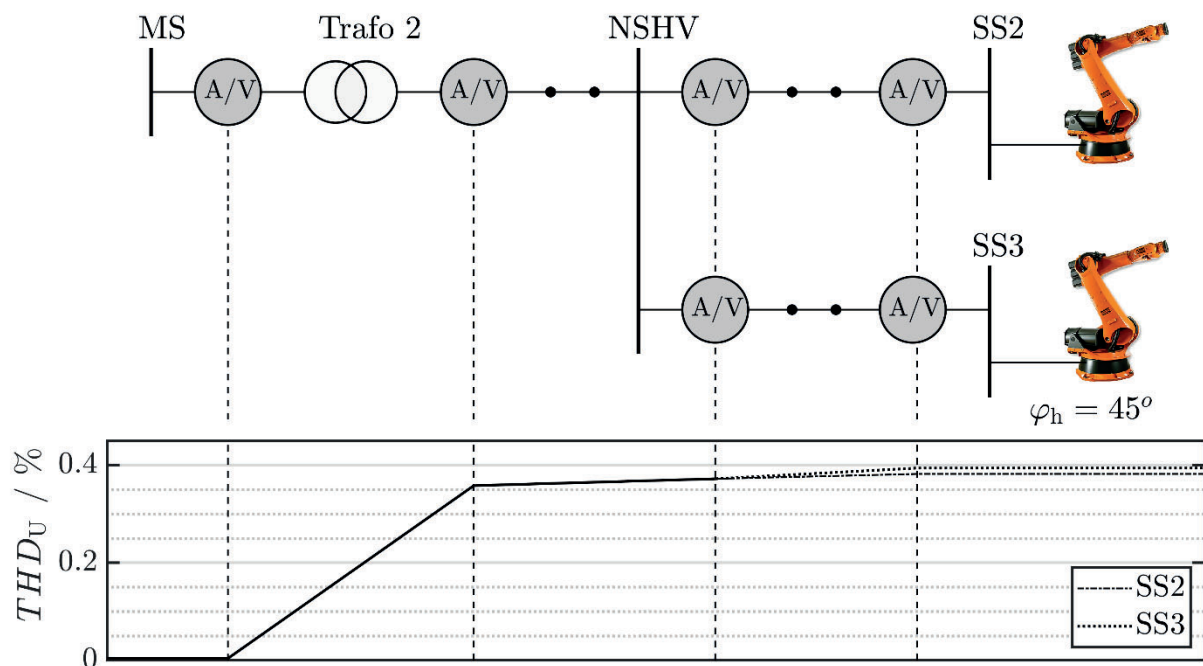
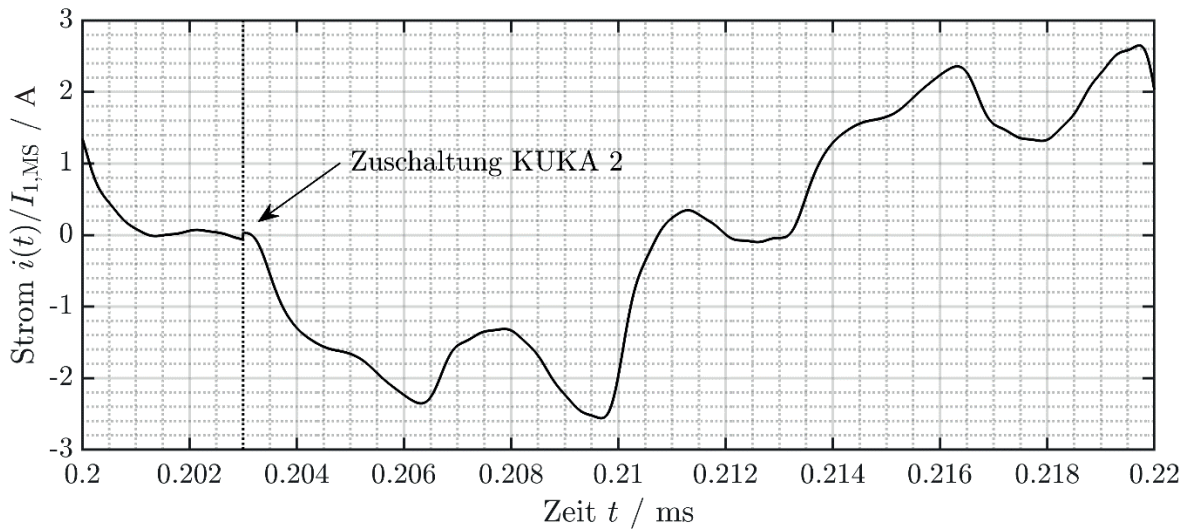
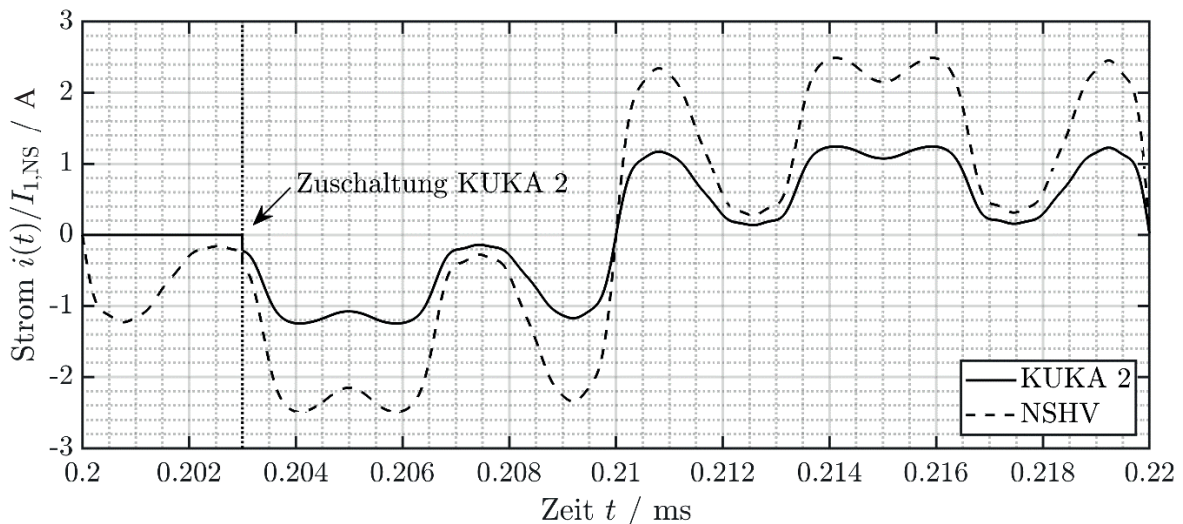


Abbildung 3.8: Strom- und Spannungsmesspunkte (A/V) und Verlauf der Gesamtverzerrung der Spannung (THD<sub>U</sub>) bei Einsatz von 2 identischen Industrie-Robotern an 2 Strom-Sammelschienen (SS2, SS3) der Forschungsfabrik ARENA2036 mit einem Phasenversatz von  $45^\circ$  bei den Stromoverschwingungen ( $\varphi_h$ ).

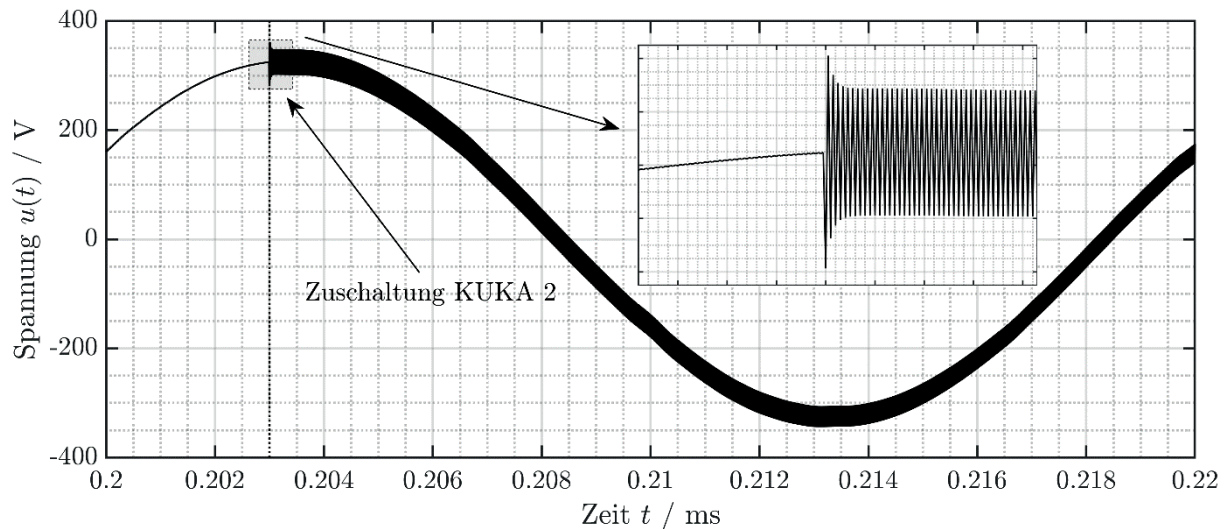


**Abbildung 3.9: Stromverlauf auf Mittelspannungsebene bei Zuschaltung des zweiten Industrieroboters KUKA 2. Am Stromverlauf ist eine Beaufschlagung des Bezugsstroms mit Oberwellen in einem breiten Frequenzspektrum zu erkennen.**



**Abbildung 3.10: Stromverlauf auf Niederspannungsebene bei Zuschaltung des zweiten Industrieroboters KUKA 2, gemessen direkt am Verbraucher (KUKA 2) und am Abgang der Niederspannungshauptverteilung (NSHV).**





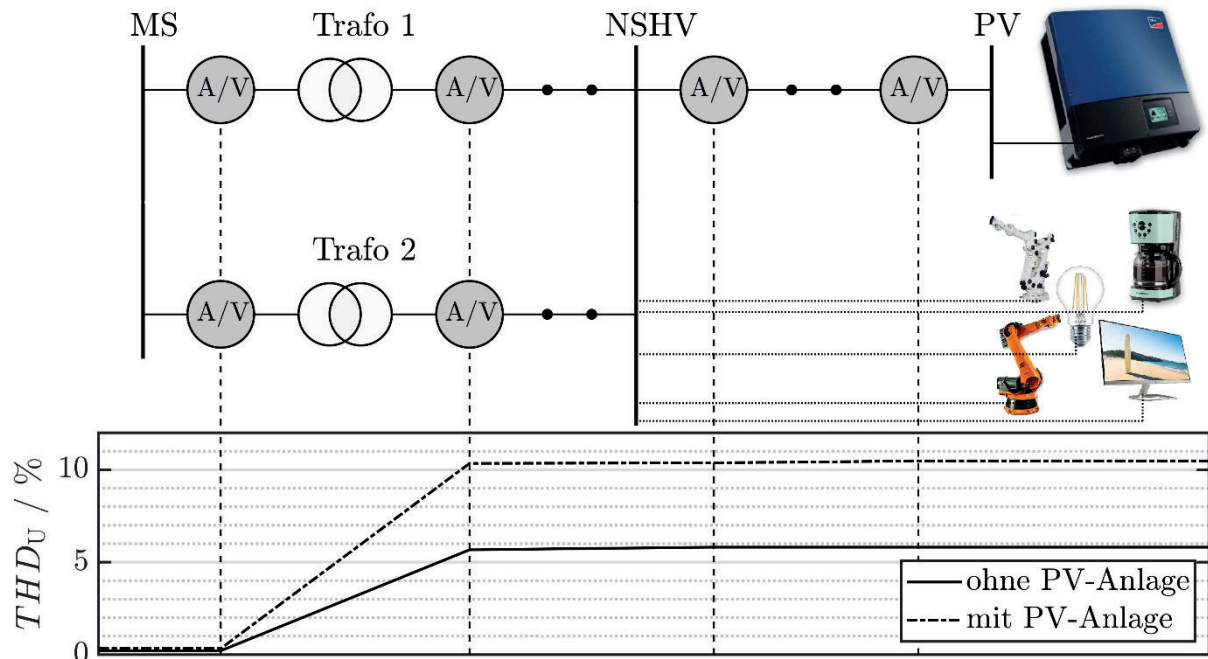
**Abbildung 3.11:** Kurvenverlauf der Spannung bei Zuschaltung des zweiten Industrieroboters KUKA 2. Im Zuschaltzeitpunkt zeigt sich eine hochfrequente Überlagerung der Grundschiwingung. Dies lässt in Kombination mit der kurzen Abklingzeit der Überschiwingung im Zuschaltzeitpunkt auf eine Rückkopplung der Taktfrequenz der Steuerelektronik schließen.

Im Falle der Spannung führt das Zuschalten der zweiten Last zu einer starken Oszillation um die Fundamentale ( $\pm 25$  V), was in Abbildung 3.11 verdeutlicht wird.

Die kurze Abklingzeit zu Beginn des Schwingungsvorganges im Zuschaltzeitpunkt der Last lässt auf eine Rückkopplung der Taktfrequenz der Steuerelektronik der elektrischen Maschinen des Industrieroboters schließen.

Aufbauend darauf wurde das zeitlich verzögerte Zuschalten mehrerer Lasten bei gleichzeitiger Einspeisung der Photovoltaik-Anlage in das Netz der Forschungsfabrik untersucht. Der Fokus dieser Untersuchung lag auf dem Vergleich des Oberschwingungsgehalts im Netz mit und ohne Einspeisung aus der Photovoltaik Anlage. Auch hier wurde die Ausbreitung der Oberwellen im Netz analysiert, um einen direkten Einfluss der Photovoltaik Anlage anhand der vorhergehenden Untersuchungen ableiten zu können.

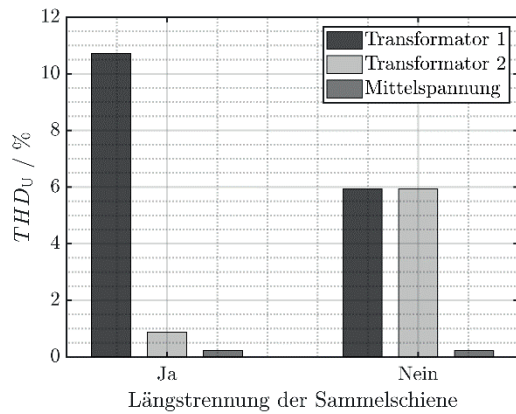
Auffallend war hierbei der starke Einfluss der Photovoltaik-Anlage auf das ermittelte Frequenzspektrum auf Niederspannungsseite, welches in Form der Gesamtverzerrung ( $THD_U$ ) in Abbildung 3.12 im Vergleich zur Gesamtverzerrung ohne Photovoltaik Anlage betrachtet wurde.



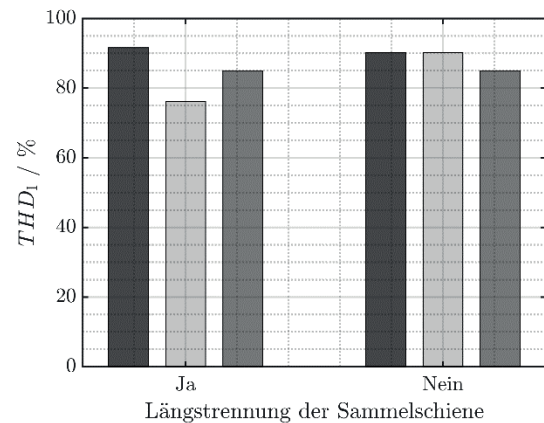
**Abbildung 3.12:** Vergleich der Gesamtverzerrung der Spannung mit/ohne Einspeisung der Photovoltaik-Anlage im Nennbetriebspunkt an den Strom- und Spannungsmesspunkten (A/V) auf Mittelspannungs- (MS) und Niederspannungsseite (NSHV) der Forschungsfabrik.

In Absolutwerten sinken die Oberschwingungsströme am Netzanschlusspunkt jedoch. Durch die von der Photovoltaikanlage eingespeiste elektrische Energie sinkt die Amplitude der Fundamentalen des Stroms über die Transformatoren. Da der  $THD_i$  auf den Strom bei Grundfrequenz bezogen wird, kommt es daher zu einer Erhöhung des  $THD_i$  im Netz. Der  $THD_U$  steigt in der Regel hingegen bei erhöhter Einspeisung der Photovoltaikanlage, durch höhere Amplituden bei den harmonischen Strömen.

Auch der Einfluss der Längstrennung der Sammelschiene in der Niederspannungshauptverteilung (NSHV) auf die Oberschwingungen lag im Fokus dieser Untersuchung. In Abbildung 3.13 ist der Gesamtoberschwingungsgehalt der Spannung mit Längstrennung und ohne Längstrennung der beiden Transformatoren dargestellt. Ohne Längstrennung, also wenn die Kupferschiene der NSHV als eine einzige Sammelschiene betrieben wird, ist die Spannung an der Kupferschiene erwartungsgemäß überall als identisch anzunehmen. Dem folgt auch die Beobachtung, dass der  $THD_U$  ohne Längstrennung an Transformator 1 und 2 identisch ist. Aufgrund der unterschiedlichen Stromamplituden an Transformator 1 und 2 bei erfolgter Längstrennung kommt es zu unterschiedlich hohen Spannungsabfällen über die Versorgungsleitungen in der Forschungsfabrik. An Transformator 1 konnte daher ein höherer  $THD_U$  verzeichnet werden. Die resultierenden Oberschwingungsspannungen auf der Mittelspannungsseite waren in allen untersuchten Szenarien gering und weit unterhalb des in der EN 50160 geforderten Grenzwertes von 5 %.



**Abbildung 3.13:**  
Gesamtüberschwingungsgehalt der Spannung mit/ohne Längstrennung.



**Abbildung 3.14:**  
Gesamtüberschwingungsgehalt des Stroms mit/ohne Längstrennung.

In den Abbildungen 3.13 und 3.14 sind der  $THD_U$  bzw.  $THD_I$  an den Messpunkten auf Mittelspannungsebene und auf Niederspannungsebene der beiden Transformatoren dargestellt. Infolge Baugleichheit der beiden Transformatoren teilt sich der Strom über die Transformatoren (ohne Längstrennung) zu gleichen Teilen auf. Die Oberschwingungsströme sind demzufolge auch identisch, was sich schließlich auch im gleichen Gesamtüberschwingungsgehalt widerspiegelt. Anhand des  $THD_I$  ist der Einfluss der Längstrennung an den drei Messpunkten nicht direkt ersichtlich. Dies entspricht dem Erwartungswert, da der  $THD_I$  nicht direkt mit der Bezugsleistung korreliert. Im Gegensatz zum  $THD_U$ , weist - je nach Charakteristik des nichtlinearen Verbrauchers - ein Betriebspunkt mit niedrigerer Bezugsleistung unter Umständen einen höheren  $THD_I$  auf als beispielsweise ein Betrieb mit Nennlast.

### 3.5 Frequenzabhängigkeit der Impedanz

Als weiterer Untersuchungspunkt wurde die Frequenzabhängigkeit der Impedanz an verschiedenen Beispielen von in der Forschungsfabrik verfügbaren Verbrauchergruppen untersucht. Die untersuchten Verbraucher waren dabei:

- Photovoltaik Anlage
- Gebäudelüftung
- Sicherheitsbeleuchtung
- Hallenkran

Bei der Photovoltaik Anlage kann über den Frequenzbereich von 0 - 2 kHz eine linear zunehmende Impedanz  $Z$  beobachtet werden (siehe Abbildung 3.15). Mit steigender Frequenz steigt auch der Impedanzwinkel  $\varphi_Z$  asymptotisch an (siehe Abbildung 3.16). Bei Grundfrequenz beträgt dieser etwa  $45^\circ$  und erreicht sein Maximum von  $86^\circ$  bei etwa 1000 Hz. Dies entspricht näherungsweise einem ideal induktiven Verhalten von  $90^\circ$ . Im Frequenzbereich  $1 \text{ kHz} < f < 2 \text{ kHz}$  nimmt der Impedanzwinkel hingegen wieder leicht ab.



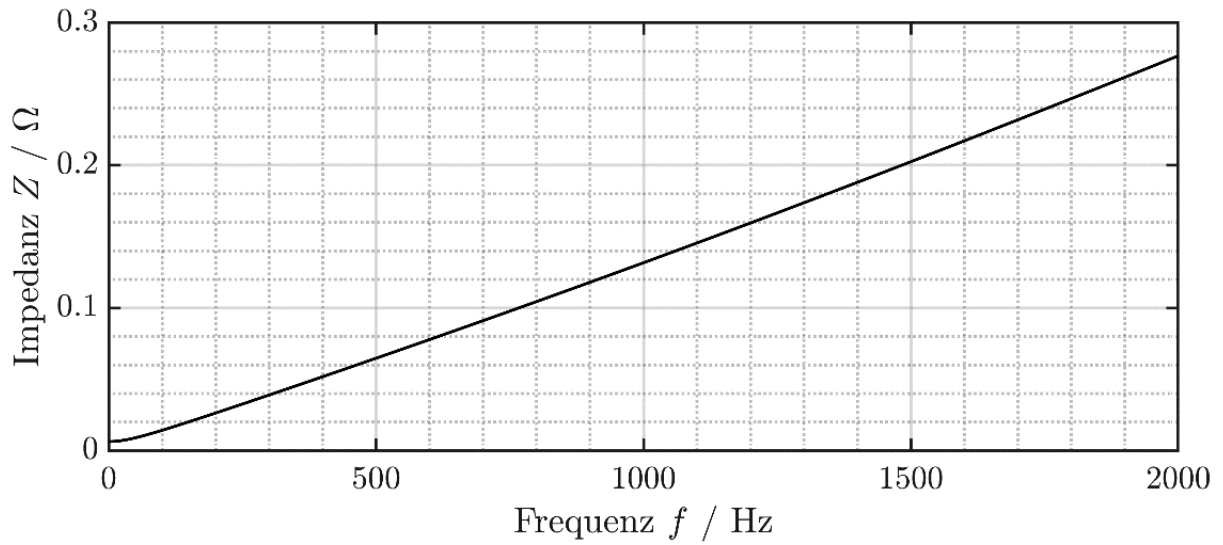


Abbildung 3.15: Impedanz der Photovoltaik-Anlage über der Frequenz.

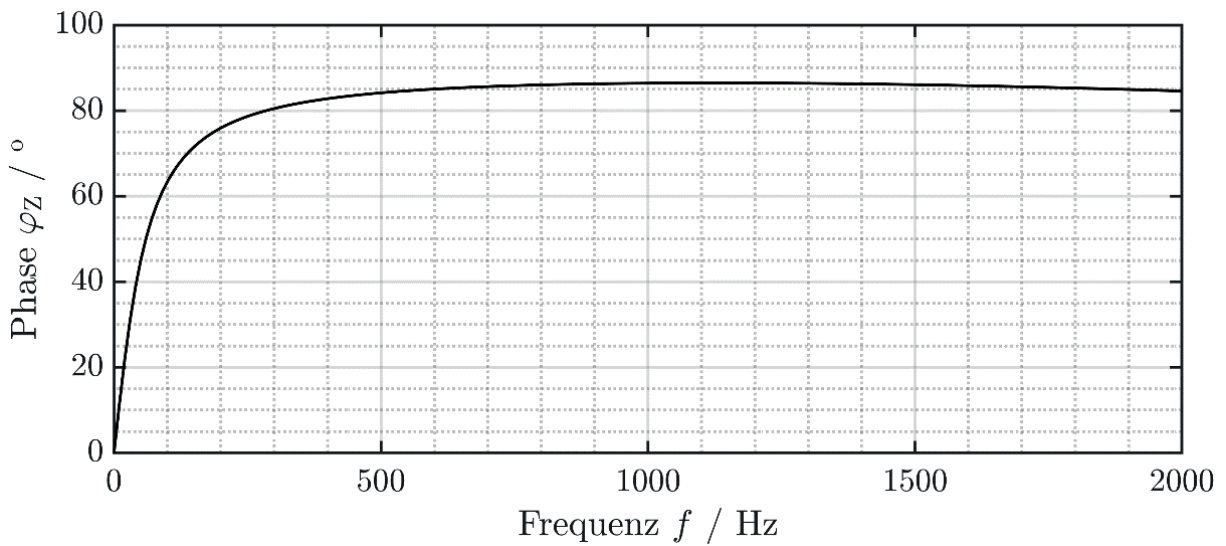


Abbildung 3.16: Phasenwinkel der Photovoltaik-Anlage über der Frequenz.

Bei der Gebäudelüftung bleibt die Impedanz über die Frequenz nahezu konstant (siehe Abbildung 3.17). Auch der Impedanzwinkel ändert sich nur marginal von  $0^\circ$  nur auf etwa  $-0,065^\circ$  (siehe Abbildung 3.18). Anzumerken ist hierbei, dass sich bei Modellierung der Lüftung mit Netzfilter (LC-Glieder) je nach gewählter Filtergröße ein grundlegend abweichendes Verhalten einstellen kann.

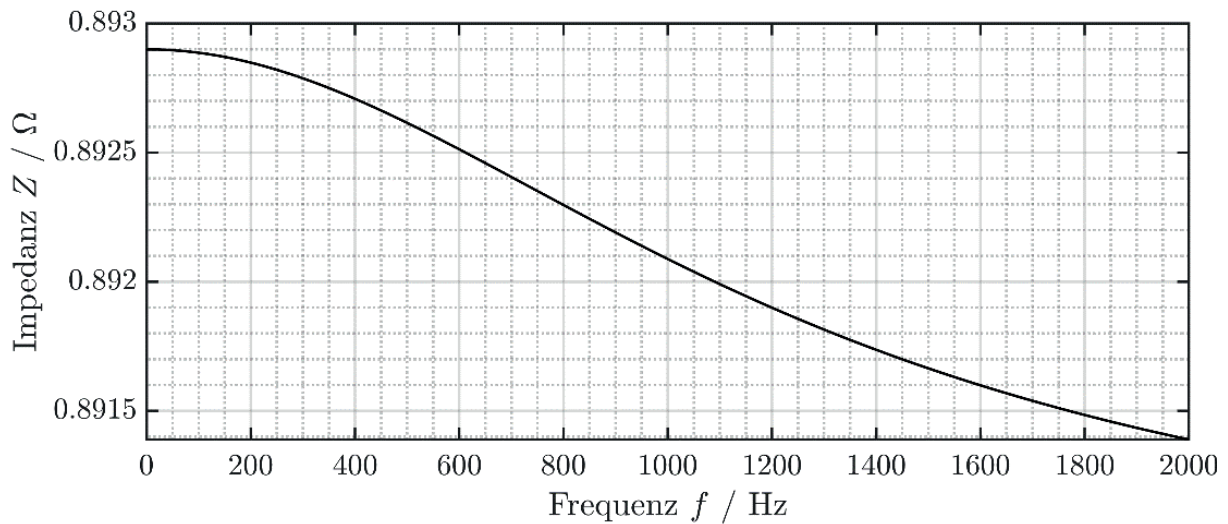


Abbildung 3.17: Impedanz der Lüftung über der Frequenz.

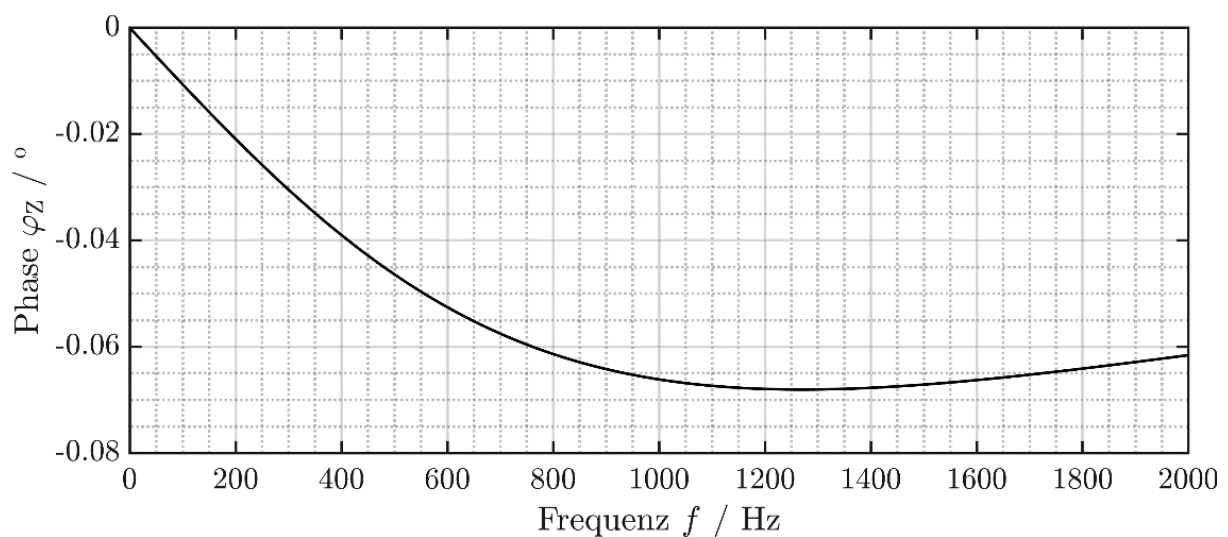


Abbildung 3.18: Phasenwinkel der Lüftung über der Frequenz.

Am Ladegleichrichter der Sicherheitsbeleuchtung zeigt sich ein induktiver Impedanzverlauf (siehe Abbildung 3.19). Bei geringen Frequenzen weist der Ladegleichrichter ein nahezu ideal induktives Verhalten auf. Mit höheren Frequenzen nimmt der ohmsche Anteil zu und geht in ein ohmsch-induktives Verhalten der Impedanz über (siehe Abbildung 3.20).

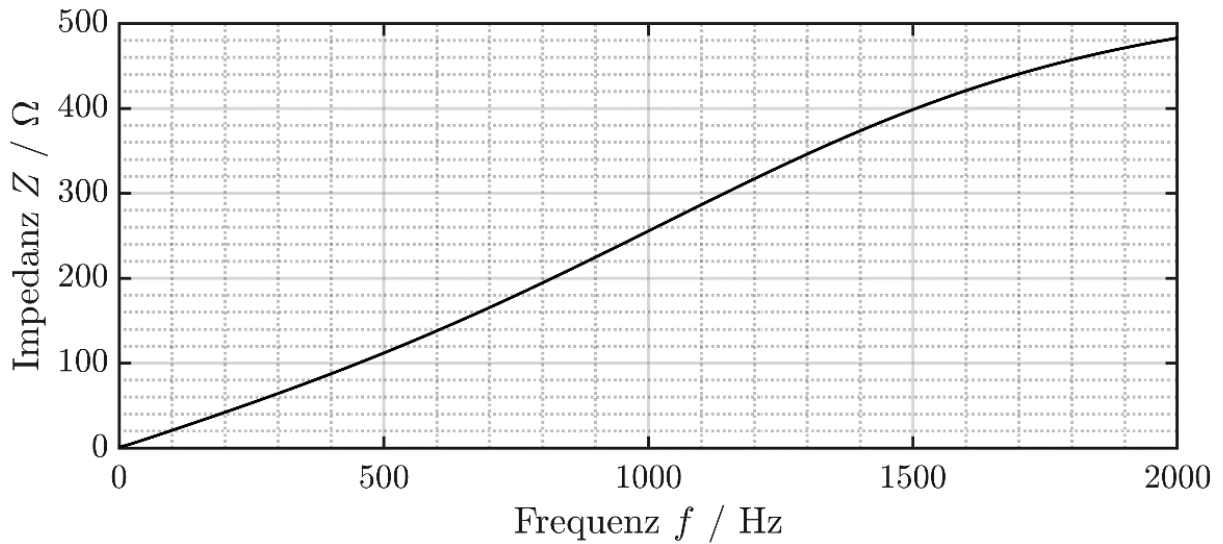


Abbildung 3.19: Impedanz der Sicherheitsbeleuchtung über der Frequenz.

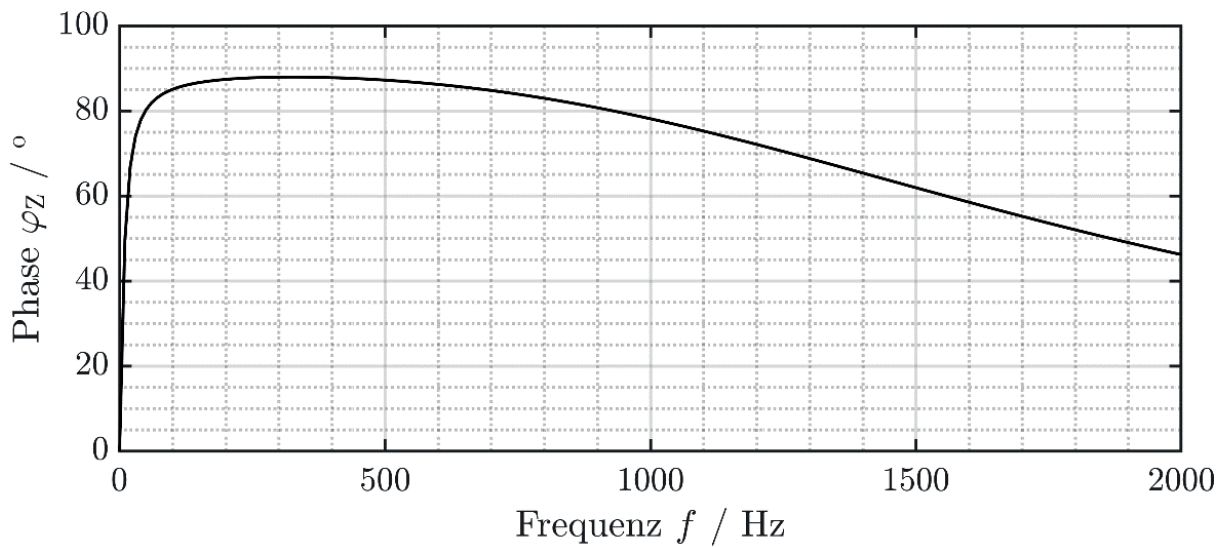


Abbildung 3.20: Phasenwinkel der Sicherheitsbeleuchtung über der Frequenz.

Bei der Simulation des Krans konnte bei Berücksichtigung eines Netzfilters im Modell ein erkennbarer Einfluss der Filterparametrierung auf die Frequenzabhängigkeit der Impedanz festgestellt werden. Der dargestellte Frequenzgang wurde am Kran mit den Filterparametern ( $L = 5 \text{ mH}$ ,  $C = 5 \mu\text{F}$ ) modelliert. In Abbildung 3.21 ist die Impedanz und in Abbildung 3.22 der Impedanzwinkel an der Krananlage dargestellt. Aus Abbildung 3.21 geht bei  $\approx 1000 \text{ Hz}$  eine auftretende Parallelresonanz hervor. Diese wird in erster Linie mit der Impedanz des Transformators gebildet und kann zu gefährlichen Strömen in diesem Frequenzbereich führen. Der Impedanzwinkel beträgt im unteren Frequenzband  $0^\circ$  (rein ohmsch) geht dann in ein kapazitives Verhalten über bis etwa  $-14^\circ$  und steigt dann sprunghaft bei einer Frequenz  $\approx 1000 \text{ Hz}$  auf  $+24^\circ$  (induktiv). Nach dem Anstieg fällt der Impedanzwinkel exponentiell wieder bis auf etwa  $1^\circ$  ab und die Impedanz geht wieder in ein rein ohmsches Verhalten über.

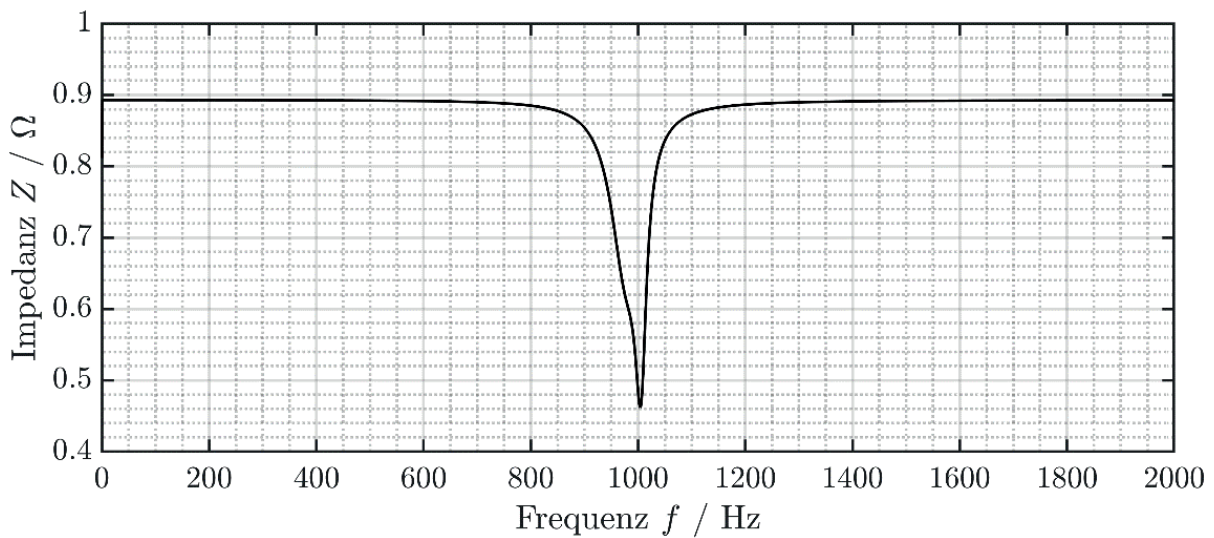


Abbildung 3.21: Impedanz des Krans über der Frequenz.

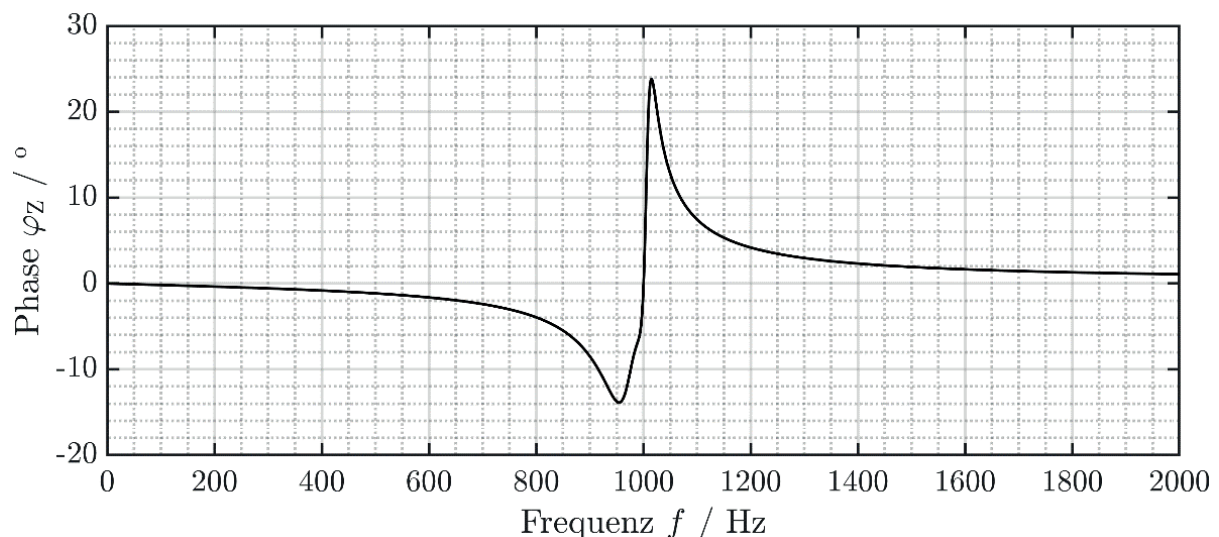
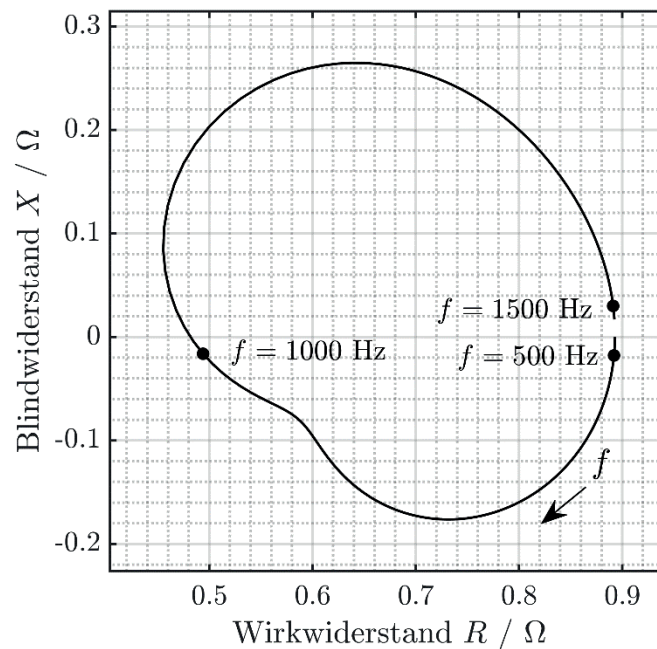


Abbildung 3.22: Phasenwinkel des Krans über der Frequenz.

Als alternative Darstellungsform wurde die Impedanz zur Veranschaulichung des Frequenzverhaltens der Parallelresonanz auch anhand des sogenannten Phasenporträts - ebenfalls als Ortskurve bezeichnet - veranschaulicht (siehe Abbildung 3.23). Beide Darstellungsformen sind über den in Gleichung (3.3) dargestellten mathematischen Zusammenhang gekoppelt:

$$\underline{Z} = R + jX = Z * e^{i\varphi_Z} \quad (3.3)$$

Da im Phasenporträt die Frequenz nicht mehr direkt aus dem Diagramm ablesbar ist, wurde der Drehsinn (steigende Frequenz) und charakteristische Frequenzen markiert. Auch aus diesem Diagramm ist ersichtlich, dass sich der Kran bis zu einer Frequenz von etwa 1000 Hz kapazitiv verhält (negatives  $X$ ) und danach induktiv (positives  $X$ ). Die Längen zwischen den bestimmten Frequenzen sind nicht äquidistant, wie auch aus den markierten Frequenzen hervorgeht.



**Abbildung 3.23: Ortskurve des Krans als ergänzende Darstellungsform zur detaillierten Impedanz-Analyse.**



### 3.6 Zusammenfassung

Der Modellierungsansatz, die gewählte Methodik und die Umsetzung der Algorithmik bestimmen bei der Modellbildung die Anzahl der Freiheitsgrade und den rechentechnischen Aufwand des Modells.

Im Projekt VIPEEER wurde deshalb für die globale Betrachtung der Netzinfrastruktur zum einen ein harmonisches Lastflussmodell zur Bestimmung der Ausbreitung von Oberwellen in stark vermaschten, elektrischen Netzen entwickelt.

Zum anderen wurde für das elektrische Industrienetz der Forschungsfabrik ARENA2036 zur detaillierten und dynamischen Analyse des Netzzustands bei variablen Randbedingungen ein Komponentenmodell für Zeitbereichssimulationen umgesetzt.

Als Grenzen des harmonischen Lastflussmodells ist vor allen Dingen zu nennen, dass es sich bei der gewählten Methodik grundsätzlich um die statische Analyse eines eingeschwungenen Netzzustands handelt. Das bedeutet, dass an keiner Stelle in dem erweiterten Lastflussverfahren ein zeitlicher Bezug verankert ist. Somit kann beispielsweise nicht dargestellt werden, wie sich die (harmonischen) Ströme zeitlich dynamisch über die Leitungen ausbreiten. Untersuchungen dieser Art müssen auf Grund von dynamischen Wechselwirkungen durch EMT-Modelle bzw. Zeitbereichssimulationen erfolgen. Weiter können wechselwirkende physikalische Effekte wie beispielsweise der Skin- oder der Proximity-Effekt nicht berücksichtigt werden. Durch den Einsatz des Current Injection Modells für die Charakterisierung von nichtlinearen Verbrauchern ist das jeweilige Stromspektrum betriebspunktabhängig definiert. Die Analyse des Teillastbetriebs oder netzseitige Wechselwirkungen gelten damit nur unter der Beschränkung auf die validierten Betriebspunkte.

Auf der anderen Seite zeigt sich der Vorteil der gewählten Methodik in der einfachen Erweiterbarkeit und der Übertragbarkeit des Algorithmik auf beliebige Netzstrukturen. Durch die Berücksichtigung des Phasenwinkels der harmonischen Ströme können auch Netze mit einer Vielzahl von harmonischen Quellen analysiert werden. Darüber hinaus erfolgt durch die implementierten Erweiterungen auch eine frequenzgerechte Berücksichtigung der Phasenwinkel von Strom und Spannung für frei definierbaren Frequenzbereich. Die Genauigkeit der Ergebnisse wird dabei maßgeblich von der Qualität der eingebunden Verbrauchermodelle bestimmt. Die entwickelte Methodik spiegelt somit dem Anspruch der zugrunde liegenden Idee wider, eine simulative Basis höchster Übertragbarkeit auf dem Weg zu einem ganzheitlichen Modell zur Beschreibung von Power Quality Phänomenen in elektrischen Netzen bereitzustellen.

Die detaillierte elektrische Modellierung der Forschungsfabrik ermöglicht dagegen Analysen im Zeitbereich

- zur dynamischen Ausbreitung der Oberschwingungen sowie
- eine umfassende Frequenz- und Impedanzanalyse der ermittelten Verbrauchergruppen

nach reproduzierbarer erweiterbarer Methodik. Hierzu konnten Untersuchungen durchgeführt und Verbraucher mit unterschiedlichem Frequenzgang identifiziert und analysiert werden. Wie am Beispiel des Hallenkrans ersichtlich, kann dieses Modell auch als Basis für weitergehende Resonanz und Stabilitätsbetrachtungen dienen.

## 4 Entwicklung einer Zustandsschätzung zur Prognose der Spannungsqualität

Zur Prognose der Spannungsqualität in industriellen, elektrischen Netzen wurde in diesem Arbeitspaket eine Zustandsschätzung für die Kenndaten der Spannungsqualität entwickelt und implementiert. Diese greift auf Messdaten aus der ARENA2036 zurück.

Ziel war hierbei eine Schätzung des Systemzustands zu erreichen, basierend rein auf den zur Verfügung stehenden Messdaten. Dadurch wäre die Notwendigkeit von detaillierten Systeminformationen und Expertenwissen hinfällig, was ein erheblicher Vorteil für die Zustandsschätzung bezüglich der Übertragbarkeit des Algorithmus auf andere Netzstrukturen darstellt.

Die komplexen und ambivalenten Zusammenhänge zwischen den deskriptiven Parametern der Spannungs- und Stromqualität machen eine analytische Beschreibung der Phänomene in der Systemanalyse nach derzeitigem Stand nicht praktikabel. Daher wurde im Rahmen der Zustandsschätzung ein weiteres Konzept verfolgt, das mittels künstlicher Intelligenz die Ermittlung der Zielgrößen anstrebt. Ein Einsatz dieser Methoden war insbesondere deshalb sinnvoll, da durch die detaillierte Vermessung der Forschungsfabrik die notwendigen Eingangsinformationen zur Parametrierung der Verfahren zur Verfügung standen.

Zur Umsetzung der Zielvorgabe eines rein datengetriebenen Algorithmus, der keinerlei Expertenwissen benötigt, wurde deshalb das Potential verschiedener Methoden aus dem Bereich des Machine- sowie des Deep Learnings vorab untersucht.

### 4.1 Untersuchte Methoden

Die untersuchten Methoden zur Vorhersage der Strom- und Spannungsverläufe waren:

- K-Nearest Neighbour Regression
- Random Forest Regression
- Support Vector Regression
- Long Short-Term Memory Regression

Das Long Short-Term Memory (LSTM) hat sich dabei als vielversprechendster Ansatz gezeigt, daher wird dieser im Zuge dieses Berichts in Abschnitt 4.4 detailliert vorgestellt.

Zusätzlich wurden für die Abschätzung der Oberwellen von Strom und Spannung ein Kalman Filter implementiert. Der Ansatz hierzu und die Ergebnisse werden in Abschnitt 4.5 erläutert.

Da der Informationsgehalt der Rohdaten bei direkter Verwendung für die Vorhersage meist unzureichend ist und die genannten Verfahren bei Aufbereitung der Eingangsdaten bessere Ergebnisse erzielen, wurde ein Feature Engineering in Abschnitt 4.3 durchgeführt.

Da die Ergebnisse der Regression durch eine gezielte Auswahl der Features in der Regel verbessert werden können, folgte schließlich noch eine Feature Auswahl nach systematischen Bedingungen.

Durch die erhaltenen Ergebnisse der optimierten Verfahren konnten wichtige Erkenntnisse bezüglich der Prognosefähigkeit der Algorithmen abgeleitet werden. Dabei wurde festgestellt, dass eine erweiterte Analyse der Datenbasis erforderlich ist, um die Ergebnisse abschließend einordnen zu können. Deshalb wurde ein Algorithmus zur Analyse Bewertung der Eingangsdaten entwickelt. Dieser wird schließlich in Abschnitt 4.6 erläutert.

Als Bewertungsgröße / Score Wert wurde die mittlere quadratische Abweichung (engl. Mean Squared Error) eingesetzt:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \tilde{Y}_i)^2 \quad (4.1)$$

Mit

$Y_i$  - Messwert

$\tilde{Y}_i$  - Vorhersagewert

## 4.2 Datenbasis

Als Datenbasis für die genannten Algorithmen wurden Messdaten der Forschungsfabrik ARENA2036 verwendet, welche sich auf dem Campus der Universität Stuttgart befindet. Die Daten wurden in der Niederspannungshauptverteilung gemessen und bestehen aus sekundlichen RMS-Werten von Strom und Spannung in allen drei Phasen. Insgesamt standen 36 Monate an Messwerten zur Verfügung. Die Spannungswerte lagen dabei in einem Bereich zwischen 220 V bis 240 V mit einem Mittelwert von leicht über 230 V. Die aufgezeichneten Stromwerte lagen nach Bereinigung von Ausreißern zwischen 0 A und 250 A.

Abbildung 4.1 zeigt den Verlauf der Messwerte von Spannung und Strom für den Monat Mai 2018 am Abgang des Versorgungstransformators auf Niederspannungsseite. Die Darstellung dient der Veranschaulichung von nicht periodischen Fluktuationen im Datensatz, die eine Herausforderung für die Prognosealgorithmen darstellen.

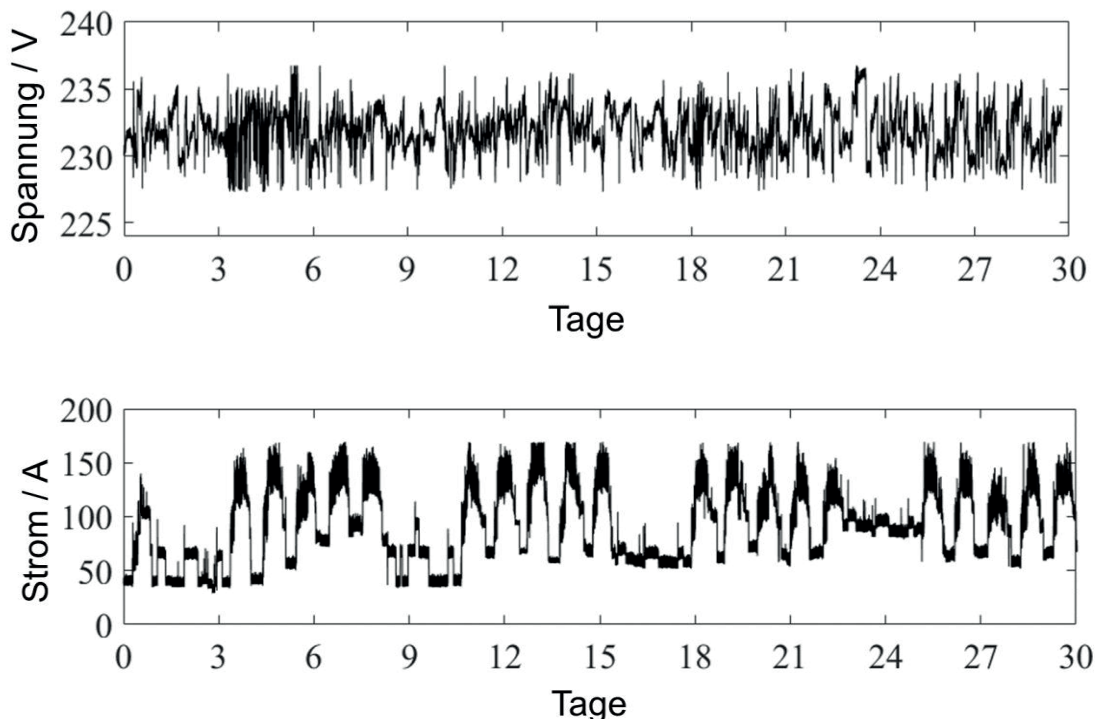


Abbildung 4.1: Spannungs- (oben) und Stromschwankungen (unten) im Netz der Forschungsfabrik ARENA2036 im Monat Mai 2018, gemessen am Abgang von Transformator 1 in der NSHV.

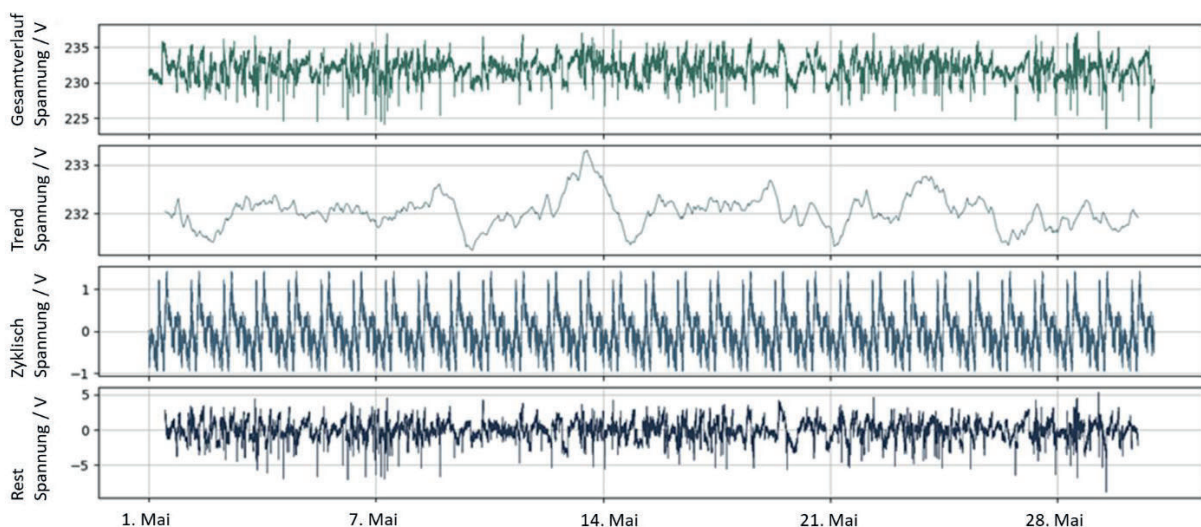


Der Datensatz wird im Folgenden genauer analysiert und in die einzelnen Bestandteile wie Trend-, Saison- und Zufalls-Komponente zerlegt. Die verwendeten Daten wurden an einem der beiden parallelen Mittelspannungstransformatoren des Gebäudes erhoben und spiegeln den Verlauf des Stroms und der Spannung über einen Monat wider. Die Daten wurden als Effektivwerte in einer Auflösung von 1 Sekunde erfasst.

Es zeigt sich, dass es sich beim Verlauf der Spannung um ein stark rauschbehaftetes Signal handelt. In Abbildung 4.1 (oben) ist der Verlauf der Spannung in Phase L1 abgebildet. Zur genaueren Untersuchung der Zeitreihe lässt sich der Spannungsverlauf mit Hilfe des additiven Komponentenmodells in drei Komponenten zerlegen, die in Summe den Gesamtverlauf ergeben. In Abbildung 4.2 ist die Zerlegung für den Spannungsverlauf graphisch dargestellt. In der obersten Teilabbildung ist zur besseren Vergleichbarkeit der Originalverlauf der Spannung über den Monat Mai dargestellt. In der zweiten ist die Trendkomponente der Spannung dargestellt. An ihr wird deutlich, wie die Spannung um den Mittelwert von 232,04 V schwankt. Da die Trendkomponente zur Berechnung stets die vorangegangenen und nachfolgenden Tageswerte benötigt, beginnt der Verlauf erst nach einem Tag und endet einen Tag früher. In der dritten ist die zyklische Komponente dargestellt. An ihr lässt sich der tagesabhängige Rhythmus der Datenreihe erkennen. So kommt es täglich zu zwei positiven Spannungssprüngen. In der vierten ist die Restkomponente dargestellt. Es wird deutlich, dass die Restkomponente, in der sich die zufälligen Einflüsse sammeln, im Vergleich zur zyklischen Komponente den größeren additiven Anteil besitzt. Der Gesamtverlauf setzt sich somit aus einem größeren stochastischen Anteil zusammen, statt aus einem periodisch vorhersehbarem. Ein solches Verhältnis erschwert die Prognose des Verlaufs durch maschinelle Lernverfahren.

**Tabelle 4.1: Statistische Auswertung des Spannungsverlaufs im Monat Mai 2018.**

	Phase L1 / V	Phase L2 / V	Phase L3 / V
Mittelwert	232,04	232,19	232,83
Median	232,06	232,23	232,83
Maximalwert	237,50	237,89	238,13
Minimalwert	223,46	223,53	224,23

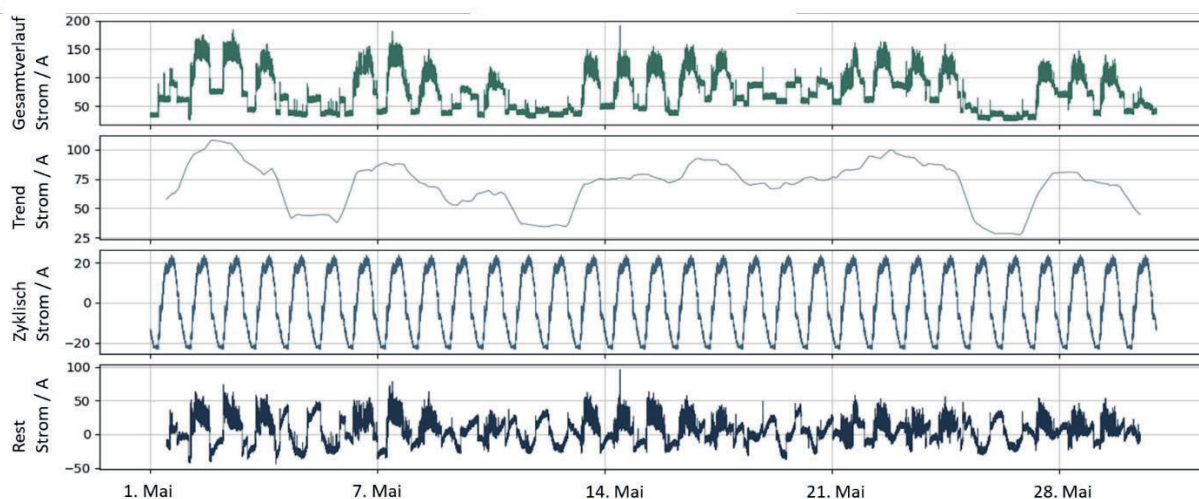


**Abbildung 4.2: Zerlegung des Spannungsverlaufs für Phase L1.**

Der Verlauf des Stromes ist in Abbildung 4.1 (unten) ebenfalls über den Monat Mai abgebildet. Dabei wurde der Datensatz des Stromes bereits bereinigt, da Datenpunkte, in denen der Nullleiter sprunghaft mit über 800 A beschlagt wurde, als fehlerhaft angesehen und aus dem Datensatz entfernt wurden. Statistisch weist der Nullleiter einen arithmetischen Mittelwert von 22,79 A auf und schwankt zwischen einem Minimalwert von 0,14 A und einem Maximalwert von 53,16 A. Die drei Phasenleiter weisen zusammengefasst einen Mittelwert von 69,35 A auf und schwanken zwischen maximal 239,56 A und minimal 19,84 A. Dabei wird der Leiter der Phase L2 im Mittel stets etwas mehr belastet als die anderen zwei. In Tabelle 4.2 sind die statistischen Randwerte des Stroms zusammenfassend aufgeführt. Im Gegensatz zum Verlauf der Spannung lässt sich im Stromverlauf durch bloße Betrachtung des Gesamtverlaufes, eine Periodizität erkennen, die sich klar am Tages- und Wochenrhythmus orientiert. Deutlich zu erkennen sind die Werkzeuge mit einem erhöhten Stromverbrauch und die Wochenenden mit einem deutlich gedämpften Verlauf. Zur genaueren Untersuchung der Stromverlaufes ist in Abbildung 4.3 der Stromverlauf in Phase L1 in drei Komponenten zerlegt dargestellt. In der obersten Teilabbildung ist wieder der Originalverlauf des Stromes zu sehen. In der zweiten ist die Trendkomponente, in der dritten der zyklische Anteil und in der vierten die Restkomponente graphisch dargestellt. In der Trendkomponente wird der Wochenverlauf deutlich sichtbar mit einem höheren Trendanteil an den Wochentagen im Vergleich zum Wochenende. Ausgenommen ist die Woche vom 11. bis zum 18. Mai. Der höhere Strombezug am Wochenende des 17./18. Mai lässt eine durchgeführte Versuchsreihe bzw. einen Testlauf in der Forschungsfabrik vermuten. In der zyklischen Komponente wird der Tagesverlauf sichtbar. Wie beim Spannungsverlauf hält auch die Restkomponente des Stromverlaufes relativ gesehen den größten additiven Anteil.

**Tabelle 4.2: Statistische Auswertung des Stromverlaufs im Monat Mai 2018.**

	Neutralleiter / A	Phase L1 / A	Phase L2 / A	Phase L3 / A
Mittelwert	22,79	69,34	75,61	62,82
Median	22,14	64,56	72,28	60,16
Maximalwert	53,16	191,20	239,56	177,92
Minimalwert	0,14	24,72	28,64	19,84



**Abbildung 4.3: Zerlegung des Stromverlaufs für Phase L1.**

Die in diesem Kapitel analysierten Daten wurden anschließend aufbereitet, um als Training für das neuronale Netz dienen zu können. Als Trainingsdaten dienten kontinuierliche Zeitreihen von Spannungs- und Stromwerten in der Auflösung von 1 s.

### 4.3 Aufbereitung der Eingangsdaten

Die direkte Nutzung von Rohdaten für das Training von Regressionsverfahren aus dem Bereich des Maschinellen Lernens bietet nur in seltenen Fällen eine ausreichende Auswahl an Informationen für eine Vorhersage der Spannungs- und Stromqualität in elektrischen Netzen. Um eine bessere Prognose zu erzielen, wurde deshalb das Potenzial des Feature Engineerings untersucht.

Durch Feature Extraktion wurden zunächst spezifische Informationen aus den Rohdaten extrahiert. Genauer untersuchte Berechnungsverfahren zur Ermittlung der Features waren:

- Differenz
- Ableitung
- Statistische Methoden:
  - Energie
  - Entropie
  - Standardabweichung
  - Durchschnitt
  - Krümmung
  - Schiefe
  - Quadratisches Mittel
  - Wertebereich
- Diskrete Wavelet Transformation

Anhand dieser Methoden wurden die Features für die weitere Verarbeitung mittels der Regressionsalgorithmen berechnet.

Nach der Extraktion stehen somit viele Features zur Verfügung, von denen allerdings nicht alle einer höheren Prognosequalität zuträglich sind. Deshalb wurde eine Auswahl durchgeführt, um das beste Feature-Set zu ermitteln.

Der Vorteil einer solchen Feature Auswahl ist, dass der Rechenaufwand durch die eingeschränkte Datenauswahl minimiert und dabei eine hohe Genauigkeit ermöglicht wird [21]. Tabelle 4.3 zeigt beispielhaft, wie verschiedene Kombinationen von Features die Genauigkeit ein und desselben Machine Learning Verfahrens (am Bsp. Klassifikation) beeinflussen können.

Das Ziel dieser Untersuchung war es, die Übertragbarkeit von Feature Extraktion sowie Feature Auswahl auf einen LSTM-Regressor zu untersuchen. Außerdem wurden die Auswirkungen von verschiedenen Hyperparameterkonfigurationen auf das Prognoseergebnis untersucht.

Folgende Algorithmen wurden für die systematische Feature Auswahl untersucht:

- Sequential Forward Selection
- Sequential Backward Selection
- Random Generation plus Sequential Selection
- Genetischer Algorithmus

**Tabelle 4.3: Beeinflussung der Genauigkeit eines Machine Learning Verfahrens durch unterschiedliche Feature Sets.**

Dimension	Feature Kombinationen	Genauigkeit / %
1	12	61,88
2	10, 12	85,77
3	3, 10, 12	95,88
⋮	⋮	⋮
14	3, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 16, 17, 18	99,44
<b>15</b>	<b>2, 3, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 16, 17, 18</b>	<b>99,55</b>
16	2, 3, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 16, 17, 18, 19	99,22
⋮	⋮	⋮
19	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19	96,11

Dabei hat sich gezeigt, dass die Feature Auswahl einen entscheidenden Einfluss auf die Prognosegenauigkeit hat. Jede Randbedingung (verfügbare Laufzeit, geforderte Anzahl an Features, Anforderungen an die Genauigkeit der Prognose) kann dabei wiederum eine Rückwirkung auf die Auswahl eines geeigneten Algorithmus haben.

Nachfolgend werden die vier untersuchten Algorithmen miteinander verglichen. Zuerst fand ein Laufzeitvergleich statt. Mit Ausnahme des Genetischen Algorithmus verlief die Steigerung mit der Anzahl an Iterationen annähernd linear.

Im Gegensatz dazu führen die Mechaniken des Genetischen Algorithmus zu einer variablen Anzahl an Features und folglich auch einer variablen Laufzeit der Untersuchung, die nicht deterministisch bestimmt werden kann.

Die Hyperparameter aus Tabelle 4.4 des LSTM-Regressors wurden zur Bewertung des Feature Engineerings konstant gehalten, um einen Einfluss auf das Prognoseergebnis auszuschließen. Dennoch sei an dieser Stelle darauf hingewiesen, dass eine Korrelation von Hyperparameter Konfiguration und Feature-Satz ohne weitergehende Untersuchungen nicht gänzlich ausgeschlossen werden kann.

**Tabelle 4.4: Hyperparameter des LSTM Regressors zur Bewertung des Feature Engineerings.**

Epochen	Neuronen	Layer	Batch_Size	History_Window	Prediction_Window
20	20	2	512	15	5

### 4.3.1 Sequential Feature Selection

Die Sequential Feature Selection stellt eine Variante zur Feature Auswahl dar. 3 Varianten kamen im Rahmen dieser Untersuchung zum Einsatz:

- Sequential Forward Selection
- Sequential Backward Selection
- Random Generation Plus Sequential Selection

Im Folgenden werden in Abbildung 4.4 bis Abbildung 4.6 die zeitlichen Verläufe der Prognosen von Stromverläufen für die 3 untersuchten Verfahren zur Feature Auswahl dargestellt.

#### 4.3.1.1 Sequential Forward Selection

Bei der Sequential Forward Selection (SFS) werden einem zu Beginn leeren Feature Set nach und nach weitere Features hinzugefügt und für jedes neue Feature die Genauigkeit der Prognose ausgewertet. Bringt ein zusätzliches Feature keine Verbesserung der Vorhersagegenauigkeit, wird es wieder verworfen.

Abbildung 4.4 zeigt, dass die Prognose ohne Feature Selection (Anzahl Features = 0) zu einer höheren Prognoseabweichung als mit Feature Selection führt. Es wird ebenfalls deutlich, dass die Laufzeit mit jedem neuen Feature annähernd linear mit leicht abflachender Tendenz ansteigt. Der Prognosefehler stagniert hingegen ab einer Anzahl von 3 Features für die gegebenen Randbedingungen.

Es ist deshalb zu erwarten, dass für eine gegebene Problemstellung eine optimale Anzahl an Features existiert, die ein Optimum aus Laufzeit und Prognosefehler darstellt.

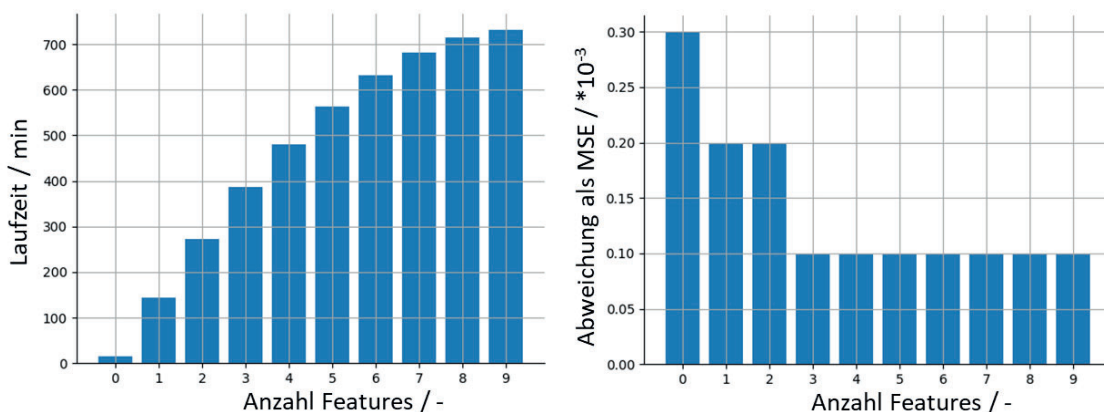


Abbildung 4.4: Ergebnisse der Sequential Forward Selection.

#### 4.3.1.2 Sequential Backward Selection

Die Sequential Backward Selection (SBS) stellt die zweite Variante des Algorithmus dar. Dabei werden dem Feature Set jedoch keine Features sequentiell hinzugefügt, sondern entnommen. Das Feature Set startet bei einer vorab festgelegten Anzahl an Features (in diesem Fall 9 Features), welche dem Feature Set nach und nach entnommen werden. Es zeigte sich auch bei dieser Untersuchung eine optimale Feature Zahl, bis zu der die Abweichung konstant blieb. Im Unterschied zur Sequential Forward Selection ergab sich eine optimale Feature Anzahl von 2. Die ausgewählten Features während der Durchläufe können variieren, was als ein Indiz für eine Verhaftung in einem lokalen Optimum darstellt. Abbildung 4.5 zeigt die Ergebnisse der Laufzeitanalyse und der Abweichung für eine unterschiedliche Featureanzahl.

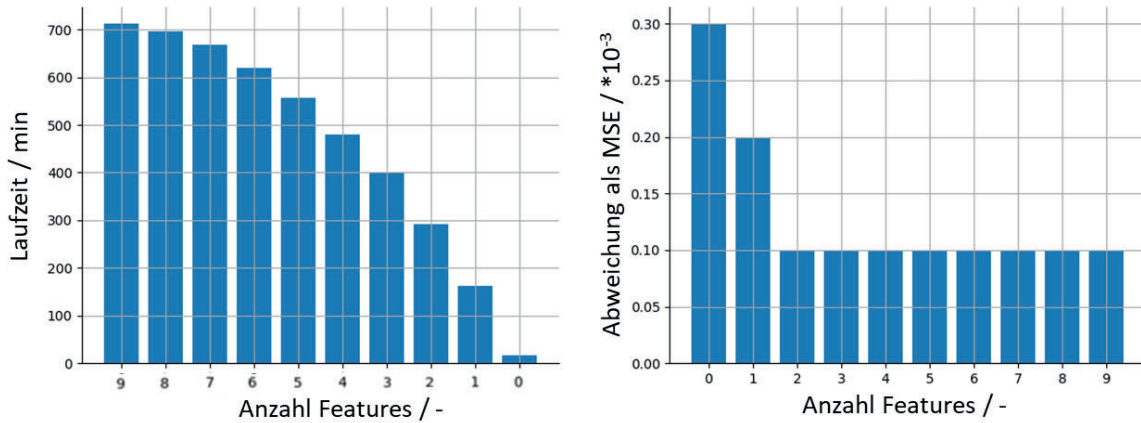


Abbildung 4.5: Ergebnisse der Sequential Backward Selection.

#### 4.3.2 Random Generation Plus Sequential Selection

Bei der Random Generation Plus Sequential Selection (RGPSS) wird die Anfangsmenge zufällig generiert und mit SFS/SBS kombiniert, um ein Verharren des Algorithmus an einem lokalen Maximum zu vermeiden. Aufgrund der beliebigen Auswahl der Anfangsfeatures ist es möglich, dass zu Beginn ein Feature Set mit geringer Performanz gewählt wird. Daher ist es bei diesem Ansatz nötig, eine hohe Anzahl an Iterationen zu wählen. Die Anzahl an Iterationen verhält sich im Falle der RGPSS jedoch auch direkt proportional zur benötigten Rechenzeit. Dies wird in Abbildung 4.6 ersichtlich.

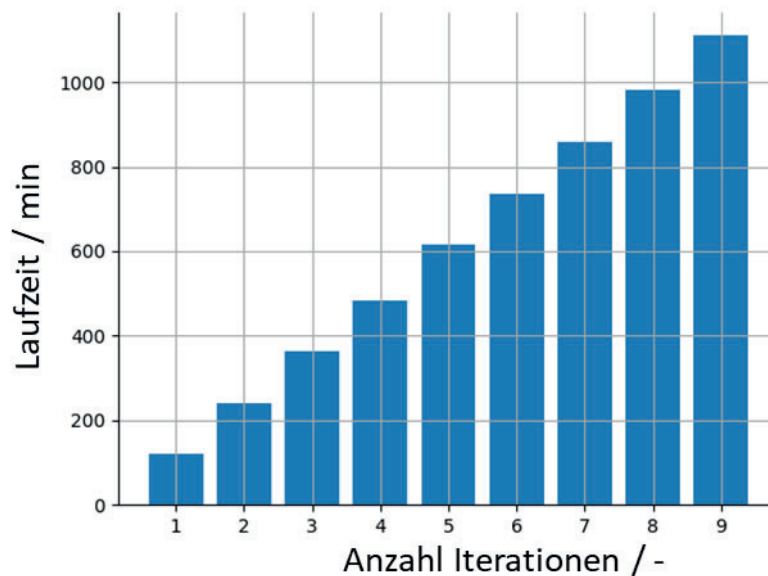


Abbildung 4.6: Laufzeituntersuchung der Random Generation Plus Sequential Selection.



### 4.3.3 Genetischer Algorithmus

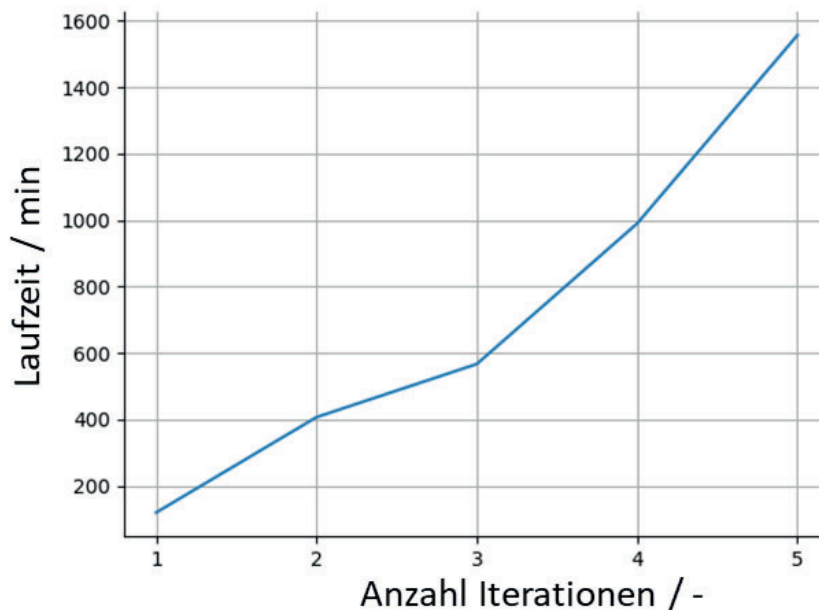
Der Genetische Algorithmus stellt einen etablierten Ansatz aus dem Bereich der evolutionären Optimierungsalgorithmen dar. Dabei wird das Prinzip der genetischen Vererbung nach biologischem Vorbild nachempfunden. Durch Mutation und Rekombination des Genpools, der in diesem Fall durch die Features repräsentiert wird, findet eine fortschreitende Anpassung der Individuen, also der Feature Sets, statt.

In Tabelle 4.5 sind die zur Konfiguration des Algorithmus verfügbaren Parameter aufgezeigt.

Die Laufzeitanalyse hat ergeben, dass der Genetische Algorithmus aufgrund seiner völlig unterschiedlichen Sucharithmetik zu den anderen Verfahren auch deutlich höhere Laufzeiten bedingt. Der Scorewert MSE erreicht dabei zwar den gleichen Bereich wie bei den anderen Verfahren, die benötigte Rechenzeit lag aber um ein Vielfaches höher. Abbildung 4.7 verdeutlicht den starken Anstieg der Laufzeit mit der Anzahl der Generationen.

**Tabelle 4.5: Hyperparameter des Genetischen Algorithmus zur Feature Auswahl. Die Anzahl an Generationen wurde für die Laufzeitanalyse variiert.**

Gen_Length	Size	Mate_P	Mutate_P	Generation
9	5	0.5	0.5	1-5



**Abbildung 4.7: Laufzeit des Genetischen Algorithmus.**

#### 4.3.4 Ergebnis und Fazit des Feature Engineerings

In Abbildung 4.8 - Abbildung 4.12 sind exemplarisch die Verläufe der Stromprognosen für die untersuchten Varianten des Feature Engineerings abgebildet. Im Vergleich zur Prognose ohne Feature Engineering zeigt sich für alle Varianten eine Verbesserung des Prognoseverlaufs.

Bei der Auswahl der Daten wurde bewusst ein Datensatz mit Ausreißern gewählt, um das Verhalten der Vorhersage für Ereignisse mit geringer Auftrittswahrscheinlichkeit zu verdeutlichen. Bei Betrachtung des gleitenden Mittelwerts der Prognosen, die jeweils für einen Zeitraum von 5s erstellt wurden, erscheint das Prognoseergebnis in sehr guter Näherung dem tatsächlichen Verlauf zu entsprechen. Bei Betrachtung von statistischen Sonderfällen, die gerade für die Bewertung der Spannungsqualität interessant sind, zeigt das Netz allerdings ein reaktives Verhalten und folgt lediglich dem Verlauf des Trends. Proaktiv fand auch durch das Feature Engineering im dargestellten Datensatz keine Bewertung des Eintretens außerordentlicher Verläufe statt.

Es hat sich weiter gezeigt, dass ein Nachteil des Ansatzes der Sequential Search darin liegt, dass bei entsprechender Ausgestaltung des Lösungsraumes nicht garantiert werden kann, dass das ermittelte Optimum ein globales Optimum darstellt. Unter Umständen verharrt der Algorithmus aufgrund seiner Suchstruktur in einem lokalen Optimum bei der Entwicklung der Feature-Sets. Da die Strategie beim weiteren Suchen von Features immer auf dem letzten Ergebnis des letzten Iterationsschritts basiert, können neue Features nur zu einem bestehenden Feature Set hinzugefügt oder daraus entnommen werden. Es ist nicht möglich, höhere Rekombinationsstufen bedarfsgerecht zu generieren, um das lokale Optimum zu überwinden.

Der erreichte Scorewert des MSE von 0.0001 bei allen untersuchten Ansätzen zeigt zum einen, dass der Scorewert in dieser Konfiguration kein hinreichendes Indiz für die Bewertung der Prognosegüte darstellt, zum anderen aber auch die Notwendigkeit weitergehender Analysen zur Identifikation des gefundenen Optimums. Weitere Auswertungen und Möglichkeiten der Bewertung zur Evaluierung der Zeitreihenprognosen folgen in Abschnitt 4.4.

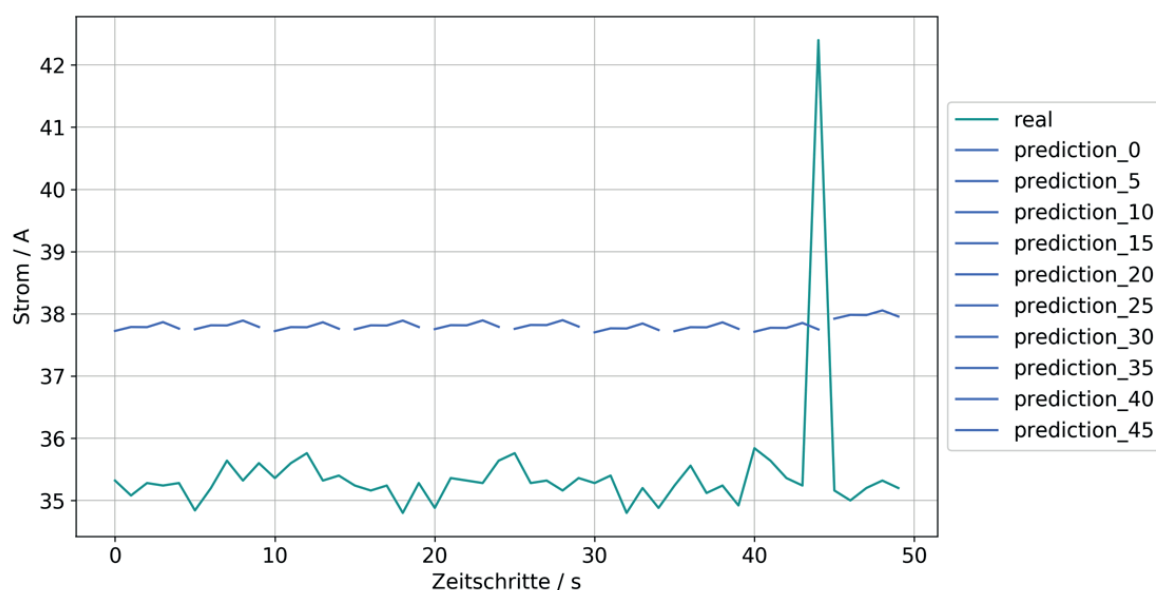
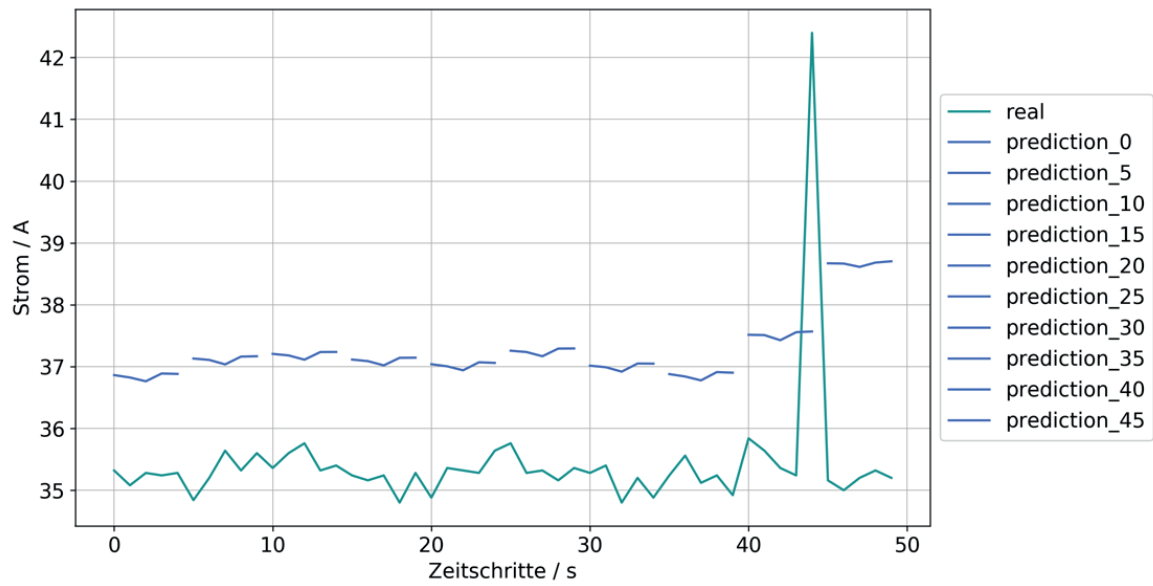
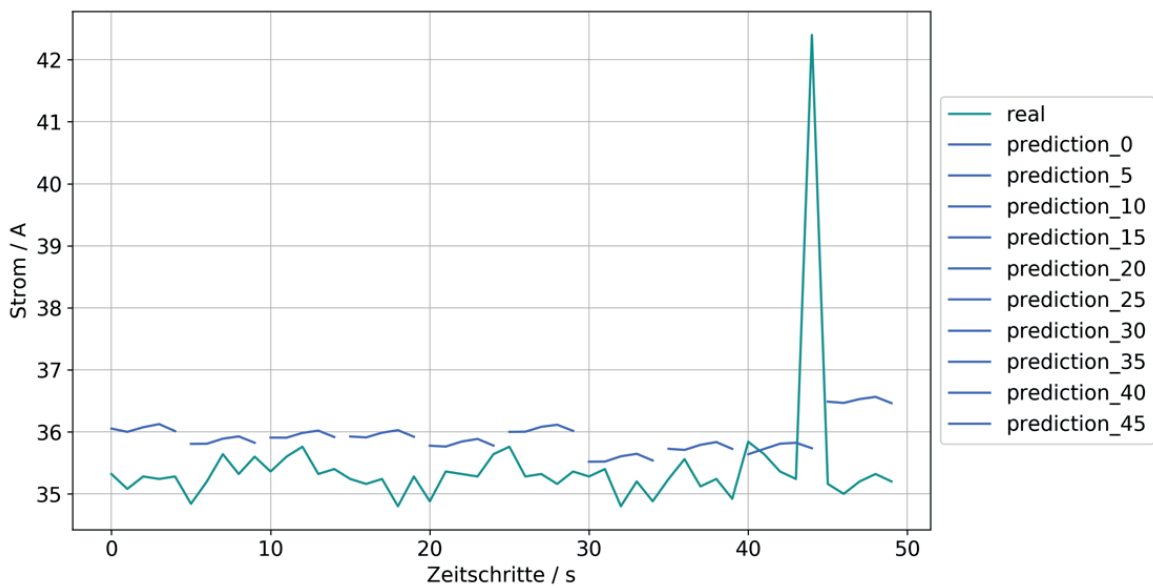


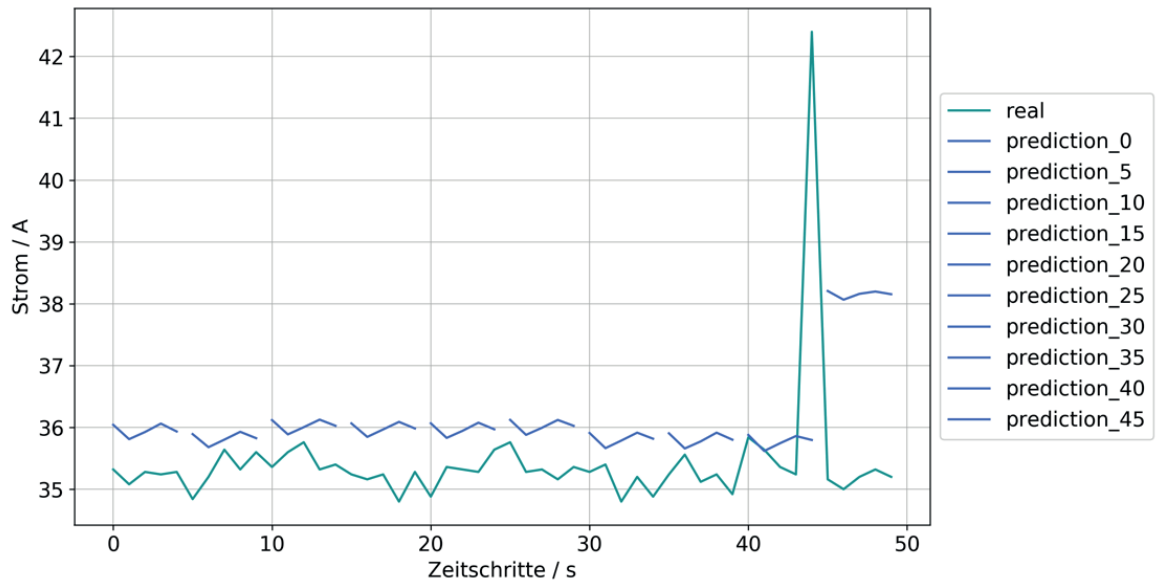
Abbildung 4.8: Stromprognose mit Rohdaten ohne Anwendung von Feature Engineering / Feature Selection.



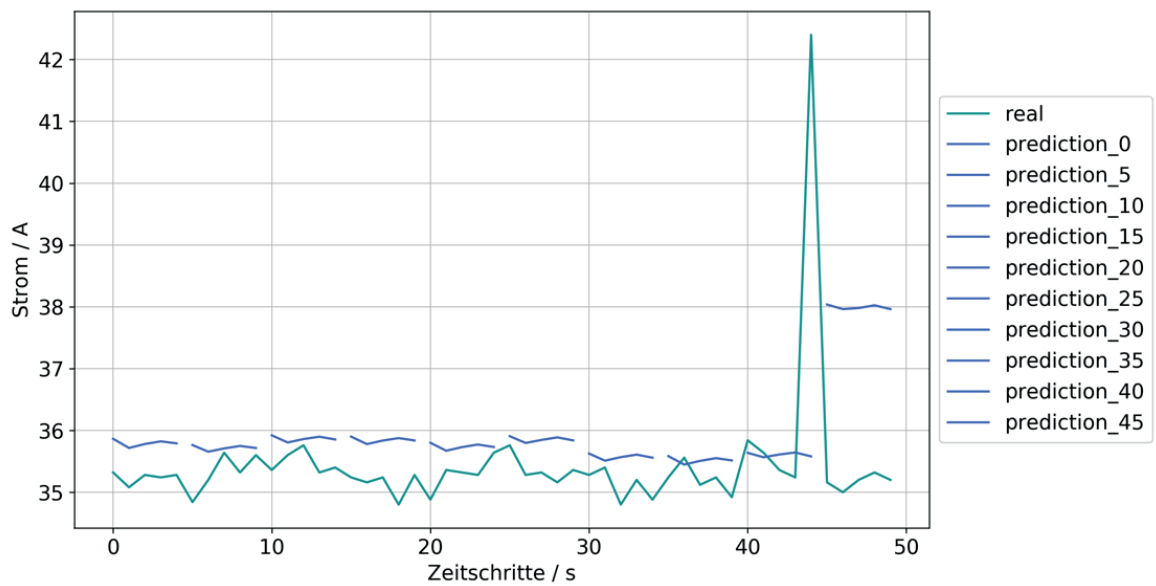
**Abbildung 4.9: Stromprognose mit Vorauswahl durch Sequential Forward Selection mit 2 Features.**



**Abbildung 4.10: Stromprognose mit Vorauswahl durch Sequential Backward Selection mit 3 Features.**



**Abbildung 4.11: Stromprognose mit Vorauswahl durch Random Generation Plus Sequential Selection nach 9 Iterationen.**



**Abbildung 4.12: Stromprognose mit Vorauswahl durch den Genetischen Algorithmus nach 5 Generationen.**

#### 4.4 Prognose von Strom- und Spannungsdaten

Nach den erfolgten Voruntersuchungen wurde der Ansatz der Regression mittels LSTM im Detail untersucht. Durch diese besondere Netzstruktur aus dem Bereich der neuronalen Netze ist es möglich, historische Daten nach Vorbild eines Kurzzeitgedächtnisses bei der Vorhersage der Strom- und Spannungsdaten mit zu berücksichtigen.

##### 4.4.1 Stromprognose

In Tabelle 4.6 sind die verwendeten Parameter zusammengefasst, die dem LSTM zur Prognose der Stromverläufe im Training zugrunde gelegt wurden.

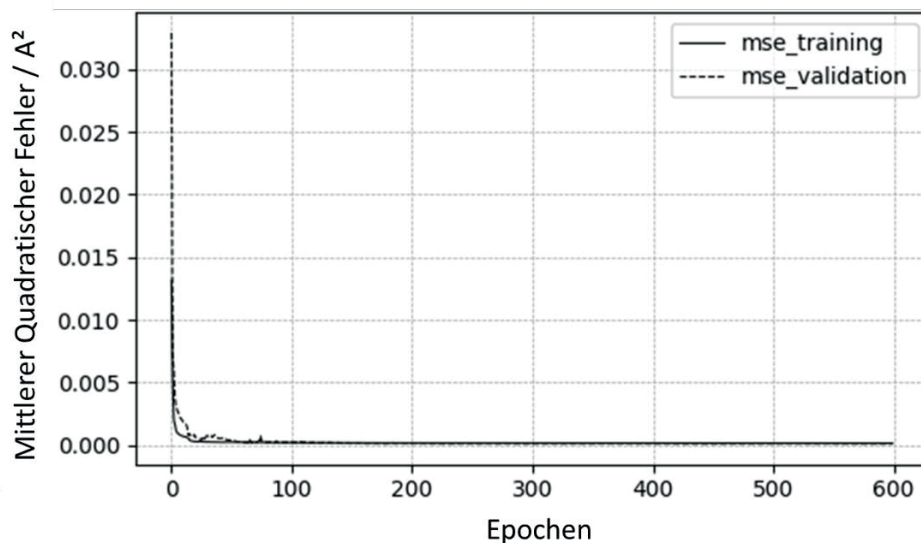
Die Werte ergaben sich aus der Hyperparameteroptimierung und unterlagen den Zielvorgaben eines schnellen Trainings bei gleichzeitig geringem Fehler. Eine vorab durchgeführte Hyperparameteroptimierung hat ergeben, dass eine Netzstruktur mit einer Eingangsschicht, zwei LSTM Schichten und einer Ausgabeschicht bei einer Anzahl an Neuronen von 20 die besten Ergebnisse für die gegebene Datenstruktur ergibt. Die Batchgröße von 512 wurde mit der Prämisse einer effizienten Trainingszeit ausgewählt und stellt für die gewählten Daten damit den erwünschten Kompromiss zwischen Trainingszeit und erreichter Genauigkeit beim Training des Algorithmus dar. Ein Dropout einzelner Neuronen hat unter den gegebenen Randbedingungen zu keiner Verbesserung geführt.

Trotz der Optimierungen lag die Trainingslaufzeit einer spezifischen Netzstruktur noch bei einem Tag und 21 Minuten für die in Anhang A1 spezifizierte Rechnerplattform.

In Abbildung 4.13 ist die Entwicklung des Trainings- und Validierungsfehlers über die gesamte Laufzeit von 600 Trainingsepochen abgebildet.

**Tabelle 4.6: Parameter für das künstliche neuronale Netz zur Stromprognose.**

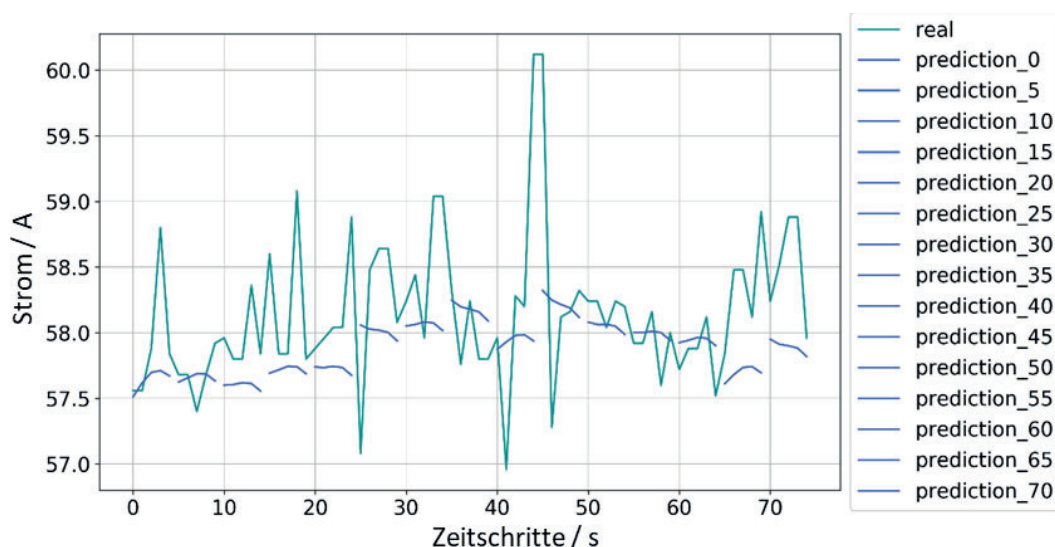
Neuronen	Schichten	Dropout	Batchgröße	Epochen
20	2	0,0	512	600



**Abbildung 4.13: Verlauf des Trainings- und Validierungsfehlers der Stromprognose über die Trainingsepochen.**

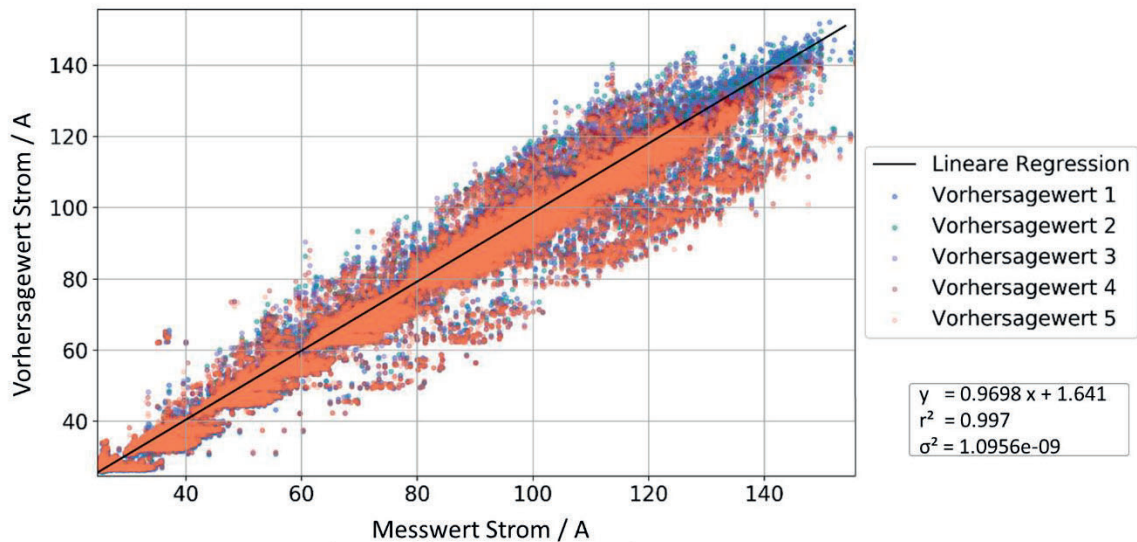
Der Verlauf der beiden mittleren quadratischen Fehler entspricht einem typischen Verlauf in der Entwicklung des Fehlers. Nach einem starken Abfall des Fehlers in den ersten Epochen, gehen beide Fehlergraphen in einen asymptotischen Verlauf über, der sich der Nulllinie immer weiter annähert, diese jedoch nicht erreicht. Nach dem Ende des Trainings schließen beide Fehlerwerte mit einem Wert von  $1,0 \cdot 10^{-4}$ . Da der Validierungsfehler bis zum Schluss des Trainings nicht wieder ansteigt, bewegt sich das Netz weiter in einem Zustand des Good-Fit. Um das Ergebnis des Netzes einer visuellen Kontrolle zu unterziehen, ist in Abbildung 4.14 der Verlauf der Prognose mit dem realen Verlauf der Stromkurve abgebildet. In Grün ist der reale Verlauf des Stromes in Phase eins über einen Zeitintervall von 75 Sekunden abgebildet. In Blau zeigen sich die Prognoseschritte des Netzes. Dabei wurde zur besseren Übersicht nur jede fünfte Prognose des Netzes abgebildet. So entsteht der gezeigte, nicht durchgehende Verlauf der Prognose.

In Abbildung 4.14 zeigt sich, dass die Prognose den Verlauf der Stromkurve im Trend abbildet. Die Prognose verhält sich dabei ähnlich einem gleitenden Mittelwert um den sprunghaften Realverlauf der Stromkurve. Zur genauen Betrachtung der Abweichungen über den gesamten Testverlauf des Netzes sind in Abbildung 4.15 alle Werte der Prognose als Scatterplot abgebildet. Auf der Ordinate ist der Vorhersagewert des Stroms in Ampere aufgetragen, auf der Abszisse der Realwert. Stimmen die Werte der Prognose mit den realen Werten der Kurve überein, bildet sich eine Diagonale, die im besten Fall den Ursprung kreuzt. Die jeweiligen Prognosewerte sind in einem Farbverlauf von blau nach orange dargestellt. Um die Vorhersagefähigkeit des Netzes besser bewerten zu können und die Ausprägung der Punktwolke besser beurteilen zu können, wird eine Regressionsgerade in die Wolke gelegt und deren Gleichung in der rechten unteren Ecke des Diagramms angegeben. Im Fall einer idealen Prognose nimmt die Steigung der Regressionsgeraden den Wert eins an und kreuzt den Ursprung. Liegt die Steigung der Geraden über eins, tendiert das neuronale Netz in der Prognose stets dazu, zu hoch zu schätzen. Liegt die Steigung unter eins, neigt das neuronale Netz in seiner Prognose dazu, den Vorhersagewert zu unterschätzen. Jedoch ist dieser Wert nur in Zusammenhang mit dem Y-Achsenabschnitt sinnvoll zu bewerten. Liegt der Y-Achsenabschnitt der Gerade über oder unter null und weist die Gerade trotzdem eine Steigung von eins auf, ist die Prognose mit einem Offset behaftet. Neben der Geradengleichung ist mit  $r^2$  das Bestimmtheitsmaß der Regression und mit  $\sigma^2$  die Varianz der Fehlerstreuung um die Gerade gegeben. Mit dem Bestimmtheitsmaß und der Varianz lässt sich ausdrücken, wie nah die Werte um die Gerade verteilt liegen.



**Abbildung 4.14: Verlauf der Stromprognose. In Grün zu sehen sind die Messwerte, in Blau die Prognosewerte.**

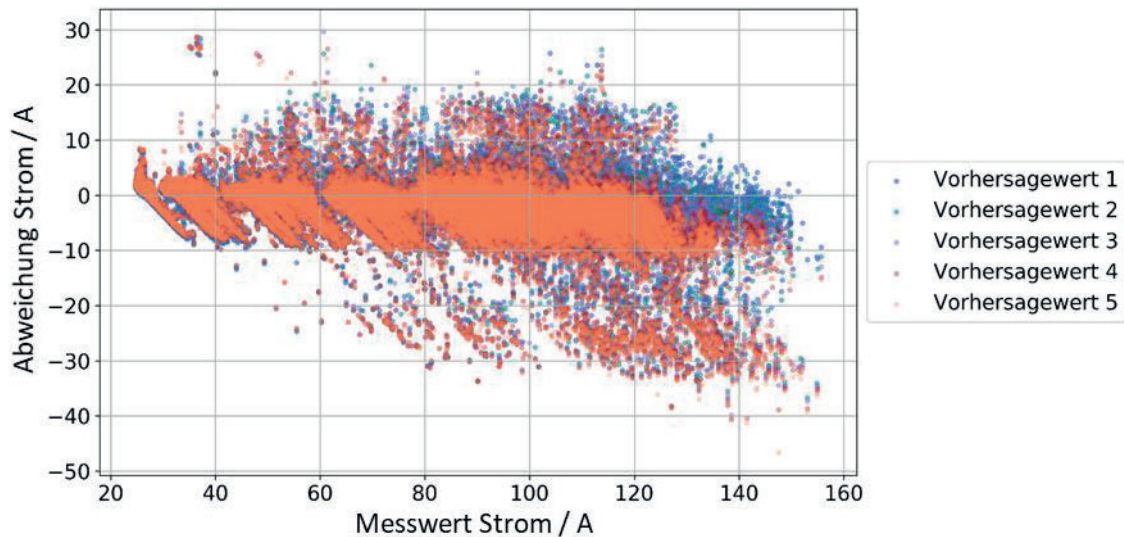




**Abbildung 4.15: Scatterplot der Stromprognosewerte.**

Die diagonale Grundstruktur der Wolke legt nahe, dass die Werte im Allgemeinen, wie bereits in Abbildung 4.14 gesehen, in Richtung der realen Werte zielen, jedoch über den gesamten Verlauf der Prognose keine ideale Prognose mit Abbildung der Streuwerte liefern. In der Abbildung wird ersichtlich, dass die Punkte über die gesamte Breite in einem Band um die Diagonale streuen. Die Streuung steigt mit steigender Amperezahl an und bildet im Bereich zwischen 65 und 150 Ampere einen Offset unter der diagonalen Wolke. Der Offset verrät, dass der reale Stromverlauf im Zeitraum zwischen Sekunde 42 und 46 sprunghaft ansteigt und in diesem Fall die Prognose den Realwert stark unterschätzt. Die Aussage wird unterstützt von der Geradengleichung der linearen Regression. Diese zeigt mit einer Steigung von 0,9698 und einem y-Achsenabschnitt von 1,641 A, dass die Prognose im unteren Bereich stets etwas überschätzt und im oberen Bereich stets etwas unterschätzt. Trotz der breiten Streuung des Fehlers bescheinigen das Bestimmtheitsmaß von 0,9970 und die zudem sehr geringe Varianz von  $1,0956 \cdot 10^{-9}$  dem Netz generell eine hohe Genauigkeit in der Vorhersage der Werte. Neben der Beobachtung des Offseteffekts zeigt sich in der Abbildung jedoch eine weitere starke Ausprägung. Die Punktwolke zeigt eine starke horizontale Verzerrung. Die Verzerrung deutet darauf hin, dass das Netz an verschiedenen Stellen trotz unterschiedlichen Stromverlaufs gleich reagiert und so zu einem fehlerhaften Ergebnis kommt. Besonders deutlich lässt sich dieser Effekt am unteren Rand der Punktwolke in Abbildung 4.15 erkennen. Die Prognose scheint einen bestimmten gelernten Wert nicht zu unterschreiten und deshalb einen fehlerhaften Minimalwert auszugeben. Die Prognose scheint im Allgemeinen einen gleichmäßigen Verlauf des Stromes anzunehmen und bleibt somit in der Charakteristik ihrer Ausgabe konstant. Trotz höherer Realwerte bleibt die Prognose auf einem niedrigeren Gesamtniveau.

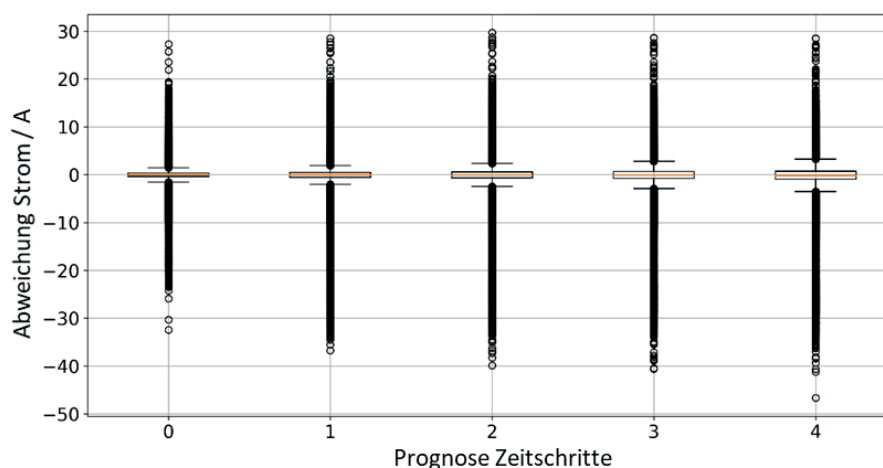
Um die absolute Abweichung genauer zu untersuchen und die Bereiche einzugrenzen, ist in Abbildung 4.16 die Abweichung von Prognose- und Realwert über den Bereich aufgetragen. Die Ordinate zeigt die absolute Abweichung der Prognose in Ampere. Die Abszisse zeigt den Bereich des realen Messwertes ebenfalls in Ampere. So lässt sich die Zuverlässigkeit je Bereich während der Prognose besser bewerten. Wie bereits in der vorangegangenen Darstellungsform bildet jeder Prognosewert dabei einen Punkt. Zur besseren Übersicht sind die jeweiligen Prognoseschritte in einem Farbverlauf von blau nach orange dargestellt.



**Abbildung 4.16: Abweichungen der Stromprognose je Messbereich.**

Abbildung 4.16 zeigt, dass sich die absolute Abweichung des Prognosewertes zum realen Messwert in den meisten Fällen negativ verhält und die Prognose den realen Wert stets etwas unterschätzt. Auch in dieser Abbildung wird der Offset der Prognose im Bereich zwischen 60 und 140 Ampere sichtbar. Im Generellen ist der Offset in den höheren Bereichen jedoch damit zu erklären, dass die hohen Messwerte, allesamt aus den Tageswerten der Messreihe stammen und in dieser Zeit abrupte Schwankungen in der Stromaufnahme häufiger vorkommen als in den Nachtstunden oder am Wochenende. Zudem gehen die sprunghaften Änderungen des Strombezuges mit einer sprunghaften Leistungsänderung einher, die zu Tageszeiten deutlich wahrscheinlicher ist. Neben der Beobachtung des Offseteffekts zeigt sich in Abbildung 4.16 verstärkt der bereits in der Beschreibung von Abbildung 4.15 erklärte Verzerrungsfehler. Allerdings zeigt er sich in der Wolke der Abweichung nach Strombereich noch einmal verstärkt.

Zur abschließenden Bewertung der Prognosegenauigkeit ist in Abbildung 4.17 die absolute Abweichung der Prognose als Boxplot je Prognoseschritt aufgetragen. Die gelbe Linie je Box gibt den Median der Fehlergruppe wieder. Die obere bzw. untere Kante der Box zeigen das obere bzw. untere Quartil der Fehlergruppe an und die oberen und unteren Striche, genannt Whisker, geben maximal das 1,5-Fache des Interquartilsabstandes wieder. Die schwarzen Kreise, die außerhalb der Whisker liegen, gelten in der Betrachtung als Ausreißer.



**Abbildung 4.17: Absolute Abweichung der Stromprognose je Prognoseschritt.**

Die Abbildung zeigt, dass sich der absolute Fehler mit jedem Prognoseschritt vergrößert. Alles in allem zeigt sich jedoch trotz der breiten Streuung des Fehlers, die in den vorangegangenen Abbildungen deutlich sichtbar wurde, dass das Netz den überwiegenden Anteil der Werte mit einem sehr geringen absoluten Fehler wiedergibt. Über alle fünf Prognoseschritte liegt der Median über alle Abweichungen hinweg bei nahezu Null, was für eine sehr gute mittlere Prognosegenauigkeit spricht. Durch die recht starken Ausreißer in negativer sowie positiver Richtung sind die genauen Grenzen der Quartile nur schwer zu erkennen. Zur besseren Übersicht sind in Tabelle 4.7 die statistischen Randwerte der Analyse wiedergegeben.

So lässt sich festhalten, dass trotz der großen Anzahl an Ausreißern, die in Abbildung 4.17 sichtbar geworden sind, zu jedem Prognoseschritt 50% der Werte mit einem absoluten Fehler unter zwei Ampere vorhergesagt werden können. Im ersten Prognoseschritt ist zudem die Abweichung über 50% der Werte unter 0,7 Ampere. Insgesamt lässt sich festhalten, dass mit Hilfe des künstlichen neuronalen Netzes eine gute Kurzzeit-Mittelwerts-Prognose gegeben werden kann. Das Netz glättet starke Schwankungen und liefert gemessen an dem mittleren quadratischen Fehler im Testlauf von  $1,0 \cdot 10^{-4}$  eine hinreichend gute Prognose.

Es wird an dieser Stelle jedoch explizit darauf hingewiesen, dass ein Score Wert alleine keine umfassende und hinreichende Qualifizierung der Prognosegüte darstellt. Auch muss der Anwendungszweck der Prognose in jedem Fall der beschriebenen Charakteristik der Prognose Rechnung tragen, ansonsten zeigt sich die Prognose als wertlos. Ebenso sei darauf hingewiesen, dass das dargestellte Verfahren zunächst für die Erstellung von Kurzzeitprognosen ausgelegt wurde und daher für Anwendung auf Langzeitprognosen weiterer Forschungsbedarf besteht. Hier konnten zahlreiche Ansatzpunkte für Folgeprojekte identifiziert werden.

**Tabelle 4.7: Statistische Randwerte der Analyse.**

Prognoseschritt	Erstes Quartil	Median	Drittes Quartil
1	-0,6166	-0,0805	0,6820
2	-0,7720	-0,1319	1,0140
3	-0,8882	-0,1550	1,3850
4	-1,0305	-0,2002	1,7065
5	-1,2641	-0,3231	1,9418

#### 4.4.2 Spannungsprognose

Nachdem in Abschnitt 4.4.1 die generelle Prognosefähigkeit eines LSTM-Netzes anhand einer Stromprognose nachgewiesen werden konnte, folgt in diesem Abschnitt die Entwicklung eines Netzes zur Prognose von Spannungsverläufen. Dazu wird mit der gleichen Netzgrundkonfiguration (Tabelle 4.6) ein Netz über 600 Trainingsepochen trainiert. In Abbildung 4.18 ist die Entwicklung des Trainings- Validierungsfehlers über die gesamte Trainingslaufzeit der Spannungsprognose abgebildet.

Der Verlauf des Fehlers über den Trainingszeitraum zeigt wieder den typischen Verlauf. Nach einem starken Abfall in den ersten Epochen beginnt die Entwicklung zu stagnieren und der Fehlerwert sinkt nur noch leicht ab. Nach dem Ende des Trainings schließt der Trainingsfehler bei einem Wert von  $5,56 \cdot 10^{-6}$ . Um das Ergebnis der Prognose einer ersten visuellen Bewertung zu unterziehen, ist in Abbildung 4.19 der Verlauf der Prognose zusammen mit dem realen Verlauf der Spannung über einen Zeitraum von 75 Sekunden abgebildet. In Grün dargestellt ist der reale Spannungsverlauf in Phase eins, in Blau dargestellt ist die Prognose des Netzes.

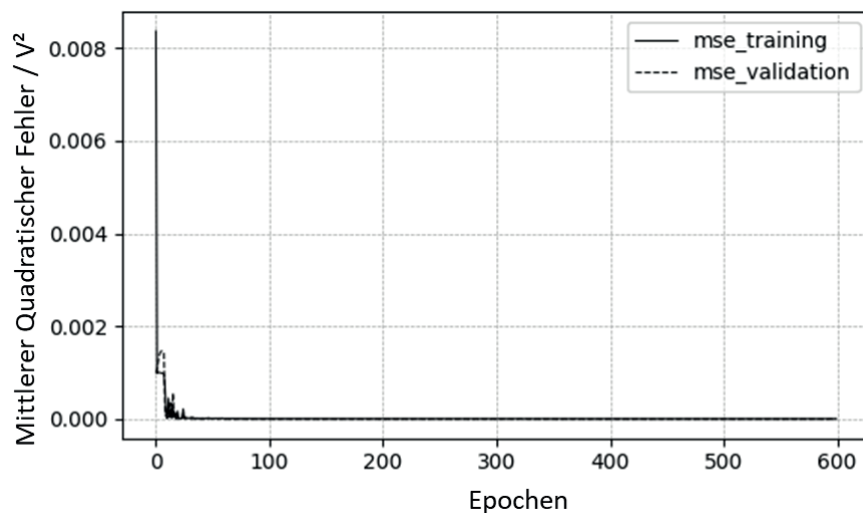


Abbildung 4.18: Verlauf der mittleren quadratische Abweichung über die Epochen des Trainings und Tests der Spannungsprognose.

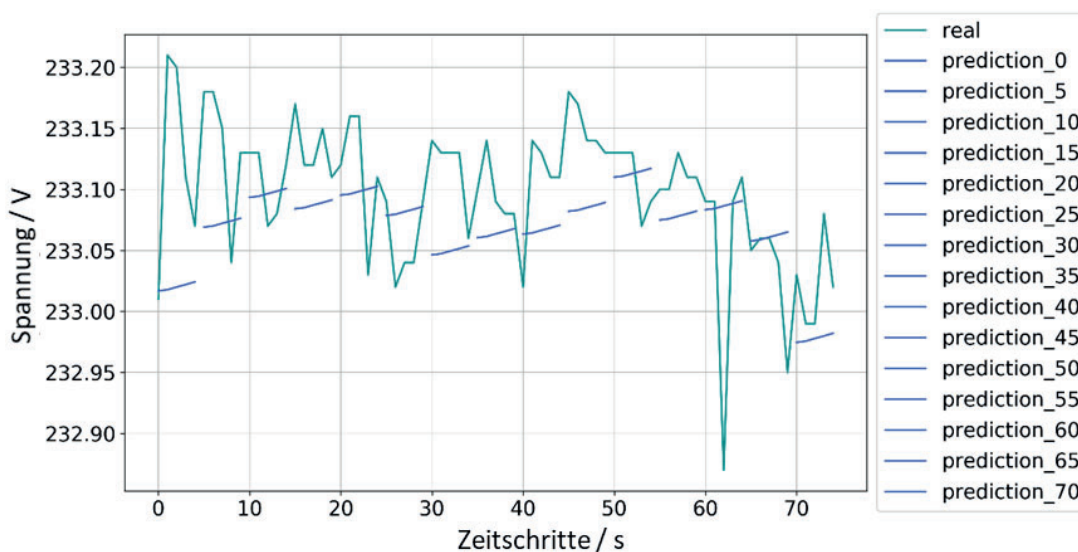


Abbildung 4.19: Entwicklung der Spannungsprognose.

Im dargestellten Zeitraum ist zu erkennen, dass das Netz die Prognose unter den gewählten Randbedingungen stets mit einem ansteigenden Verlauf ansetzt. In jedem der 15 Prognosezeiträume ist der erste Prognoseschritt derjenige mit der kleinsten Spannung und der letzte ist derjenige mit der höchsten Spannung. Das Netz geht so zu jedem Zeitpunkt von einem ansteigenden Spannungsverlauf aus. Diese Ausprägung der Prognose wurde bei allen entwickelten Netzen zur Prognose von Spannungsverläufen beobachtet. Neben dem leichten stetigen Anstieg der Vorhersage ist zudem auffällig, dass die Prognose die breiten Spannungsschwankungen nicht mit abbildet, sondern wiederum vielmehr dem Mittelwert der Spannung folgt. Um die Abweichungen der Prognose über den gesamten Evaluierungszeitraum zu bestimmen, sind in Abbildung 4.20 alle Werte der Prognose als Scatterplot dargestellt. Auf der Ordinate ist der Vorhersagewert aufgetragen, auf der Abszisse der Realwert. Wie bereits beim Plot zur Bewertung der Stromprognose ist auch in diesem Plot eine lineare Regressionsgerade zur besseren Bewertung eingezeichnet. Um die Prognoseschritte getrennt voneinander bewerten zu können, ist jeder Prognoseschritt eines Prognosezeitraums von fünf Sekunden als einzelner Punkt dargestellt. Alle Werte des Testzeitraums liegen in einem Bereich zwischen 223 und 237 Volt. In der schmalen, diagonalen Ausprägung der Punktwolke zeigt sich, dass die Prognose in den meisten Fällen nahe an die realen Werte des Spannungsverlaufes kommt. Gleiches zeigt sich in der Gleichung der Regressionsgeraden. Mit einer Steigung von 1,019 liegt die Prognose im Mittel sehr nah an den realen Daten. Der relativ gesehen große Y-Achsenabschnitt von 4,487 V ist in der Bewertung zu vernachlässigen, da der betrachtete Wertebereich erst bei 223 beginnt. Neben der linearen Regression weist auch das Bestimmtheitsmaß von 0,9946 mit einer Varianz von  $2,1743 \cdot 10^{-9}$  auf eine geringe Streuung der Punktwolke hin. Auffällig in der Betrachtung ist die waagerechte Verzerrung der Wolke, die am unteren und oberen Rand der Wolke sichtbar wird. Die waagerechte Ausprägung ist ähnlich der Beobachtung, die in der Auswertung der Prognose des Stromverlaufes beobachtet werden konnte, und geht auf den gleichen Effekt zurück. Wie bereits in der Abbildung des Prognoseverlaufes dargestellt (siehe Abbildung 4.19), orientiert sich die Prognose stark am Mittelwert der Spannung. Starke Schwankungen werden nicht mit vorhergesagt und führen so zu einem hohen Fehlerwert, der sich in der Abbildung als waagerechte Ausprägung in der Punktwolke niederschlägt.

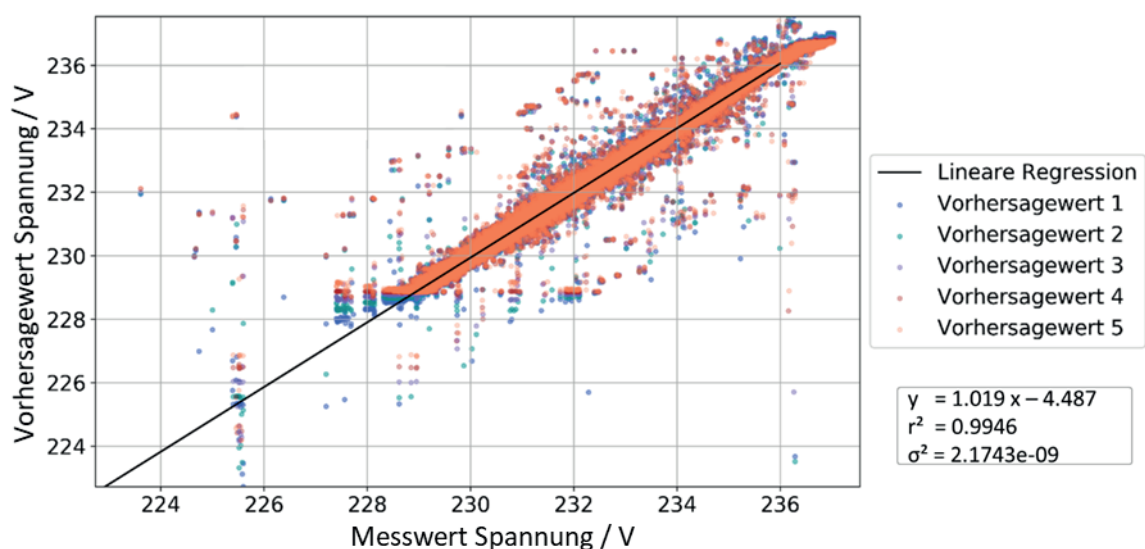


Abbildung 4.20: Scatterplot der Abbildung aller Prognosewerte für die Spannung.



Um die absolute Abweichung genauer zu untersuchen und die genauen Bereiche einzugrenzen, in denen der Fehler auftritt, ist in Abbildung 4.21 die Abweichung über den Bereich aufgetragen. Die Ordinate zeigt die absolute Abweichung der Prognose in Volt. Die Abszisse zeigt den Bereich des realen Messwertes ebenfalls in Volt. So lässt sich die Zuverlässigkeit je Bereich während der Prognose besser bewerten und mögliche Korrelationen zwischen der Abweichung und dem Spannungsbereich untersuchen. Jeder Prognosewert bildet wieder einen Punkt.

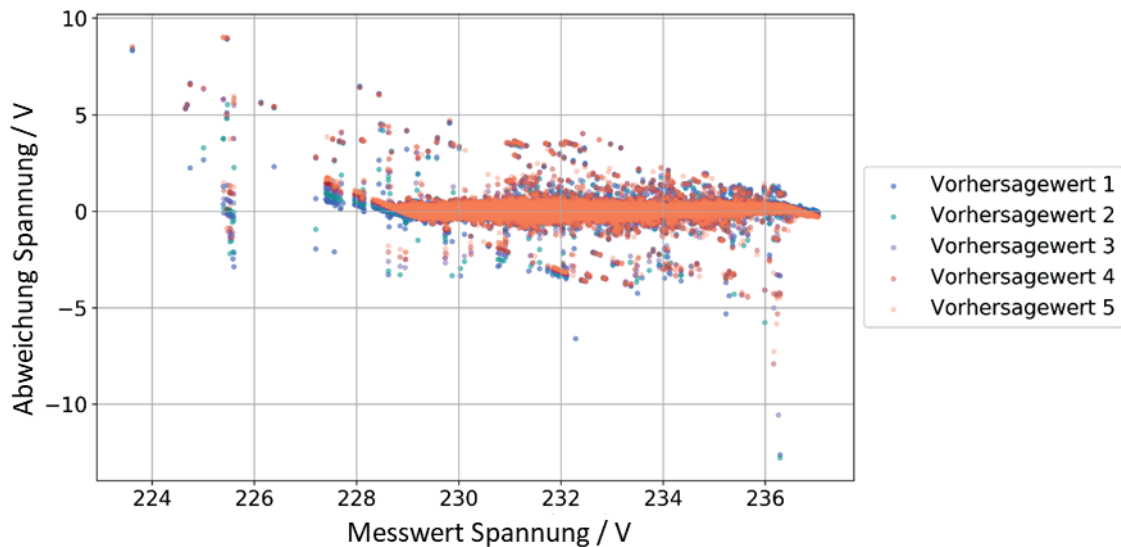


Abbildung 4.21: Abweichung der Fehler über den Messwertbereich bei der Spannungsprognose.

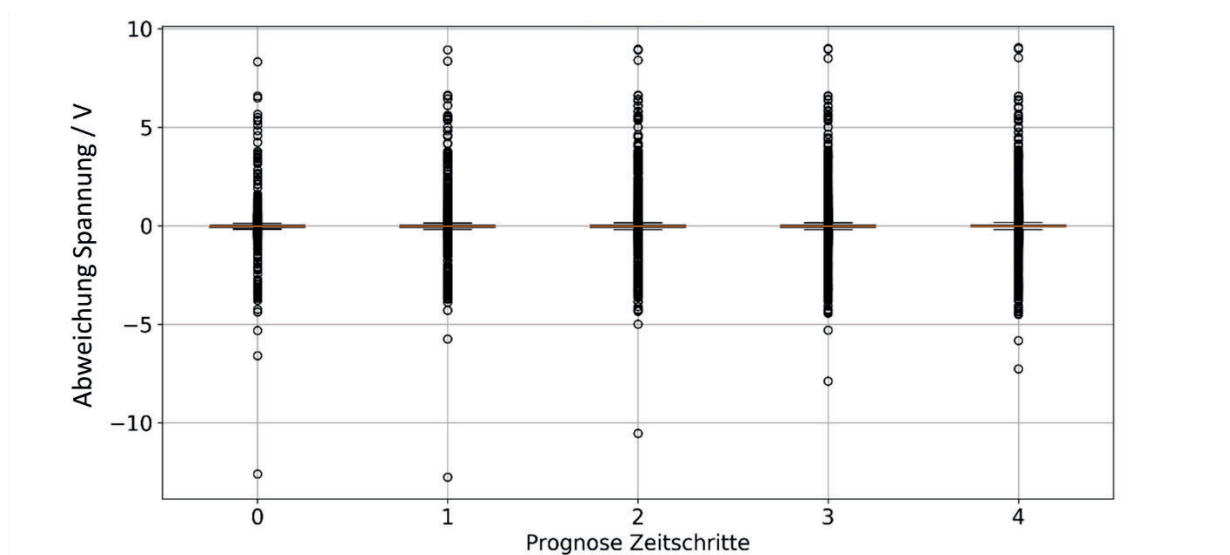


Abbildung 4.22: Absolute Abweichung der Spannungsprognose je prognostiziertem Zeitschritt.



Abbildung 4.21 zeigt, dass auf den ersten Blick keine Abhängigkeit zwischen dem Spannungsbereich und der absoluten Abweichung zu erkennen ist. Im Allgemeinen zeigen sich die Abweichungen ohne Tendenz in negativer und positiver Richtung. Wobei einzelne positive Ausreißer eher im unteren Spannungsbereich zwischen 223 und 230 auftreten und einzelne negative Ausreißer eher im oberen Spannungsbereich auftreten. Dies ist damit zu begründen, dass die Prognose des Netzes stets nah am gleitenden Mittelwert liegt und Ausreißer der Spannung in die eine oder andere Richtung nicht prognostiziert werden und so als Abweichungen zu Tage treten. Neben der Beobachtung der Ausreißer lässt sich auch in dieser Abbildung eine leichte Verzerrung der Punktwolke erkennen, die durch den oben bereits ausführlich erklärten Effekt entsteht. Zur abschließenden Bewertung der Prognosegenauigkeit ist in Abbildung 4.22 die absolute Abweichung der Prognose als Boxplot je Prognoseschritt aufgetragen.

Wie bereits in der vorangegangenen Abbildung zu erkennen ist, liegen fast alle Werte der absoluten Abweichungen in einem Bereich unter fünf Volt. Über alle fünf Prognoseschritte liegt der Median in einem Bereich zwischen -0,012 und -0,017 und damit nah bei null. Die Quartile des Boxplots liegen über alle Schritte in einem Bereich zwischen -0,033 und 1,706. Da die Ausreißer im Vergleich zu den Quartilen breit gestreut liegen und so die Boxen je Prognoseschritt stark gestaucht dargestellt werden, sind zur besseren Übersicht in Tabelle 4.8 die statistischen Randwerte der Analyse wiedergegeben.

Die statistischen Fehlerrandwerte der Spannungsvorhersage bescheinigen dem Netz eine gute mittlere Prognosegenauigkeit. Jedoch zeigt sich ähnlich der Analyse des Netzes zur Vorhersage von Stromverläufen, dass die Ausgabe des Netzes eher einem gleitenden Mittelwert ähnelt, als einer konkreten Vorhersage des Verlaufs. Ausreißer werden nicht berücksichtigt und der Verlauf nur unzureichend das Anwendungsgebiet der Analyse der Spannungsqualität wiedergeben. Auffällig bleibt zudem die immer gleichbleibende Struktur der fünf Prognoseschritte, die das Netz ausgibt. Sie allein geben Aufschluss darüber, dass eine Prognose über einen längeren Zeitraum nur schwer vorstellbar ist. Dieses Verhalten ließ sich durch das Feature Engineering und geeignete Feature Wahl jedoch einschränken.

Als Referenz und zur abschließenden Bewertung der zwei entwickelten Netze wurde ein Vergleich der jeweiligen Prognosen mit einer naiven Prognose des Typs 1 (NP-Typ1) durchgeführt. Zu diesem Zweck wurde derselbe Zeitraum, der zur Validierung der beiden erstellten und analysierten Netze genutzt wurde, mit der naiven Prognose durchlaufen und der Fehler der Prognose ermittelt. Eine naive Prognose Typ 1 besteht aus dem jeweils letzten Wert der Zeitreihe. Im genauen wird eine Prognose der nächsten fünf Werte, basierend auf dem vorangegangenen Wert der Reihe, erstellt. Die naive Prognose geht somit davon aus, dass der Folgewert immer den aktuell gültigen Realwert annimmt. In Tabelle 4.9 sind die mittleren quadratischen Fehler beider Prognoseverfahren je Anwendungsfeld abgebildet.

**Tabelle 4.8: Statistische Randwerte der Analyse.**

Prognoseschritt	Erstes Quartil	Median	Drittes Quartil
1	-0,0323	-0,0172	-0,0016
2	-0,0335	-0,0162	0,0016
3	-0,0331	-0,0148	0,0039
4	-0,0325	-0,0135	1,7065
5	-0,0316	-0,0120	0,0079

**Tabelle 4.9: Mittlere quadratische Fehler je Prognoseverfahren und Anwendungsfeld.**

Prognosewert	Prognoseart	MSE
Spannung	NP-Typ1	0,00099
	Neuronales Netz	0,00001
Strom	NP-Typ1	0,00617
	Neuronales Netz	0,00010

Im Vergleich zur naiven Prognose erweisen sich beide neuronale Netze als deutlich präzisere Prognosewerkzeuge. In beiden Fällen liegt der mittlere quadratische Fehler des neuronalen Netzes um mehr als eine 10er Potenz unter dem der naiven Prognose. Wobei alles in allem

der mittlere quadratische Fehler der neuronalen Netze als alleinige Bewertungsmetrik nur eine eingeschränkte Aussagekraft hat. Wie in beiden Fällen gesehen, geben die Netze die Tendenz der Datenreihe wieder. In beiden Fällen wurden die Kurzzeitfluktuationen des Stromes bzw. der Spannung nur unzureichend wiedergegeben. Sprunghafte Änderungen in den Verläufen werden von den neuronalen Netzen nicht erfasst und als einfache Ausreißer interpretiert. Werden die gewonnenen Kenntnisse aus der Validierung zu Grunde gelegt, so erkennt das Netz in der gewählten Konfiguration bei der Prognose der Strom- und Spannungsverläufe keinen Zusammenhang zwischen dem voranschreitenden Verlauf und den Sprüngen in den Messwerten. Die Netze interpretieren die Sprünge als quasi-stochastische Einflussgröße und reagieren somit nur bedingt auf die sprunghaften Änderungen. Auch durch längeres Training oder eine veränderte Netzstruktur lassen sich solch systematische Fehler nicht kompensieren.

Eine beobachtete Erkenntnis aus diesen Untersuchungen ist, wie bereits in Abschnitt 4.3.4 diskutiert, die reaktive Charakteristik des Prognoseverfahrens. Für keinen Datensatz konnte eine proaktive Vorhersage erreicht werden. Diese Erkenntnis zeigt weiteren Forschungsbedarf und einen vielversprechenden Ansatz, durch Kombination der erarbeitenden Algorithmik mit fortschrittlichen Ansätzen der Statistik und Numerik belastbare Langzeitprognosen zu generieren.

#### **4.5 Prognose von Oberwellen und Spannungsverzerrung**

Ziel dieser Untersuchung war es, zu prüfen, ob mittels des Schätzalgorithmus des Kalman Filters die Oberschwingungen in einem Niederspannungsnetz bestimmt werden können. Des Weiteren wurde durch eine Erweiterung des Algorithmus untersucht, ob es möglich ist, bessere Ergebnisse bei der Prognose der Oberschwingungsbelastungen durch einen erweiterten Eingangsdatenbereich zu erreichen.

##### **4.5.1 Kalman Filter zur Prognose der Oberwellen-Belastung**

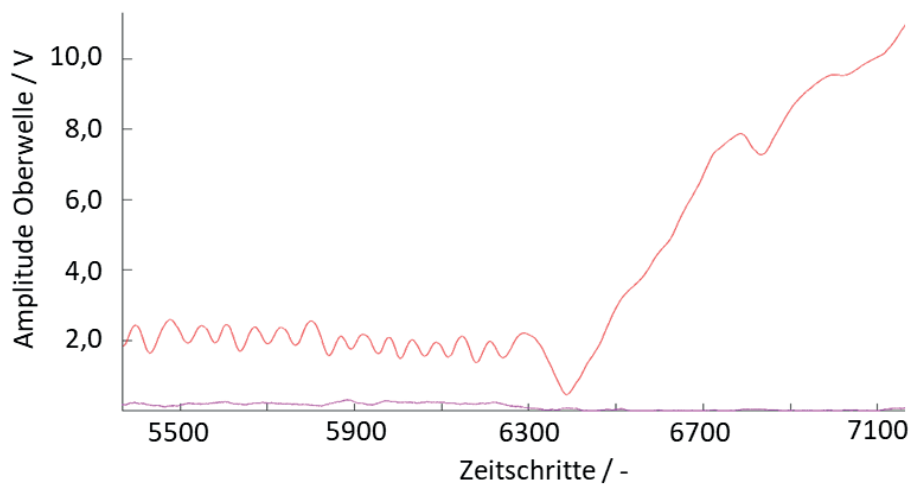
Durch die präventive Bestimmung von Oberschwingungen in Niederspannungsnetzen können potenziell Störungen vermieden werden, wodurch ein störfreier Betrieb gewährleistet werden soll. In dieser Untersuchung wurde deshalb evaluiert, inwieweit sich Oberschwingungen mit dem Kalman Filter Algorithmus bestimmen lassen.

Eine Einschränkung bei der Verwendung des Kalman Filters in dieser Anwendung besteht darin, nur den nächsten Zeitschritt vorhersagen zu können. Die Fähigkeit nur einen Zeitschritt in die Zukunft vorherzusagen birgt für eine praktische Anwendung allerdings noch keinen hinreichenden Mehrwert. Deshalb wurde dieser Algorithmus in Abschnitt 4.5.2 um einen

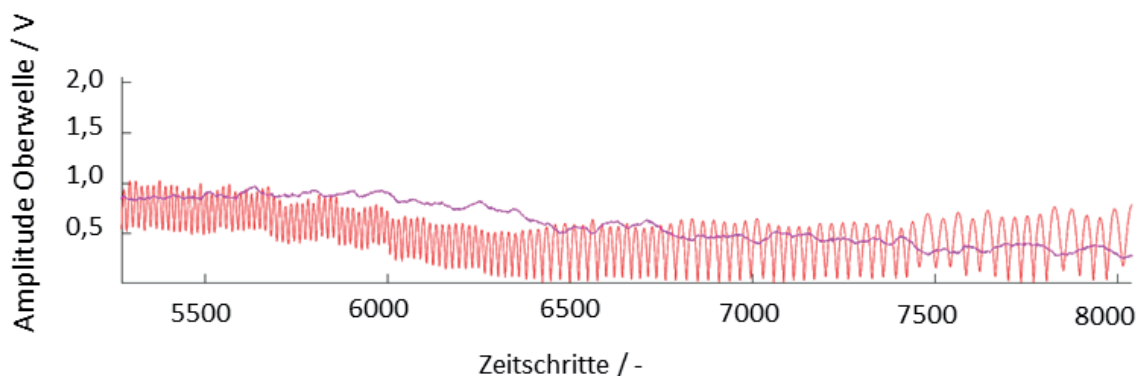
innovativen Ansatz erweitert, der historische Messdaten als Grundlage für den Schätzprozess für zukünftig auftretende Oberschwingungen verwendet.

Als Basis für die Schätzung wurde das zugrundeliegende elektrische System auf seine Korrelation der Grundschwingung und der Oberschwingungen abstrahiert und anhand der Messwerte mathematisch modelliert sowie in die Zustandsraumdarstellung überführt. Die erhobenen Messdaten wurden dabei in die Zustandsraumdarstellung eingepflegt, um die Methodik des Unscented Kalman Filters anwenden zu können.

Abbildung 4.23 zeigt den Fall, wenn die Gewichte des Kalman Filters noch nicht ausreichend optimiert wurden: Das Kalman Filter sucht den korrekten Wert in einem Bereich ab, indem sich die Oberschwingung nicht befindet. Zunächst tendiert die Schätzung in Richtung des tatsächlichen Werts ( $< 0,5$  V). Anschließend steigt der Schätzfehler deutlich an - divergiert und das Ergebnis der Schätzung weist einen nicht tolerierbaren Fehler auf. Dies bedeutet, dass die Gewichte des Filters noch weiter optimiert werden müssen, um eine hinreichende Schätzung zu ermöglichen.



**Abbildung 4.23:** Verlauf der Schätzung der Amplitude der ersten Spannungsoberwelle durch das Kalman Filter. In Rot zu sehen der Schätzwert, in Magenta der reale Messwert aus der Forschungsfabrik ARENA2036. Das Kalman Filter sucht den Bereich nach dem korrekten Wert ab und driftet dabei in die falsche Richtung. Dies deutet daraufhin, dass die Gewichte weiterhin optimiert werden müssen.



**Abbildung 4.24:** Verlauf der Schätzung der Amplitude der ersten Spannungsoberwelle durch das Kalman Filter. In Rot zu sehen der Schätzwert, in Magenta der reale Messwert aus der Forschungsfabrik ARENA2036. Die Sprünge der roten Kurve zeigen das iterative Suchverfahren des Kalman Filters im Wertebereich der Spannungsdaten.

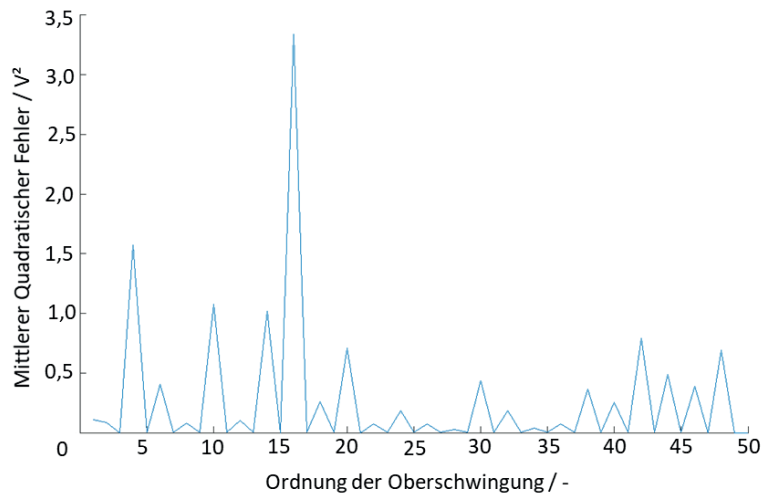
Durch mehrere Simulationen konnten die Gewichte des Kalman Filters optimiert werden, um das bestmögliche Ergebnis beim Schätzprozess zu erzielen. Abbildung 4.24 zeigt die Werte der Schätzung in einem Proof-of-Concept nach dem Einschwingvorgang des Filters bei angepassten Gewichten. Das iterative Annähern des Kalman Filters ist im Verlauf der Schätzwerte zu erkennen, da die rote Funktion (Schätzwerte) sich der Kurve der Messdaten (Magenta) annähert. Zu Beginn tastet das Kalman Filter einen bestimmten Bereich ab, bis der Einschwingvorgang beendet ist und sich in einem niedrigeren Bereich einpendelt. Ein solches Verhalten stellt das gewünschte Verhalten des Filters dar. Das stark oszillierende Verhalten des Filters stellt in diesem Fall das gewünschte Absuchen des Wertebereichs des Filters dar. Über eine Glättung der Schätzwerte, bspw. durch Mittelwertbildung kann der Wertebereich von geglätteter Schätzung und Messwert in guter Näherung angeglichen werden. Eine andere Möglichkeit stellt die Beschränkung des Wertebereichs für das Kalman Filter dar. Dies kann jedoch zu höheren Iterationsintervallen und damit einhergehend höheren Laufzeiten führen. Eine korrekte Einstellung der Gewichte ist für ein korrektes Filterverhalten allerdings eine unbedingte Voraussetzung und kann sich je nach Systemmodell, das dem Filter zugrunde liegt, als sehr zeit- bzw. rechenaufwändig erweisen.

Hierbei konnten interessante Anknüpfungspunkte für Folgeuntersuchungen identifiziert werden. Beispielsweise bieten Optimierungsalgorithmen, insbesondere die Partikel Schwarm Optimierung Potenzial zur automatisierten Identifikation geeigneter Gewichte.

#### 4.5.2 Erweiterung des Algorithmus

Bei der Erweiterung des Algorithmus wurde eine strukturelle Anpassung bei der Umsetzung des Kalman Filters implementiert, die eine Schätzung der Oberschwingungen nicht nur für den nächsten Messwert, sondern für die nächsten 24h ermöglicht. Dafür wurden historische Daten für den Zeitraum eines Monats vorverarbeitet, in dem ein Mittelwerts-Profil für den Tagesgang der Spannung erstellt wurde.

Abbildung 4.25 zeigt den auf diese Weise erreichten MSE für den Tagesgang der Amplituden der 1. bis 50. Oberschwingung der Spannung bei Schätzung von 200 ms RMS Werten durch das Kalman Filter. Dabei wurde ein Unscented Kalman Filter eingesetzt. Es wird deutlich, dass der MSE bei den Oberschwingungen ungerader Ordnung deutlich geringer ist. Dies liegt daran, dass zum einen der Absolutwert der geraden Oberschwingungen im untersuchten Netz generell höher ist als bei den ungeraden, zum anderen aber auch die Gewichte für die Oberschwingungen ungerader Ordnung optimiert wurden. Hierbei sei erwähnt, dass das Ziel, möglichst viele Oberschwingungen möglichst präzise zu schätzen, dazu führt, dass die Oberschwingungen geringerer Ordnung, die tendenziell einen stärkeren Einfluss auf die Gesamtverzerrung der Spannung haben, einen qualitativ schlechteren Schätzwert aufweisen. Es lässt sich somit sagen, dass eine Nichtbetrachtung der Oberschwingungen höherer Ordnung zu einem genaueren Ergebnis bei den Oberschwingungen niedriger Ordnung führt.



**Abbildung 4.25: MSE der Abschätzung der Spannungsharmonischen durch das erweiterte Unscented Kalman Filter. Die Oberschwingung gerader Ordnung zeigen einen höheren MSE als die Oberschwingungen ungerader Ordnung.**

So konnte beispielsweise durch eine Veränderung der Gewichte ein besseres Ergebnis für die zweite Oberschwingung, jedoch damit einhergehend auch ein deutlich schlechteres Ergebnis für die höheren Oberschwingungen erzielt werden. Bei der Optimierung muss nach derzeitigem Stand somit ein Kompromiss gefunden werden. Die vorliegenden Ergebnisse wiesen dabei den besten Kompromiss zwischen einem niedrigen MSE und dem Einfluss einzelner Oberschwingungen auf. Dabei wurde das Ziel verfolgt, den MSE für die Oberschwingungen niedriger Ordnung zu minimieren und dabei noch einen tolerierbaren Wert für die Oberschwingungen höherer Ordnung in Kauf zu nehmen. Als Toleranzgrenze wurde ohne physikalische Begründbarkeit ein MSE <4% angesetzt. An dieser Stelle muss erwähnt werden, dass durch den MSE keine Aussage über den tatsächlichen Wert der Oberschwingung gemacht werden kann, sondern lediglich bewertet wird, ob der Schätzwert in hinreichender oder nicht hinreichender, in jedem Fall aber selbst definierter Distanz, zum Messwert liegt. Je näher der Wert an der Null liegt, desto besser ist das Ergebnis. Die Bestimmung des MSE wurde deshalb durchgeführt, um ein quantitatives Kriterium für die Bewertung des Algorithmus und der Erweiterung zu schaffen.

Hierdurch konnte gezeigt werden, dass das Kalman Filter prinzipiell in der Lage ist, die Oberschwingungen der Spannung in einem elektrischen System in eingeschwungenem Zustand ohne Kenntnis der Netztopologie abzuschätzen. Allerdings kann das Kalman Filter bei einem Betrieb in Echtzeit nur den nächsten Zeitschritt vorhersagen. In diesem Fall entspräche dies einer Vorhersage lediglich der nächsten 200 ms. Deshalb wurden Messdaten von definierten Zeiträumen verarbeitet, gemittelt und über Profilbildung als Verlauf der nächsten 24 Stunden angenommen. Hierdurch konnte eine Vorhersage für die folgenden 24 Stunden getroffen werden, die sogar teilweise ein besseres Ergebnis erzielte als die ursprüngliche Implementierung des Kalman Filters.

Eine mögliche Optimierung des Ansatzes stellt eine Erweiterung mit Partikel Schwarm Optimierung dar. Dadurch können die Gewichte in einem automatisierten Prozess optimiert werden [22]. Damit entfällt das zeitaufwendige, manuelle Einstellen der Filterparameter. Zusätzlich kann der Algorithmus um Aspekte der WLS Methode zur Zustandsschätzung erweitert werden, die die Aufgabe erfüllen, schlechte Werte auszusortieren.

Somit konnten interessante Anknüpfungspunkte für Folgeuntersuchungen bereits identifiziert werden, die eine Erweiterung der Funktionalität hin zu einem zuverlässigen Echtzeiteinsatz fördern.



#### 4.6 Datenanalyse-Algorithmus

Durch die Verwendung verschiedener LSTM-Architekturen und Aufbereitung der Eingangsinformationen mittels Feature Engineering konnten deutliche Verbesserungen bei der Zielstellung, zukünftig auftretende Störfälle oder Lastwechsel hinreichend genau prognostizieren zu können, erzielt werden. Die Vorhersage von kurzfristigen, statistisch unwahrscheinlichen Ereignissen ohne kurzfristige Periodizität in hinreichender Genauigkeit blieb aber weiterhin unerfüllt. Die Gründe dafür werden in dieser Untersuchung tiefergehend evaluiert. Um dies zu erreichen, wurden die verwendeten Zeitreihen, also die Eingangsdaten der Algorithmen, detailliert untersucht.

Folgende These lag dieser Untersuchung zugrunde: Stochastische Signalanteile sind nicht prognostizierbar und der weitere Verlauf von Zeitreihen ist nicht ausschließlich vom vorherigen Verlauf ableitbar, da dieser das Ergebnis aller systembeeinflussenden Faktoren darstellt. Damit der weitere Verlauf prognostizierbar wird, müssen alle systembeeinflussenden Faktoren bekannt sein und mitberücksichtigt werden.

Um sowohl qualitativ als auch quantitativ beschreiben zu können, wie eindeutig und in sich konsistent eine Zeitreihe ist, wurde deshalb ein Daten-Analyse-Algorithmus entwickelt. Dieser schätzt die Prognostizierbarkeit einer Zeitreihe anhand eines Prognose-Kennwerts ab. Durch diesen Algorithmus kann die Eindeutigkeit von Signalverläufen und Datensätzen überprüft werden und durch Kennzahlbildung eine Bewertung weiterer Einflussfaktoren vorgenommen werden. Damit bietet der Algorithmus die Möglichkeit einer quantitativen Bestimmung der stochastischen und somit nicht zu prognostizierenden Anteile des Datensatzes. Hierbei wurde ein Ampel-System entwickelt, durch die der Prognose-Kennwert eingeordnet und angezeigt wird, ob die untersuchte Zeitreihe durch datengetriebene Ansätze prognostizierbar ist.

Entscheidend für den Erfolg des Einsatzes von neuronalen Netzen sind im Wesentlichen diese drei Parameter:

1. Architektur
2. Konfiguration
3. Datensatz

Zur Verbesserung der Vorhersage können deshalb auch diese 3 Parameter beeinflusst werden. Die Architektur kann durch Wahl des Regressionsalgorithmus variiert werden, wodurch je nach Charakteristik des Datensatzes bereits eine Verbesserung erzielt werden kann. Ein weiterer üblicher Ansatz zur Minimierung der Abweichungen stellt die Hyperparameteroptimierung dar. Rein durch Hyperparameteroptimierung verschiedener Architekturen konnten die systematischen Fehler bei der Regression aber nicht vermieden werden (siehe dazu Abschnitt 4.4).

Bei der Algorithmik handelt es sich um eine Neuentwicklung ohne Literaturbeispiel. Anhand des Pseudocodes in Abbildung 4.26 wird die Funktionsweise der Implementierung aufgezeigt. Dieser besteht aus den Teilen *Datenaufbereitung* (Z. 1-5) und der *Datenanalyse*. Die Aufbereitung liest eine auswählbare Datei anhand einstellbarer Konfigurationen ein. Anschließend werden die Daten auf Werte zwischen 0-100 skaliert und in vorgegebene *Bins* eingeteilt. Zuletzt müssen die Eingangsdaten noch in sich überlappende, gelabelte Fenster fester Breite eingeteilt und sortiert werden (Z. 4-5).

Der erste Schritt der Datenanalyse ist die Abfrage, bei welchen Indizes sich das Eingangsfenster der sortierten Liste ändert. Dies ist von essenzieller Bedeutung, da der restliche Teil des Algorithmus auf den jeweils identischen Eingangsfenstern aufbaut. Anschließend wird für jedes der unterschiedlichen Eingangsfenster die Standardabweichung des dazugehörigen Folgewertes berechnet und abgespeichert. Zusätzlich wird auch die



Anzahl an Werten, aus welcher die Standardabweichung berechnet wurde, mitgespeichert, um in Folgeschritten die Standardabweichungen gewichtet zusammenführen zu können. Zuletzt werden alle *outputs*, welche aus mehr als einem Eingangswert bestehen, zu den Listen *stds\_simple* und *stds\_weighted* hinzugefügt. Der Unterschied zwischen diesen beiden Listen ist, dass letztere die Standardabweichungen gewichtet anhand der Vorkommnisse im Signal abspeichert. Zeile 16 zeigt an, dass sich der Prozentsatz wiederholender Eingangsfenster, direkt aus der Anzahl wechselnder Indizes in der sortierten Eingangsdatentabelle berechnen lässt.

Um den Algorithmus schnell und einfach auf verschiedene Datensätze anwenden zu können, wurde er in eine Benutzeroberfläche eingearbeitet. Die Benutzeroberfläche ist in Abbildung 4.27 dargestellt. Sie lässt sich in die Funktionseinheiten *Einstellungen*, *Anzeige* und *Konsole* einteilen.

```

1: function DatenAnalyse()
2:   data = read_data(path, config)
3:   bin_data = rescale(data, 0, 100, n_bins)
4:   data_table = series_to_supervised(bin_data)
5:   sorted_table = sort(data_table)
6:   index_changed      ← get_changed_indices(sorted_table)
   → Speichert alle Änderungen der Eingangsdaten ab
7:   for index in index_changed do
8:     outputs_temp     ← sorted_table[index : till_next_index]
9:     outputs[std]    ← append(std(outputs_temp))
10:    outputs[length] ← append(length(outputs_temp))
11:    for output in outputs do
12:      if output[length] > 1 then
13:        stds_simple.append(output[std])
14:        for i in output[length] do
15:          stds_weighted.append(output[std])
16:  anz_wdh = (1 - (length(index_changed)/length(sorted_table))) · 100

```

**Abbildung 4.26: Implementierung des Algorithmus zur Bewertung der Prognostizierbarkeit**

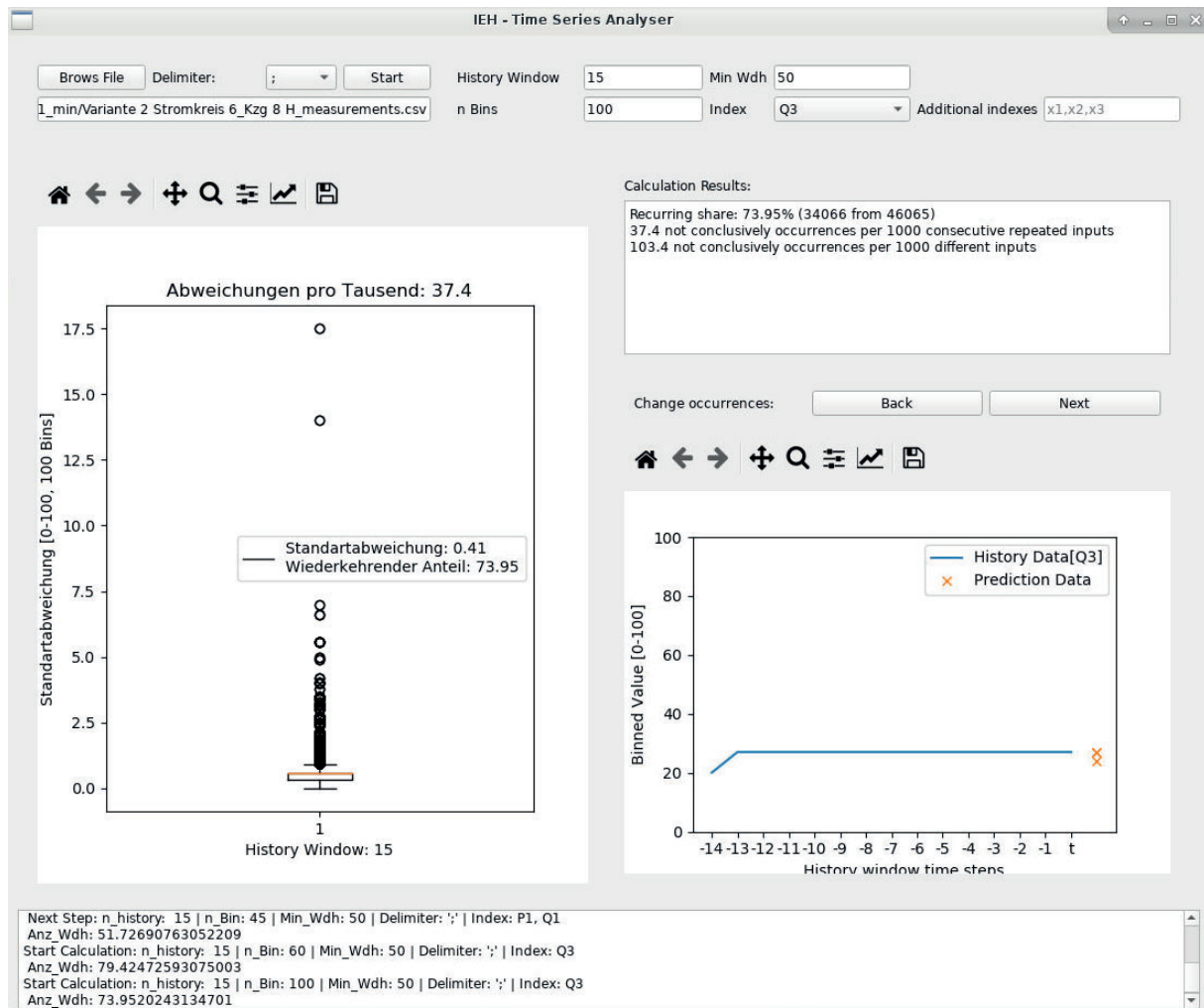


Abbildung 4.27: Benutzeroberfläche des Data-Analysers.

In den Einstellungen müssen zuerst die gewünschten Daten ausgewählt werden. Hierfür lässt sich über die Taste *Browse File* der Dateimanager öffnen. Nachdem eine Datei ausgewählt wurde, versucht das Programm, diese einzulesen. Hierfür ist das eingestellte Trennzeichen wichtig. Ob alles funktioniert hat, lässt sich anhand des Index-Menüs erkennen. Wenn die Datei korrekt eingelesen wurde, sind alle in ihr vorkommende Spaltenüberschriften in der Index-Liste auswählbar. Jeder dieser Indizes steht für eine Zeitreihe aus den eingelesenen Daten. Diese bestehen häufig aus mehreren parallelen Messwerten, wie beispielsweise I, U, S, P und Q von Phase L1, L2 und L3. Der Algorithmus baut dabei auf einzelnen Zeitreihen auf. Um mehrere Reihen miteinander zu verbinden, gibt es das *Additional indices* Feld. Die dort eingegebenen Indizes werden als paralleles Feature mit in den Algorithmus aufgenommen. Über die Felder *n Bins* und *History Window* lassen sich alle Größen für die Berechnung einstellen. Über das verbliebene Eingabefeld *Min Wdh* lässt sich der minimale Wiederholungsanteil der Eingänge im Signal einstellen. Dies wird über einen iterativen Prozess umgesetzt. Falls der Wiederholungsanteil mit eingestelltem *History Window* und *n Bins* zu klein ist, werden die *n Bins* so lange um jeweils fünf verkleinert, bis dieser über die eingestellte Schaltschwelle kommt. Hierbei ist ein Minimum von 30 Bins eingestellt.

Die Anzeige dient der Darstellung der Ergebnisse. In der linken Hälfte wird das Ergebnis-Boxplot dargestellt. Dies kann über die darüber liegende Schaltfläche bearbeitet und abgespeichert werden. Die rechte Seite besteht aus einem weiteren Diagramm und einem Textfeld.

Im Textfeld werden die Ergebnisse der Berechnung schriftlich zusammengefasst. Im darunter liegenden Diagramm lassen sich die Unstimmigkeiten im Datensatz genauer untersuchen. Unter einer Unstimmigkeit sind verschiedene Ausgänge ( $t+1$ -Werte) bei gleichen Eingangsdaten definiert. Hierbei werden die gleichbleibenden Eingangswerte als Liniendiagramm dargestellt und die unterschiedlichen weiterführenden Werte (Ausgänge) mit einem Kreuz markiert. Falls weitere Indizes der Berechnung beigefügt sind, werden diese ebenfalls als farblich getrennte Kreuze beim Zeitschritt  $t$  aufgeführt und in die Legende mit aufgenommen. Dieses Diagramm ist ebenfalls von einer Bearbeitungs- und Speicher-Schaltfläche umgeben. Zusätzlich lässt sich zwischen den verschiedenen Unstimmigkeiten des Datensatzes mittels den zwei Tasten *Next* und *Back* navigieren.

Der gewichtigste Vorteil des entwickelten Daten-Analyse-Algorithmus ist seine Geschwindigkeit. Auf dem verwendeten Rechenserver (siehe Anhang A1) können 14.000 Double-Werte pro Minute analysiert werden. Somit können Zeitreihen durch den Analyse-Algorithmus getestet und aufbereitet werden, bevor der zeitaufwändige LSTM- oder Machine-Learning Trainingsprozess beginnt.

Die korrekte Funktionsweise des Algorithmus wurde mittels verschiedener synthetisch erzeugter Datensätze überprüft. Folgende Datensätze wurden dabei herangezogen:

- Einfacher Sinus
- Sinus mit zufälligen Fehlern
- Simulierte Datenreihen einer Stromtankstelle

Die Validierung des Algorithmus und dessen Implementierung konnte erfolgreich durchgeführt werden. Unterschiedliche Datensätze konnten schnell, einfach und zuverlässig untersucht und kategorisiert werden. Sowohl bekannte eindeutige und uneindeutige Signale wurden richtig erkannt und es konnte durch die Analyse sogar ein zuvor unbekannter Fehler in der Datenerzeugung festgestellt werden. Auch das Verändern der Einstellungen führte stets zu reproduzierbarem Verhalten. Für die einstellbaren Parameter wurde Folgendes festgestellt:

- Lange Eingabefenster verringern den wiederkehrenden Anteil, ermöglichen jedoch längerfristige Zusammenhänge zu differenzieren und verringern dadurch die Abweichungen.
- Je mehr Bins, desto höher die Auflösung. Dadurch steigen auch die Abweichungen, da bei hoher Genauigkeit auch geringe Abweichungen eindeutig detektiert werden können.
- Der wiederkehrende Anteil wird sowohl durch das Eingangsfenster als auch durch die Bin-Größe beeinflusst. Dies korreliert jedoch stark datenabhängig und lässt sich nicht verallgemeinert beschreiben.
- Eine Verringerung des Eingangsfenster kann nur zur Erhöhung der Abweichungen führen.

Anhand der gewonnenen Erkenntnisse bewies sich folgendes Verfahren als sinnvoll:

- Erster Durchlauf der Analyse mit Standardparametern. Dies fördert die Vergleichbarkeit und es entstehen einheitliche Startgrößen, auf welchen aufgebaut werden kann.
- Der wiederkehrende Anteil sollte möglichst hoch werden, um einen großen Teil des Signals abzudecken. Hierbei ist es datenabhängig, inwieweit die Bins vergrößert oder das Eingangsfenster verkürzt werden müssen. Es wird vorerst ein iteratives Verfahren empfohlen, welches die beiden Möglichkeiten testet.
- Die Grenzen der Einstellungsparameter sind stark anwendungsabhängig. Falls die absolute Genauigkeit nicht relevant ist, lässt sich gut mit großen Bins arbeiten. Falls das Signal sehr gleichmäßig und wenig sprunghaft ist, lässt sich das Eingangsfenster meist mit nur geringer Abweichungserhöhung verringern.

Es konnten aber auch interessante Anknüpfungspunkte für Folgeuntersuchungen identifiziert werden, die besonders im Zusammenhang mit den entwickelten Verfahren der künstlichen Intelligenz interessante Fragestellungen aufwerfen:

- Ab welchen Unstimmigkeits-Werten ist keine Prognose mehr möglich?
- Wie korrelieren die einzelnen Ergebnisparameter mit der Prognoseabweichung?
- Welche neuen Chancen bietet der Algorithmus und wo sind die Grenzen?

#### 4.7 Zusammenfassung

In dieser Untersuchung wurde die Fähigkeit eines künstlichen neuronalen Netzes mit virtuellem Kurzzeitgedächtnis (LSTM Zellen) zur Vorhersage von Zeitreihen in sekundengenauer Auflösung untersucht. Ziel der Untersuchung war es, eine Kurzzeitprognose von Strom- und Spannungsverläufen für einen Netzanschlusspunkt eines industriellen Netzes mit unbekannter Netztopologie zu erstellen, um damit den Netzzustand ohne Infrastrukturwissen bereitstellen zu können. In einer Sensitivitätsanalyse wurde das Netz anhand einer künstlich verzerrten Sinusfunktion überprüft und durch eine Hyperparametervariation geeignete Netzstruktur bestimmt. Zur Verringerung der Rechenlaufzeit wurde der Algorithmus in ein GPU-Processing eingebunden.

Um die Qualität der getesteten neuronalen Netze hinsichtlich ihrer Prognosefähigkeit zu prüfen, wurden zuerst mehrere Testläufe anhand von Sinusfunktionen mit unterschiedlichem Verzerrungsfaktor vorgenommen und die Ergebnisse bewertet. Ziel der Überprüfung war es, die prinzipielle Durchführbarkeit des Algorithmus zur Bewertung der Prognosefähigkeit von Datensätzen darzustellen.

Im weiteren Verlauf der Untersuchung wurde anhand einer Hyperparametervariation eine geeignete Netzstruktur gesucht, die sowohl auf eine geringe Rechenzeit, als auch einen geringen Prognosefehler optimiert war. In einem letzten Schritt wurde je ein Netz anhand realer Strom- und Spannungsverläufe trainiert und evaluiert. Die Strom- und Spannungsprognosen wurden dabei mit einer naiven Prognose verglichen und eine abschließende Bewertung vorgenommen.

Anhand der erhaltenen Ergebnisse konnte nachgewiesen werden, dass die Prognose der Werte mit dem künstlichen neuronalen Netz einen geringeren Prognosefehler liefern kann als eine naive Prognose. Es zeigte sich weiter, dass die Netze ein Tiefpassverhalten gegenüber Rauschen auf Signalverläufen aufweisen. Dies führt bei der Prognose der Strom- und Spannungsverläufe zu einer Nicht-Beachtung statistischer Extrema und von Ausreißern in den Verläufen. Gerade diese Fluktuationen sind jedoch bei der Vorhersage von Spannungsqualitätsproblemen von besonderem Interesse.

Im Feature Engineering wurde deshalb untersucht ob eine entscheidende Verbesserung der Prädiktion durch eine geeignete Feature Wahl erreicht werden kann und welche Feature-Sets zu den besten Prognoseergebnissen führen. Die untersuchten Evolutionären Algorithmen zeigten dabei einen exponentiellen Rechenzeitanstieg für größer werdende Feature Sets, bei Greedy Algorithmen wie den Sequential Searches stieg der Zeitaufwand hingegen linear. Ein Nachteil Sequential Searches liegt darin, dass die gefundene Lösung, in diesem Fall das als optimal angenommene Feature Set, oft kein globales Optimum darstellt. Grundsätzlich konnte durch das Feature Engineering eine deutliche Verbesserung der Prognosegüte bei geeigneten Datensätzen erreicht werden. Bei ungeeigneten Datensätzen konnte aber auch dadurch keine Verbesserung erzielt werden.

Zusätzlich wurde eine erweiterte Hyperparametervariation umgesetzt, um das Optimierungspotential in strukturellen Änderungen der Vorhersagealgorithmen zu bestimmen.

Es hat sich gezeigt, dass die Auswahl geeigneter Hyperparameter einen entscheidenden Einfluss auf das Prognoseergebnis hat. Für die meisten Hyperparameter hat sich gezeigt, dass je nach Anwendungsfall ein weicher Schwellenwert existiert, ab dem eine Änderung des Parameters keine wesentliche Verbesserung mehr birgt. Zudem konnte beobachtet werden, dass sich ab einem weiteren Schwellenwert oft ein Overfitting des Algorithmus einstellte, was ebenfalls vermieden werden sollte, da ansonsten die Übertragbarkeit des Algorithmus verloren geht.

Weiter wurde untersucht, wie sich Oberschwingungen, die dem System nicht bekannt sind, mithilfe des Kalman Filters näherungsweise bestimmen lassen. Eine Erweiterung des Algorithmus sah vor, die Prognose der Oberschwingungen von einer Kurzzeitprognose von wenigen Sekunden auf eine Langzeitprognose für die nächsten 24 Stunden auszuweiten. Die Simulationsergebnisse konnten zeigen, dass das Kalman Filter zur Schätzung von Oberschwingungen in Systemen mit unbekannter Infrastruktur geeignet ist. Dabei wurde außerdem herausgearbeitet, dass eine korrekte Konfiguration der Filterparameter wichtig ist, um eine Konvergenz des Schätzfehlers zu gewährleisten. Die Abschätzung fiel besser aus, je mehr Messdaten für das Training des Algorithmus verwendet werden konnten.

Grundsätzlich hat diese Untersuchung also gezeigt, dass künstliche neuronale Netze ein nützliches Werkzeug zur Analyse und Prognose strom- und spannungsbezogener Daten sein können. Es hängt dabei jedoch stark von der Qualität und der Art der Eingangsdaten ab, wie gut eine Prognose gelingt. Um Spannungsereignisse präventiv sicher detektieren zu können, sind aber weitere Schritte und Untersuchungen nötig. Eine Möglichkeit wäre die Erhöhung des Informationsgehalts und der Dimensionalität der Eingangsdaten durch Hinzunahme von Hilfsvariablen, um den Korrelationsgrad der Eingangsdaten zu steigern oder Features längerer historischer Zeiträume zu betrachten.

Deshalb wurden abschließend die verwendeten Zeitreihen detailliert analysiert. Stochastische Signalanteile sind nicht prognostizierbar und der weitere Verlauf von Zeitreihen ist nicht ausschließlich vom vorherigen Verlauf ableitbar, da dieser das Ergebnis aller systembeeinflussenden Faktoren darstellt. Damit der weitere Verlauf prognostizierbar wird, müssen alle systembeeinflussenden Faktoren bekannt sein und mitberücksichtigt werden. Um sowohl qualitativ als auch quantitativ beschreiben zu können wie eindeutig und in sich konsistent eine Zeitreihe ist, wurde ein Daten-Analyse-Algorithmus entwickelt. Dieser schätzt die Prognostizierbarkeit einer Zeitreihe anhand eines Prognose-Kennwerts ab. Durch diesen Algorithmus kann überprüft werden, ob Signalverläufe eindeutig sind, ob entscheidende weitere Einflussfaktoren fehlen oder stochastische Anteile überwiegen. Hierbei wurde ein Ampel-System entwickelt, um die Vorhersagbarkeit des Algorithmus bewerten zu können. Ein großer Vorteil des Daten-Analyse-Algorithmus ist seine Geschwindigkeit. Auf verwendeten Rechnerplattform konnten 14.000 Double-Werte pro Minute analysiert werden. Somit können zukünftig Zeitreihen vorab durch den Daten-Analyse-Algorithmus getestet und aufbereitet werden, bevor ein zeitaufwändiges Training von künstlichen neuronalen Netzen mit ungewissem Prognose-Erfolg aufgesetzt wird.



## 5 Überwachungssystem zur Feststellung und Optimierung des Netzzustandes

Dieser Teil des Projekts umfasst die Entwicklung eines Monitoringsystems, in dem die Daten zur Überwachung der Spannungsqualität aufbereitet, bewertet und visualisiert werden. Dabei stand insbesondere die aktive Integration von Produktionsprozessen im Fokus, um die Ergebnisse nicht nur zu visualisieren, sondern auch für eine Verbesserung der Spannungsqualität in einer intelligenten Produktionsplanung im Rahmen hochautomatisierter Industrie 4.0 Umgebungen in messbaren Mehrwert umzusetzen.

### 5.1 Leitidee des Gesamtkonzepts

Das Monitoringsystem wurde grundsätzlich als umfassende Plattform zur

- Erfassung Netzzustands anhand von kontinuierlicher Messdatenerfassung
- Langzeitdatenerfassung und -management mittels nicht - / relationalen Datenbanken
- Detektion von Störungen
- Identifikation von Störungen
- Vorhersage von Störungen
- Simulationen zur Ermittlung und Analyse kritischer Netzzustände
- Visualisierung von Messdaten, Analysen und normativen Auswertungen
- Verbesserung der Spannungsqualität durch intelligentes Demand Side Management
- Einbindung und Steuerung externer aktiver und passiver Netzelemente

konzipiert.

Abbildung 5.1 zeigt den Gesamtkontext und konzeptionellen Aufbau der Plattform zur Bewertung und Verbesserung der Spannungsqualität - das sogenannte PQ Smart Lab, das im Zuge dieses Projekts entwickelt und aufgesetzt wurde.

Kern des Monitoringsystems bildet das Messsystem, das sich im Wesentlichen aus 3 Komponenten zusammensetzt:

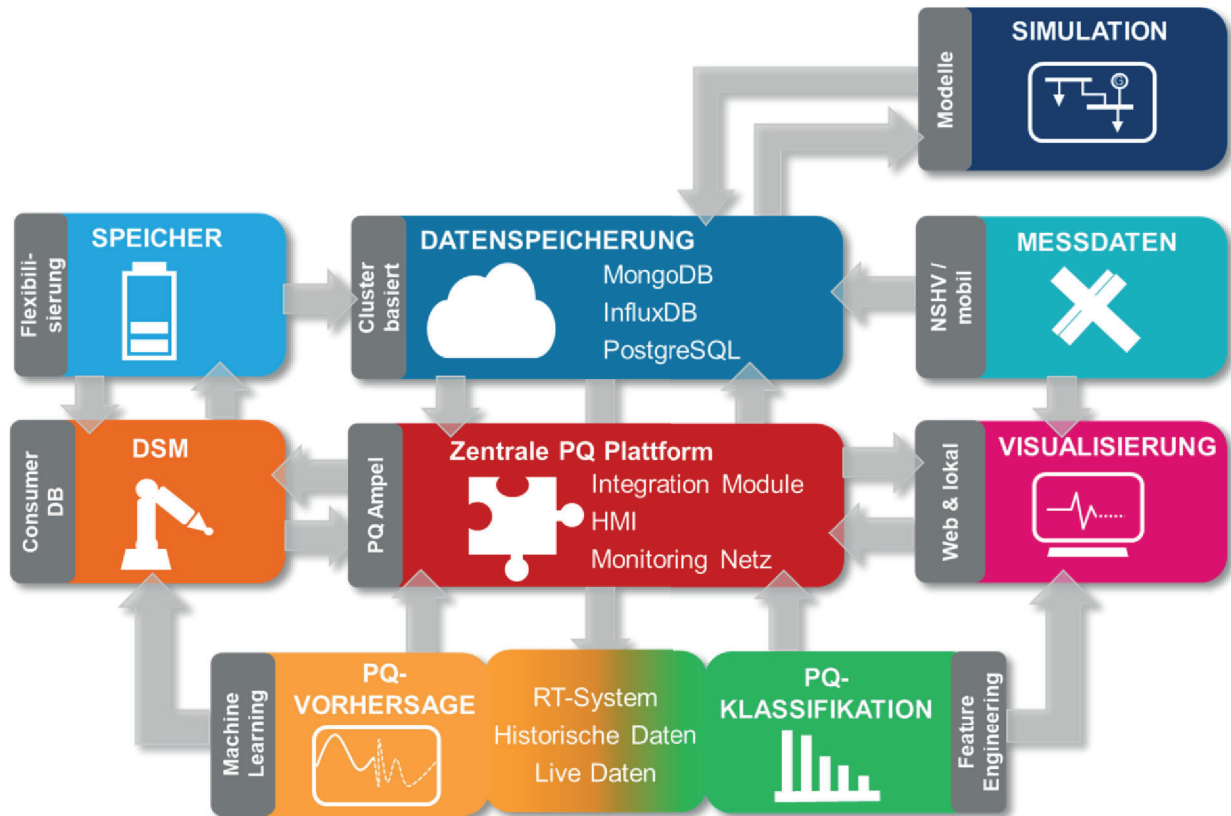
- 1) Integriertes Messsystem in der Niederspannungshauptverteilung der Forschungsfabrik ARENA236.
- 2) Beidseitige Strom- und Spannungsmessung am Hochspannungstransformator zur Versorgung des Uni Campus.
- 3) Mobile Messungen zur Charakterisierung der Netzteilnehmer.

Da das Monitoringsystem mehrere Funktionalitäten und Blickwinkel umfasst, sind auch die Testszenarien zur Erprobung der Algorithmen breit angelegt. Es wurden daher für die unterschiedlichen Module des Monitoringsystems jeweils eigene Szenarien definiert, um die Funktionsfähigkeit zu testen.

Als Datenbasis wurden neben simulierten Datensätzen mit künstlich erzeugten Fehlern der Spannungsqualität auch real gemessene Daten aus dem Messsystem der Forschungsfabrik ARENA2036 verwendet.

Bei der Entwicklung der Plattform wurde auf höchste Flexibilität und Modularität geachtet, um die Übertragbarkeit der Algorithmen zu maximieren.





**Abbildung 5.1: Umfassende PQ Plattform zur Minimierung von Netzstörungen - das PQ Smart Lab.**

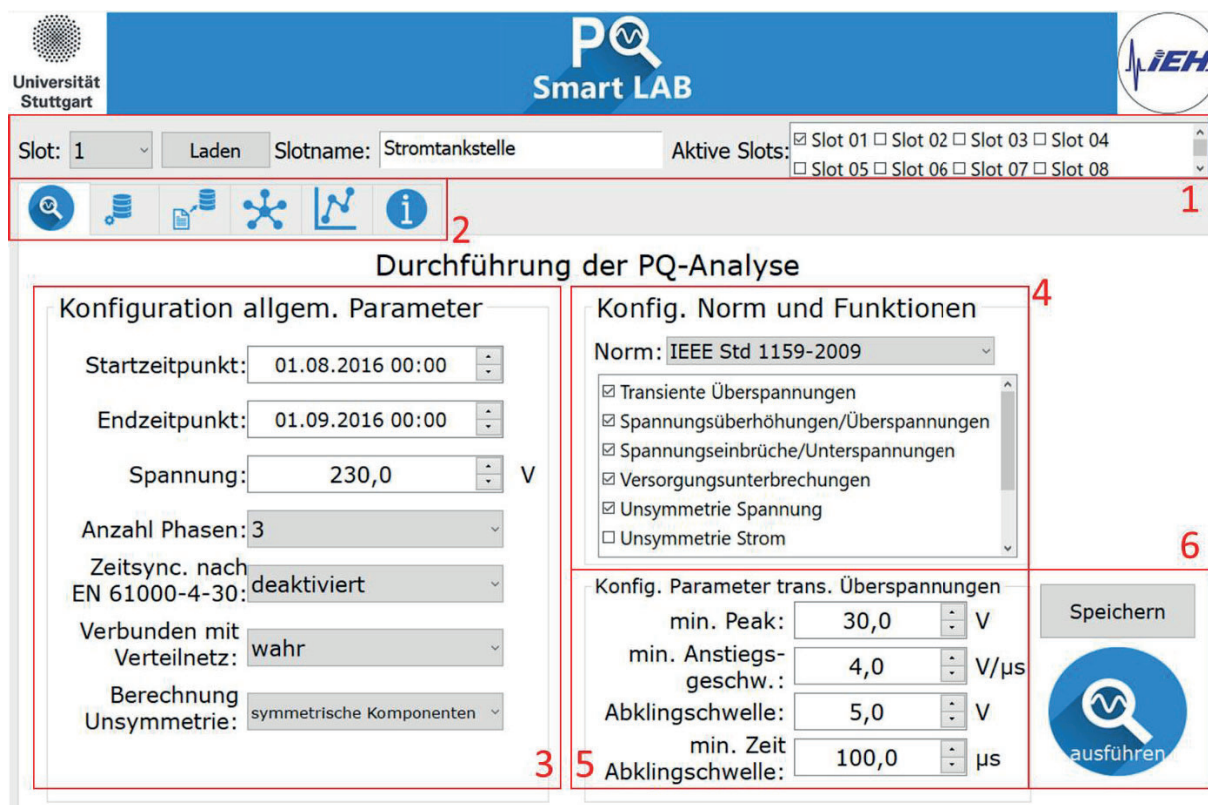
Neben den funktionalen Einheiten des Back-Ends wurde auch ein Visualisierungskonzept erarbeitet, das neben der Überwachung des Netzzustands auch eine aktive Beeinflussung der Systemparameter ermöglicht.

Im Folgenden wird auf die verschiedenen Ebenen des umgesetzten Überwachungssystems eingegangen.

## 5.2 Visualisierungskonzept und Basiskomponente des Power Quality Monitoring Tools

Zur Verknüpfung der Funktionalitäten und zur Erhöhung der Bedienbarkeit der Algorithmen wurde eine Bedienoberfläche umgesetzt. Abbildung 5.2 zeigt die Bedienelemente zur Durchführung einer umfassenden Power Quality Analyse.

Bereich 1 beinhaltet ein Slot-System. Über dieses können verschiedene Konfigurationen ausgewählt werden. Über die enthaltene *Dropdown*-Liste kann jeweils ausgewählt werden, welcher Slot aktuell bearbeitet werden soll. Um die Konfigurationen besser differenzieren zu können, besteht die Option individuelle Namen zuzuweisen, die in das vorgesehene Feld einzutragen sind. Zuletzt bietet Bereich 1 die Möglichkeit mehrere Parametrierungen zu aktivieren. Dadurch können beispielsweise unterschiedlich konfigurierte Analysen parallel durchgeführt werden. Die Konfiguration eines Slots umschließt auch die getroffenen Parametrierungen in den anderen Tabs.



**Abbildung 5.2: PQ Smart Lab - GUI zur Konfiguration der PQ-Analyse. Markiert sind die Bereiche zur Änderung der Slots, zum Wechseln von Tabs, zur Konfiguration und Parametrierung der PQ-Analyse, zur Einstellung der Transientenerkennung und zum Speichern der Informationen bzw. Ausführung der PQ-Analyse.**

In Bereich 2 ist die Menüleiste der GUI enthalten. Über diese lässt sich innerhalb der Oberfläche navigieren. Links ist die Schaltfläche zur Öffnung des Tabs zur Parametrierung und Ausführung der PQ-Analyse. Rechts daneben kann die Maske zur Konfiguration der Mess- und Ergebnisdatenbank geöffnet werden. Diese ist in Abbildung 5.3 dargestellt. Innerhalb des nächsten Tabs bietet sich die Möglichkeit einen Pfad und einen Dateityp anzugeben. Dargestellt ist dieser in Abbildung 5.4. Über die Betätigung der „Schreiben...“-Schaltfläche wird der Vorgang des Schreibens der Daten aus den Dateien in die Datenbank eingeleitet. Im Tab daneben ist die Verwaltung der an diese Software angebotenen Komponenten enthalten. Sie befindet sich, wie auch das zugehörige Hauptmodul noch in der alpha-Version. Ein Entwurf ist in Abbildung 5.5 visualisiert.

Hier bietet sich, wie bereits angedeutet ein potenzieller Anknüpfungspunkt für Folgeprojekte zur Einbindung von externen Aktoren / Systemen, um unmittelbar Einfluss auf den Netzzustand zu nehmen. Beispielsweise können über diese Schnittstelle Active Front-Ends oder Aktive Filter eingebunden werden. Im benachbarten Tab war ursprünglich die Darstellung der Ergebnisse und Messdaten vorgesehen. Diese Funktion ist jedoch mittlerweile in *Grafana* ausgelagert. Grund ist die Vielfalt an Möglichkeiten zur Erstellung von Graphen, ohne dabei großen Programmieraufwand betreiben zu müssen. Zudem können verschiedene Datenquellen gleichzeitig genutzt werden. Im letzten Tab ist eine Informationsseite zu finden. In Bereich 3 können allgemeine Parametrierungen für die Durchführung der PQ-Analyse vorgenommen werden. So ist der Start- und Endzeitpunkt der zu untersuchenden Messdaten anzugeben. Des Weiteren ist der Effektivwert der Versorgungsspannung einzutragen. Über die Angabe der Anzahl der Phasen erhält die Software die Information, ob die Daten von allen Phasen, oder nur von Phase 1 untersucht werden sollen. Das ermöglicht auch die Analyse von einphasigen Messungen. Für Mittelwertbildungen kann zudem bestimmt werden, ob diese nach Norm *DIN EN 61000-4-30* durchzuführen sind. Die Angabe, ob das Netz, in dem die

Messung durchgeführt wurde, mit dem Verteilnetz verbunden ist, wirkt sich auf die zulässigen Grenzwerte der Frequenz nach *DIN EN 50160* aus. Zuletzt kann in genanntem Bereich angegeben werden, ob im Falle der Berechnung der Unsymmetrie die symmetrischen Komponenten oder das *ANSI-Modell* verwendet werden soll [24].

Über den Bereich 4 kann die anzuwendende Norm ausgewählt werden. Zusätzlich sind die in Verbindung mit der Norm ausführbaren Analysefunktionen angezeigt. Über die Auswahlboxen kann bestimmt werden welche Netzzrückwirkungen zu analysieren sind. Bereich 5 dient der Parametrierung der Analyse von transienten Überspannungen. Bereich 6 beinhaltet zwei *Schaltflächen*. Die „*Speichern*“-Schaltfläche sichert alle vorgenommenen Parametrierungen von diesem und allen anderen Tabs in Verbindung mit dem aktuellen Slot. Das gilt auch für die gleich benannten Schaltflächen der restlichen Tabs. Zusätzlich befindet sich in genanntem Bereich ein *Button*, welcher das Programmlogo enthält. Dieser ermöglicht schließlich den Start der PQ-Analyse.

Universität Stuttgart

Smart LAB

Slot: 1    Laden    Slotname: Stromtankstelle    Aktive Slots:  Slot 01  Slot 02  Slot 03  Slot 04  
 Slot 05  Slot 06  Slot 07  Slot 08

Konfiguration der Datenbanken

Messdatenbank

Datenbankart: InfluxDB

Host: localhost

Port: 8806

DB-Name: stromtankstelle

Benutzername: admin

Passwort: \*\*\*\*\*

Ergebnisdatenbank

Datenbankart: MariaDB

Host: localhost

Port: 3306

DB-Name: results

Benutzername: admin

Passwort: \*\*\*\*\*

Speichern

Abbildung 5.3: PQ Smart Lab - GUI Tab zur Konfiguration der Datenbanken.

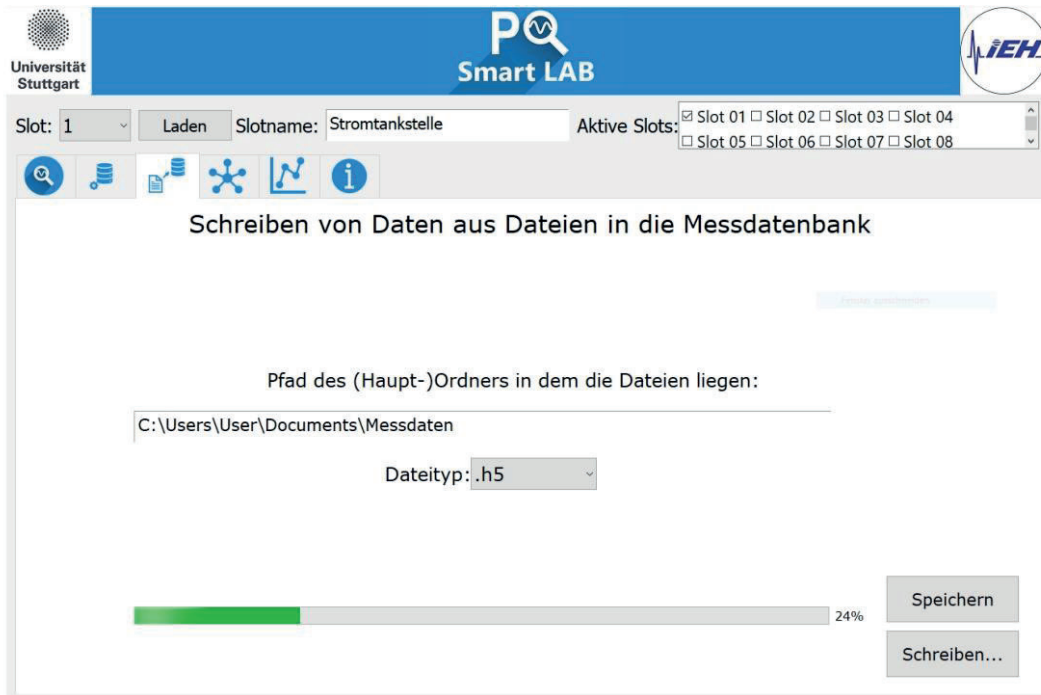


Abbildung 5.4: PQ Smart Lab - GUI Tab zum Auslesen von Dateien.

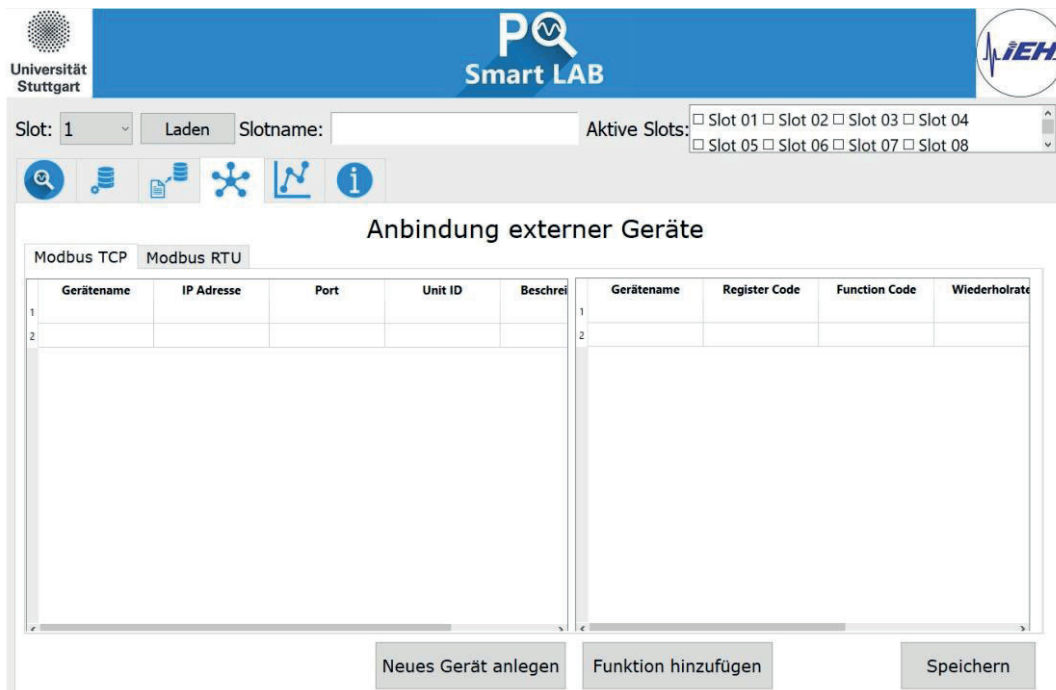


Abbildung 5.5: PQ Smart Lab - GUI Tab zur Verwaltung externer Geräte.

### 5.3 Erweiterte Funktionalitäten - Erkennung und Visualisierung von Netzstörungen

Neben den dargestellten Grundfunktionalitäten wurden auch noch weitergehende Werkzeuge zur Analyse des Netzzustands und insbesondere für die Verfahren der künstlichen Intelligenz umgesetzt. So wurde ein Verfahren zur besseren Visualisierung des Trainingsergebnisses der Machine- und Deep Learning Algorithmen entwickelt, die das Debuggen des Trainingsprozesses vereinfacht. Mithilfe einer weiteren Oberfläche wird der Prozess der Datenvorverarbeitung stark vereinfacht und effizienter gestaltet. Des Weiteren wurde eine Benutzerschnittstelle zur Echtzeitüberwachung umgesetzt. In dieser können alle notwendigen Daten für eine Echtzeitüberwachung geladen und dargestellt werden. Ein Ampelsystem gibt dabei Rückmeldung über den aktuellen Netzzustand bezüglich der Spannungsqualität.

#### 5.3.1 Echtzeitüberwachung

Für die Implementierung einer Echtzeitüberwachung der 33 installierten Messstellen in der Forschungsfabrik ARENA2036 wurde ein Tool zur Darstellung der erkannten PQ-Störfälle entwickelt. Diese ist sowohl für hochauflösende Daten als auch für RMS-Daten verwendbar. Die implementierte Oberfläche ist in Abbildung 5.6 dargestellt und zeigt die Anzahl der klassifizierten Störfälle in jeder Phase aller Messstellen an. Der Klassifizierungsprozess wird in einer vordefinierten Zykluszeit durchgeführt. Wenn eine Klassifizierung die Zykluszeit übersteigt, wird in den folgenden Zyklen durch eine dynamische Verkürzung der Pause die Verspätung wieder eingeholt.

Zusätzlich zur visuellen Darstellung in der Oberfläche werden die klassifizierten Störfälle in einer Textdatei geloggt. Jeder Eintrag besteht aus einem Zeitstempel, der Messstelle und den erkannten Störfällen in den einzelnen Phasen. So ist es möglich später nachzuvollziehen, zu welchem Zeitpunkt welcher Störfall aufgetreten ist.

Für die unterschiedlichen Abtastraten und Störungsdauern stehen verschiedene vortrainierte neuronale Netze zur Verfügung. Diese werden bei Programmstart ausgewählt und in den Speicher geladen. Für die Angabe der Eingangsdaten ist der Pfad zum Speicherort notwendig. Dort lädt das Programm zyklisch die vorhandenen Eingangsdaten und klassifiziert diese. Hierbei kann alternativ auch auf einen historischen Datensatz zugegriffen werden, um eine Offline-Klassifizierung zu ermöglichen.

Eine Ampel gibt den Zustand des Netzes an. Bei Auftreten vieler Fehler in einem festgelegten Betrachtungszeitraum schaltet die Ampel auf den Zustand *medium (gelb)* oder *critical (rot)*. So kann der Netzoperator direkt sehen, ob sich ein Netz gerade in einem kritischen Zustand befindet oder sich auf einen solchen Zustand hinbewegt und entsprechende Gegenmaßnahmen einleiten.

PQ event	Phase 1	Phase 2	Phase 3
Normal	0	0	0
Sag	0	1	1
Swell	0	0	0
Interruption	1	2	1
Harmonic	0	0	0
Sag with Harmonic	0	1	0
Swell with Harmonic	0	0	2
Interruption with Harmonic	2	2	3
Flicker	0	0	0
Spike	1	0	0
Notch	0	0	0
Flicker with Harmonic	0	0	0
Flicker with Sag	2	1	2
Flicker with Swell	3	2	0

Abbildung 5.6: GUI für Echtzeitklassifikation von hochaufgelösten oder RMS-Daten.

### 5.3.2 Data Labelling

Für den Einsatz der Methoden des überwachten Lernens aus Abschnitt 4.3 und 4.4 sind gekennzeichnete Datensätze notwendig, die bereits eine Vorbearbeitung durchlaufen haben. Da reale Messdaten nach Aufzeichnung noch nicht gekennzeichnet (neudeutsch: gelabelt) sind und das Labeln einen hohen Aufwand bedeutet, wurde ein weiteres Werkzeug zum teilautomatisierten Labeln von Rohdaten entwickelt. Ein Label für jeden Datenpunkt ist wichtig, um die Klassifikationsgenauigkeit eines trainierten Netzes bestimmen zu können.

Die dafür entwickelte Benutzerschnittstelle ist in Abbildung 5.7 gezeigt und plottet alle drei Phasen der aktuellen, vorsegmentierten Datensequenz in hochaufgelöster Kurvenform. So kann optisch bestimmt werden, welcher Störfall in welcher Phase auftritt.

Die Auswahl von Störfällen wird durch Drücken der Buttons in den unteren Panels durchgeführt. Zusätzlich besteht die Möglichkeit die Eindeutigkeit des Störfalls zu bewerten. So können unsichere gelabelte Daten später einfacher nachgelabelt oder nachbearbeitet werden. Nachdem alle Datensätze abgearbeitet sind, wird die resultierende Matrix mit den Labels abgespeichert und für die Validierung der Genauigkeit verwendet.



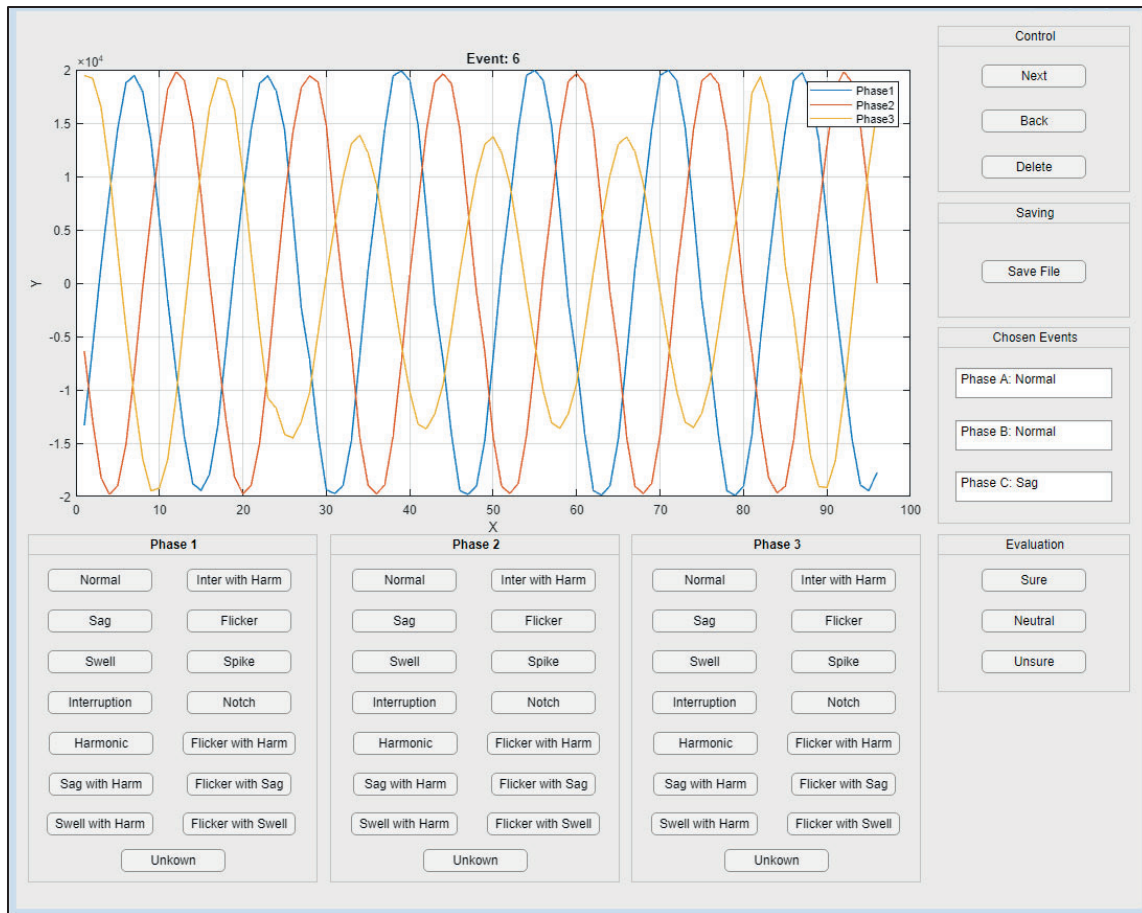


Abbildung 5.7: GUI zum manuellen Labeln der realen PQ-Daten.

### 5.3.3 Datenvisualisierung und Debugging

Für ein genaueres Verständnis und zur Visualisierung von Daten und Trainingsergebnissen wurde ein weiteres Tool erstellt. Dieses ist in Abbildung 5.8 und Abbildung 5.9 gezeigt und ermöglicht die Analyse bereits klassifizierter Trainingsdaten. Es wird dazu die Kurvenform des Intervalls und die klassifizierte Kurvenform angezeigt. So ist der mögliche visuelle Unterschied für einen falsch klassifizierten Störfall direkt sichtbar.

Zusätzlich existiert eine Gesamtübersicht der Klassifizierungen aller Testdaten in Form einer Konfusionsmatrix. Diese stellt den Vergleich zwischen Label und klassifiziertem Störfall her.

Die gelben Blöcke signalisieren eine hohe und die dunkelblauen eine sehr niedrige Klassifizierungsanzahl in dieser Kategorie. Bei einer Genauigkeit von 100% haben alle Diagonalelemente die Farbe Gelb, da hier die Netzausgabe mit dem Label der Daten übereinstimmt. Besitzt ein Störfall außerhalb seines Diagonalelements Blöcke, so sind diese einer anderen Kategorie von Störfall zugeordnet und damit falsch klassifiziert.

Eine weitere Funktion der Oberfläche ist die Anzeige der zum Training verwendeten Features. Diese Werte werden für den aktuell ausgewählten Datenpunkt angezeigt und können mit einem Beispielfall verglichen werden.

Über den Reiter Scatterplot wird die Funktion zum Vergleich zweier Features aufgerufen. Mit diesem Vergleich können einzelne oder alle Störfälle in zwei ausgewählten Features untersucht werden. So wird beispielsweise bei der Wahl der Features Energie und Durchschnitt eingestellt, dass alle Werte für *Sag* links der Normalwerte und alle Werte für *Swell* auf der rechten Seite geplottet werden. Ein Beispiel für ein solchen Scatterplot ist in Abbildung

5.9 dargestellt. Es ist erkennbar, dass die Beispielwerte von *Sag* und *Interruption* in einem ähnlichen Bereich liegen. Dies erklärt beispielsweise die häufige Falschklassifizierung dieser beiden Fälle.

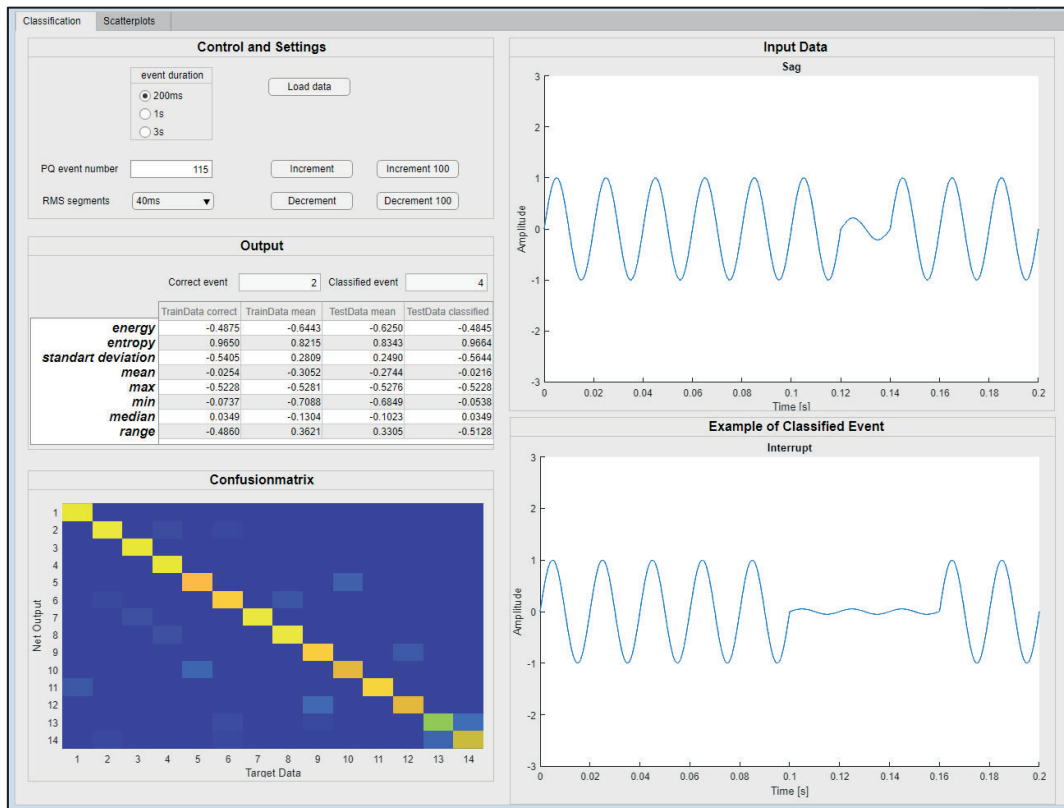


Abbildung 5.8: Analysetool zur Datenvisualisierung von klassifizierten Datensätzen mithilfe eines trainierten Netzes und Anzeige von Scatterplots.

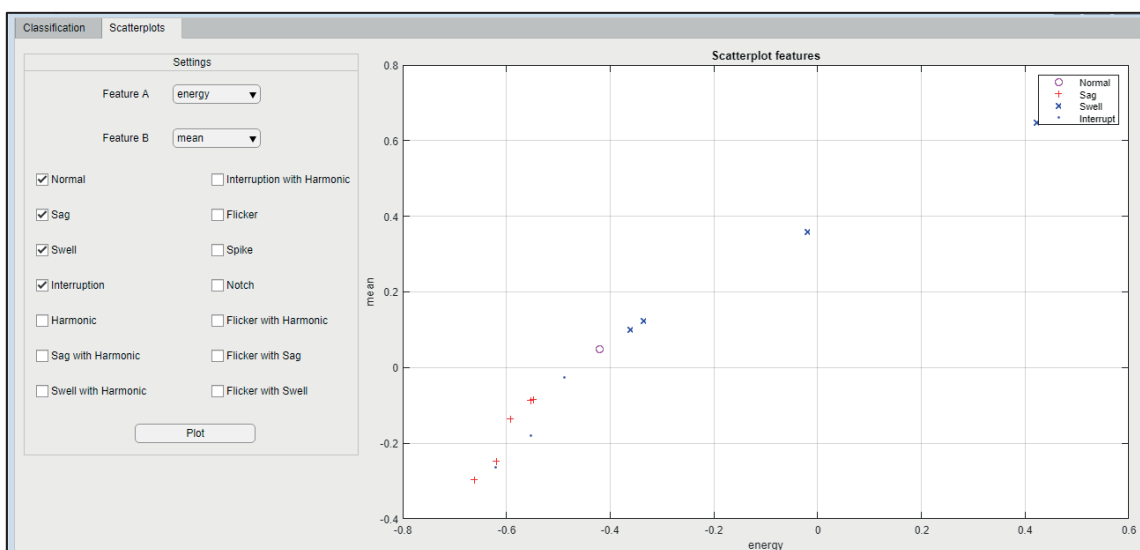


Abbildung 5.9: Analysetool zur Charakterisierung der Netzstörungen.

#### 5.4 Vermeidung von Netzstörungen in Industrie 4.0 Anwendungen - Durch künstliche Intelligenz unterstütztes Demand Side Management

Neben der Erkennung und Vorhersage von Netzstörungen ist natürlich auch die aktive Vermeidung und Minimierung der Auswirkungen ein wichtiger Ansatzpunkt für einen reibungsfreien Netzbetrieb und zur Erhöhung der Zuverlässigkeit im Industrie 4.0 Umfeld. Zur Vermeidung von Netzstörungen wurde im Projekt als Alternative und/oder Ergänzung zu klassischen Kompensationsanlagen deswegen eine komplett neuartige, intelligente Betriebsführung von Anlagen mit Unterstützung durch Methoden der künstlichen Intelligenz entwickelt und dessen Potential analysiert.

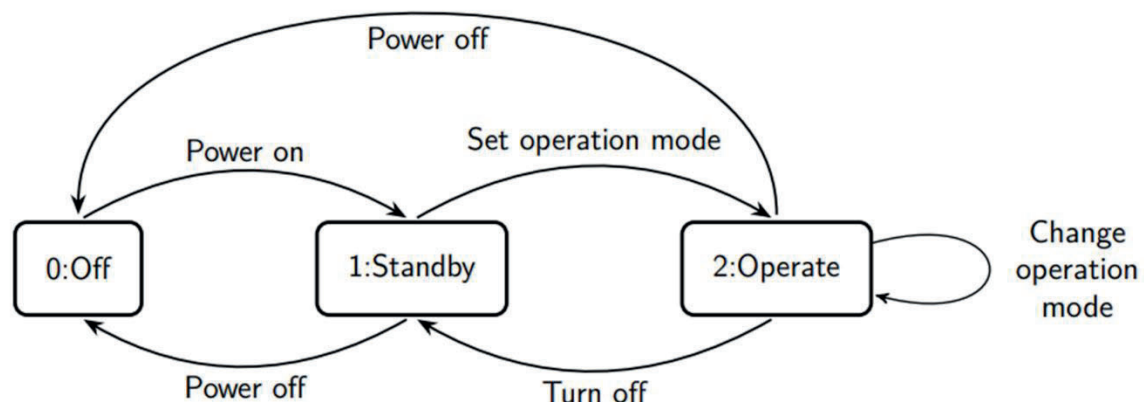
Dazu wurde durch Einbettung von bestärkendem Lernen im Demand Side Management die Erstellung von Einsatzplänen eines industriellen Maschinenparks optimiert. Dabei wurde das Ziel verfolgt, durch geeignete Pläne die Power Quality des Industrienetzes zu verbessern.

##### 5.4.1 Modellierung des Maschinenparks

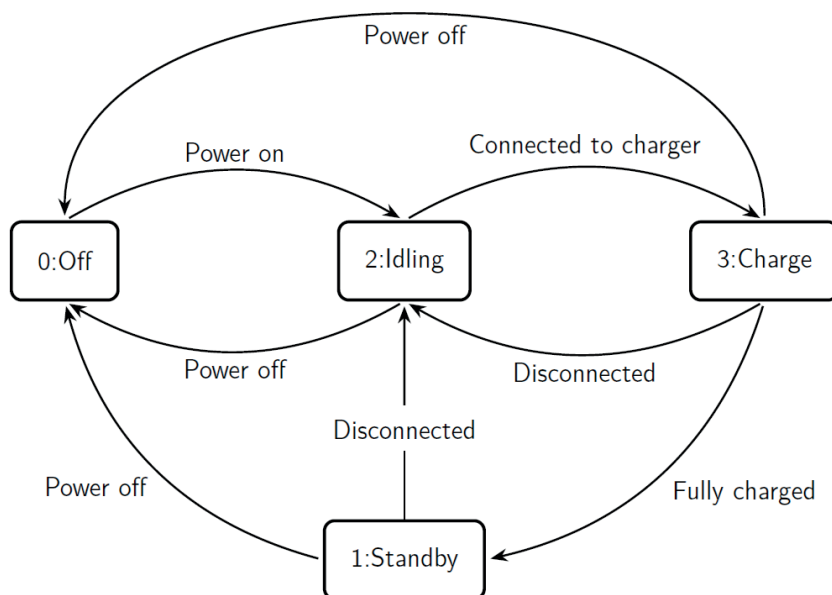
Für die Simulation des Maschinenparks wurden folgende Maschinen eines modernen Industrieumfelds modelliert:

- Industrie-/Gelenkroboter
- Eine elektrische Standsäge
- Ein fahrloses Trägersystem
- Ein Stapelkran

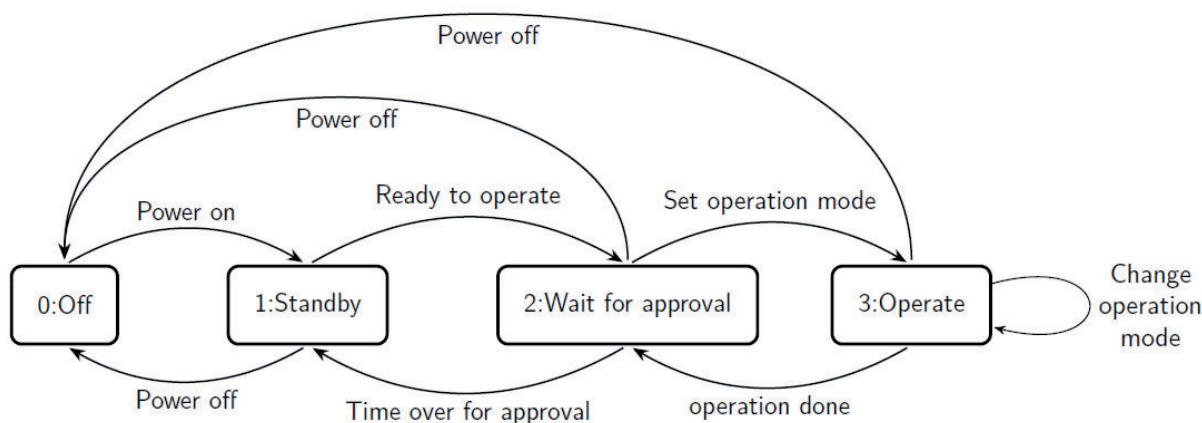
Die Zustandsautomaten der Modelle sind in den Abbildungen 5.10 - 5.12 veranschaulicht. Die Zustandsautomaten stellen eine Möglichkeit dar, die erlaubten Betriebszustände der Maschinen abzubilden.



**Abbildung 5.10:** Zustandsautomat der modellierten Industrieroboter und der elektrischen Standsäge. Alle weiteren Betriebszustände sind mit Ganzzahlen in aufsteigender Reihenfolge kodiert. Jeder Betriebszustand kann direkt in einen beliebigen anderen übergehen. Ausnahme ist hierbei der Aus-Zustand, der beim Einschalten erst in den 'Standby' wechseln muss.



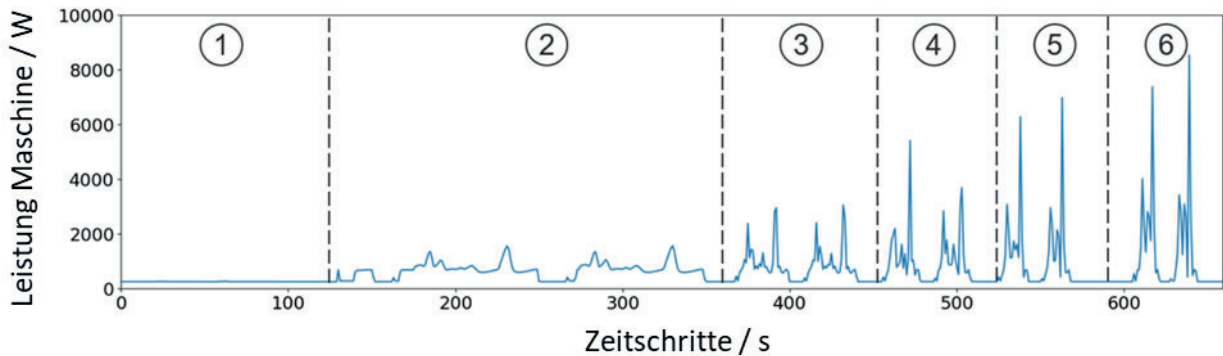
**Abbildung 5.11: Zustandsautomat des fahrerlosen Trägersystems. Es ist nicht möglich vom 'Leerlauf'-Modus in den 'Standby'-Modus zu wechseln. Ein weiterer undurchführbarer Übergang ist der Wechsel vom 'Standby'-Modus in den 'Charge'-Modus. Außerdem muss, um aus dem 'Aus'-Modus in den 'Laden'-Modus zu gelangen, zunächst der 'Leerlauf'-Modus eingestellt werden. Der 'Aus'-Modus kann aus allen Zuständen ohne Einschränkung erreicht werden.**



**Abbildung 5.12: Zustandsautomat des Stapelkrans. Zum Betrieb muss die Maschine den 'Standby'-Modus durchlaufen und auf eine Freigabe des Benutzers warten, bevor sie in den 'Operate'-Modus wechseln kann. Ist die Bedienung erfolgt, schaltet die Maschine zurück in den 'Warten auf Freigabe'-Modus. Liegt keine Freigabe vor, wird zurück in den 'Standby'-Modus geschaltet.**

Um die jeweiligen Betriebsmodi pro Maschine zu definieren, wurde jede Maschine real vermessen und dabei in jeden verfügbaren Betriebszustand versetzt. Die Betriebsmodi wurden anschließend anhand des Datenprofils identifiziert und zugeordnet.

Abbildung 5.13 zeigt eine solche Einteilung anhand des aufgenommenen Leistungsprofils. Zusätzlich zur Leistung wurden auch die Harmonischen bis zur 40. Ordnung zur Bestimmung des THD/TDD von Spannung bzw. Strom an der Anlage erfasst und eingeteilt.



**Abbildung 5.13: Beispielhafte gemessene Zeitreihe und Einteilung der Datenreihen in einzelne Betriebsmodi.**

Mit diesen spezifischen Betriebsmodi wurden virtuelle Klone der vermessenen Anlagen erstellt. Diese virtuellen Abbilder der Maschinen konnten nun für ein durch bestärkendes Lernen unterstütztes Demand Side Management genutzt werden, indem Operationspläne für den Maschinenpark vom Fabrikbetreiber erstellt werden, die dann durch die künstliche Intelligenz auf einen störungsfreien Betrieb optimiert werden können.

Der Fabrikbetreiber bekommt somit durch die Methodik ein unterstützendes System zur Minimierung der Netzurückwirkungen bei gleichzeitiger Maximierung der Produktivität des industriellen Prozesses zur Hand, bei dem er selbst bestimmen kann, was als Optimierungsziel vorgegeben wird.

Die Umgebung, die dabei optimiert wird, stellt das industrielle elektrische Netz dar, die aktiven Elemente, anhand derer mittels Aktionen der Netzzustand optimiert wird sind die Maschinen und die Stellgröße ist der Betriebszustand der Maschinen.

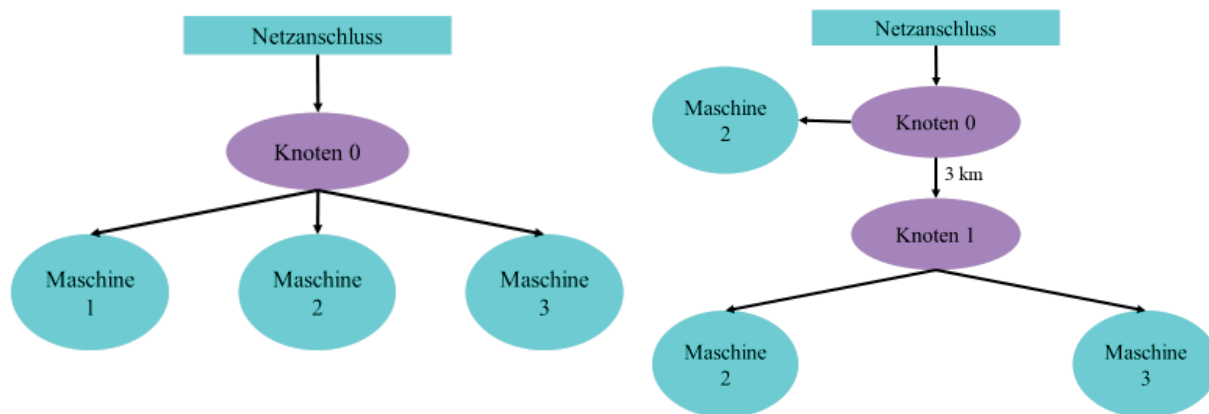
#### 5.4.2 Modellierung der Netztopologie

Um dieses Verfahren anwenden zu können, ist die Modellierung der Netztopologie ein wichtiger Baustein. Hierzu wurden zwei verschiedene Rastertopologien betrachtet.

Die erste stellt eine starke Vereinfachung des Systems dar. Wie in Abbildung 5.14 links dargestellt, wird die Netzinfrastruktur vernachlässigt. Es wird angenommen, dass der Widerstand und die Länge der Kabel keinen signifikanten Einfluss auf den Oberwellengehalt haben. Die Topologie kann daher auf ein Einknoten-Netz reduziert werden. Alle Maschinen sind am selben Knoten angeschlossen, der direkt mit der darüberliegenden Netzebene verbunden ist. Somit sind die Amplituden und Winkel der Harmonischen, die an dem Knoten abgegeben werden, an dem die Maschine an das Netz angeschlossen ist, dieselben wie an dem Punkt, an dem die gesamte Maschinenanlage an das darüberliegende Netz angeschlossen ist.

Dies stellt natürlich eine starke Vereinfachung der Realität dar, die dennoch

- a) den Worst Case Fall bei der Betrachtung der Überlagerung der Harmonischen zulässt.
- b) eine Möglichkeit bietet, den Proof-of-Concept für das beispiellose Konzept der Erhöhung der Spannungsqualität zu erbringen.



**Abbildung 5.14: Darstellung der Netztopologie und mögliche Anordnungen der Maschinen. Links dargestellt der einfachste anzunehmende Fall eines Einknoten-Netzes. Rechts eine verteilte Topologie der Netzknoten mit ebenso verteilter Anbindung der Maschinen.**

Das Potenzial des Ansatzes des bestärkenden Lernens wurde deshalb zunächst anhand des Einknoten-Netzes untersucht. In vielen Anwendungen, besonders im industriellen Umfeld durch den hohen Komplexitätsgrad, ist es nicht ohne weiteres möglich, ein realistisches Modell der Umgebung zu erstellen.

Die vereinfachte Analyse dieser Untersuchung liefert dabei die Grundlage für die Evaluation der Netzurückwirkungen des Maschinenparks am Netzanschlusspunkt. Wenn ein Modell des Netzes verfügbar ist, bietet das Framework darüber hinaus eine Schnittstelle zur Berechnung des harmonischen Lastflusses für das Netzmodell. In diesem Fall kann die Netztopologie berücksichtigt werden und beeinflusst die Amplituden und Winkel der Oberwellen bei der Ausbreitung von der emittierenden Maschine hin zum Netzanknüpfungspunkt. Die Topologie in Abbildung 5.14 rechts ist ein Minimalbeispiel für die beliebige Anbindung der Maschinen nach diesem Konzept.

### 5.4.3 Aktive Verbesserung der Spannungsqualität in Industrie 4.0 Prozessen - Implementierung eines Frameworks zur Optimierung des Netzzustands

Die finale Kopplung von Spannungsqualität und Industrie 4.0 Prozessen bei Berücksichtigung von Einspeisung aus erneuerbaren Energien erfordert eine Schnittstelle, die menschliche Interaktion und Vorgaben mit vollautomatisierter Optimierung vereint. Durch die hoch komplexen Korrelationen und Wechselwirkungen in modernen Industrienetzen ist eine automatisierte Minimierung unerwünschter Netzeffekte notwendig. Deshalb wurde im Zuge des Projekts ein Framework zu diesem Zweck entwickelt, das die modernsten Ansätze zur Ermittlung der Spannungsqualität zum einen und der automatisierten Optimierung durch bestärkendes Lernen zum anderen miteinander verbindet.

Das Framework besteht aus den zwei grundlegenden Teilen:

- dem Agenten
- der Umgebung

Der Agent erstellt die Betriebspläne und ist mit einem Deep Q-Netz realisiert. Das Deep Q-Netz stellt dabei eine Verbindung aus einem tiefen neuronalen Netz und der Algorithmik des bestärkenden Lernens dar.

Die Umgebung definiert den Maschinenpark und das elektrische Netz. In der Umgebung können die Maschinen der Anlage ausgewählt werden.



Es wurden fünf verschiedene Maschinentypen implementiert. Das Framework berücksichtigt dabei folgende Datenreihen für die Optimierung:

- die summierte Leistung über alle Phasen oder phasenseparat,
- die Oberwellen von der 2. bis zur 40. Harmonischen jeder Phase sowie
- die Phasenwinkel zwischen der k-ten Ordnung und der Grundwelle jeder Phase

Für den Fall, dass die Netztopologie vorgegeben sein sollte, werden die netzspezifischen Parameter in einem eigens dafür geschriebenen Modul übergeben. Dies steigert die Übertragbarkeit und Modularität des Ansatzes.

Basierend auf diesen Daten werden die Belohnungen für Optimierungsziele der Kategorie I und der Kategorie II erstellt.

Kategorie I (harte) Optimierungsziele sind binäre Anforderungen, die aus den physikalischen Randbedingungen des Systems stammen, z. B. Kriterien, deren Verletzung zur Zerstörung des Gerätes oder zur Verletzung normativer Vorgaben führen würde. Sie stellen somit die durch das Zustandsübergangsdiagramm vorgegebenen Regeln sowie die Vorgaben des Flexibilitätsplans dar. Darüber hinaus gilt als wesentliches Kriterium für die Spannungsqualität die in der DIN EN 50160 festgesetzte obere THD-Beschränkung von 8 % die somit in keinem Fall durch die Optimierung überschritten werden darf. Kann ein hartes Optimierungsziel nicht gehalten werden, wie die entsprechende Lösung aus dem Lösungsraum gestrichen.

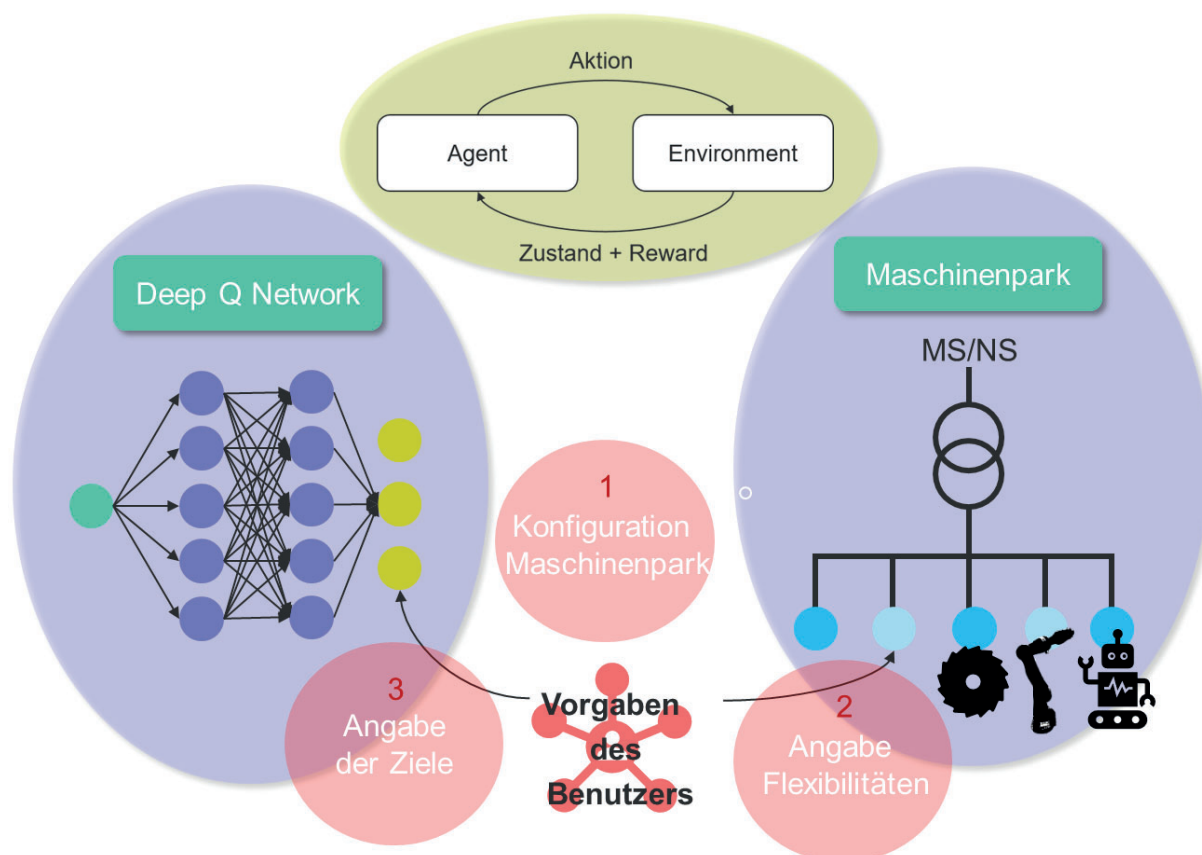
Kategorie II (weiche) Optimierungsziele können quantifiziert werden und ihre Erfüllung kann je nach Priorität zwischen 0 % und 100 % liegen. Die Maximierung der Leistung, die Minimierung des THD sowie die Minimierung des Oberschwingungsanteils bestimmter Ordnungen werden als weiche Kriterien betrachtet.

Harte und weiche Optimierungsziele sowie die erstellten Operationspläne der Maschinen werden von der Umgebung mit einem separaten Belohnungssystem bewertet.

Die Operationspläne der Maschinen können dabei in Bezug auf verschiedene Ziele erstellt werden. Alle Ziele stellen sicher, dass der Maschinenpark mit einer Spannungsqualität betrieben wird, die den Vorschriften der DIN EN 50160 und EN 61000-2-2 für den Oberwellengehalt öffentlicher Stromnetze entspricht. Die Ziele berücksichtigen die Zustandsübergangsdiagramme der einzelnen Maschinen und befahlen, dass die gesamte harmonische Verzerrung des Maschinenparks unter der Grenze von 8% bleibt.

Um dem Betreiber der Anlage die Entscheidungsgewalt bei der Einsatzplanung der Maschinen nicht aus der Hand zu nehmen, kann der Benutzer die Flexibilität der Maschinen vordefinieren. Er kann dabei die Zeiteinheiten festlegen, in denen sich die Maschinen in einem flexiblen Betriebsmodus befinden. Nur wenn die Maschinen zu bestimmten Zeitspannen als flexibel markiert sind, darf der Optimierungsalgorithmus übernehmen. Diese Einschränkungen werden deshalb als harte Kriterien definiert, da die erstellten Betriebspläne immer diesen Einschränkungen entsprechen müssen.

Abbildung 5.15 zeigt das Konzept des Algorithmus und des umgesetzten Frameworks. Wie bereits erwähnt war es eine Vorgabe bei der Implementierung den Anlagenbetreiber in die Auswahl der Operationspläne miteinzubeziehen. Deshalb darf der Optimierungsalgorithmus nur dort ansetzen, wo die Maschine ausdrücklich von Anlagenbetreiber als Flexibilität markiert wurde. Selbstverständlich kann der Anlagenbetreiber auch sämtlich Zeitintervall als flexibel markieren, wodurch eine vollständige Erstellung der Operationspläne durch die künstliche Intelligenz erfolgt.



**Abbildung 5.15:** Konzept des KI gestützten Demand Side Managements. Der Anlagenbetreiber legt die Ziele, die Konfiguration des Maschinenparks und die flexiblen Zeitintervalle der einzelnen Maschinen fest und über das Deep Q Network werden die optimalen Fahrpläne bestimmt.

#### 5.4.4 Ergebnisse

Zur Validierung des Algorithmus wurde ein kleiner Testmaschinenpark definiert und verschiedene Tests zur Verifizierung der korrekten Arbeitsweise der Optimierung durchgeführt. Folgende maßgeblichen Erkenntnisse konnten dabei gewonnen werden:

- Es wurden Optimierungsstrategien für alle 3 Zielfunktionen in einem Trainingszyklus gelernt.
- Es hat sich dabei gezeigt, dass durch Gewichtung eine flexible Kombination der Zielstellungen erreicht werden konnte.
- Alle Permutationen des erhaltenen Lösungsraumes beachteten dabei die harten Kriterien.
- Bei Betrachtung von lediglich 30% des Zustandsraums weichen die Ergebnisse im Schnitt weniger als 5% vom globalen Optimum ab.

Durch Experimente wurde analysiert inwieweit die Verwendung der multikriteriellen Optimierung zu zulässigen Ergebnissen führt. Somit konnte das theoretische Potenzial der Methode zur Verbesserung der Spannungsqualität in industriellen elektrischen Netzen demonstriert und die Verwendung des Frameworks für das Demand Side Management evaluiert werden.

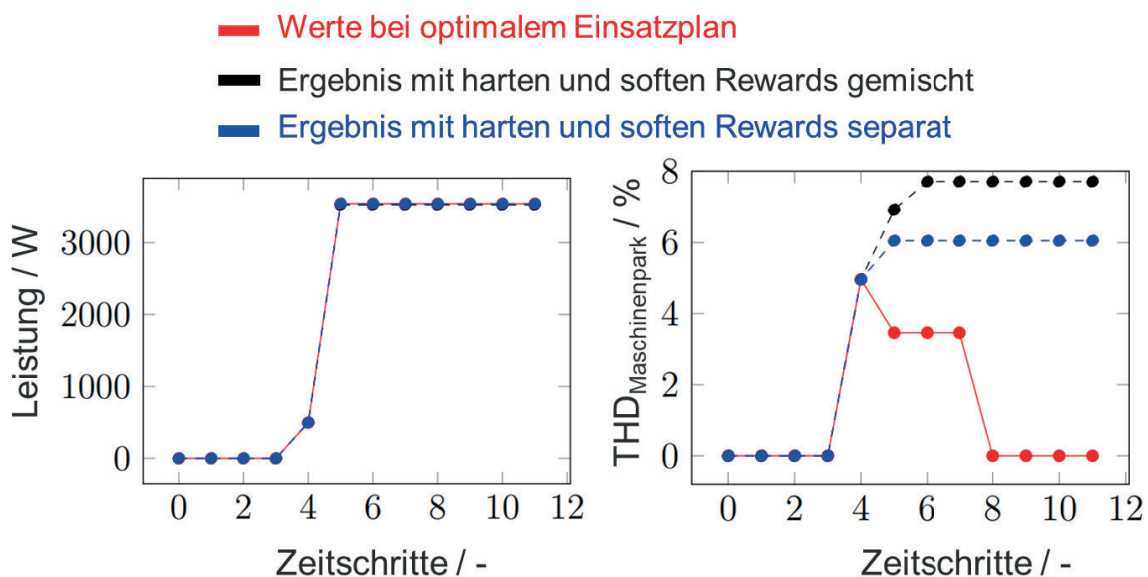
Dabei zeigten die Experimente, dass das Framework die definierten Flexibilitäten sinnvoll und gewinnbringend nutzt, um die Spannungsqualität zu verbessern und sich daher generell für die Integration in das Demand Side Management eignet.

Weiter konnte festgestellt werden, dass mit den Gewichten bei der Formulierung der Zielfunktion die Gesamtverzerrung der Spannung und der Oberschwingungsgehalt des Maschinenparks bei gleichbleibender Maschinenauslastung flexibel angepasst werden konnte, um die Netzurückwirkungen des Maschinenparks zu reduzieren.

Beispielhaft sei in Abbildung 5.16 ein Experiment mit der Zielstellung der Maximierung der Anlagenleistung bei gleichzeitiger Minimierung der harmonischen Belastung des elektrischen Netzes gezeigt.

Das Experiment zeigt das gewünschte Verhalten des Algorithmus, in dem er das Leistungsoptimum zu jedem Zeitpunkt gefunden hat und dabei alle harten Kriterien berücksichtigt. Ebenso ist das abweichende Ergebnis der unterschiedlichen Zielfunktionen als Indiz für eine korrekte Arbeitsweise zu werten.

In Abbildung 5.17 ist der resultierende THD für ein weiteres Experiment mit einem Pareto Problem aufgezeigt. Auch hier zeigt sich der gewünschte Verlauf und alle Vorgaben an den Algorithmus werden eingehalten. Die gegenläufigen Optimierungsziele werden anhand der roten Kurve deutlich, in der die 2 gewichteten, gegenläufigen Ziele als Pareto Problem formuliert wurden. In Blau sieht man das Ergebnis bei Maximierung der Leistung, in Schwarz bei Minimierung der 5. Harmonischen und in Rot eine Kombination der beiden Ziele. Die harten Kriterien wurden von allen 3 Varianten zu jedem Zeitpunkt eingehalten. Das Ergebnis in Schwarz zeigt das Verhalten bei Minimierung der Harmonischen besonders deutlich zwischen 12.00 - 14.00 Uhr, wenn der Algorithmus die Maschinen komplett abschaltet und dabei den (teil)optimalen Zustand einer harmonischen Belastung von 0 erreicht.



Harte Kriterien: ✓ THD-Limit = 8 % ✓ Zustandsdiagramme ✓ Flexibilitäten  
 Softes Kriterium: ✓ Maximale Leistung

**Abbildung 5.16:** Ergebnis eines Experiments mit gewählten Randbedingungen zur unbedingten Einhaltung des THD Limits, der Zustandsdiagramme und des Operationsplans. Die Maximierung der Leistung des Maschinenparks wurde als Optimierungsziel verfolgt. Wie zu erkennen, wurde das Ziel der Leistungsmaximierung beinahe optimal erfüllt. Die beiden untersuchten Methodiken bei der Ausgestaltung der Zielfunktion haben dabei ebenso alle harten Kriterien erfüllt.

Bei Kombination mit der Maximierung der Leistung findet die Abschaltung zur Mittagszeit nicht mehr statt, um die Produktivität weiter zu erhöhen. Das Pareto Optimum wird vom Algorithmus somit auch bei höherdimensionalen Problemen automatisch angenähert.

Die Experimente haben dabei ergeben, dass bereits eine Betrachtung von 30 % der Umgebung Ergebnisse liefert, die in einem Radius von 5 % des Skalenwerts zum globalen Optimum liegen.

Schließlich veranschaulicht Abbildung 5.18 noch die Trainingszeit des Agenten für 1-3 Ziele parallel zu den beiden angewandten Belohnungsfunktionen. Die Trainingszeit erhöht sich nur geringfügig durch das Hinzufügen weiterer parallel trainierter Optimierungsziele. Somit kann auch der Anstieg der Laufzeit als Indiz für eine Eignung gerade bei komplexen, hochdimensionalen Problemstellungen gewertet werden. Selbstverständlich hängt die Laufzeit sehr stark von den gewählten Randbedingungen und der Komplexität der Umgebung ab.

In diesem hoch innovativen Ansatz konnten zahlreiche Anknüpfungspunkte für weiterführende Forschungsaktivitäten identifiziert werden. Weitere Untersuchungen könnten unterschiedliche Architekturen des Agenten berücksichtigen. Der Agent wird mit einem innovativen, auf Q-Learning basierenden neuronalen Netz realisiert. Als Nutzenfunktionsansatz erfordert er

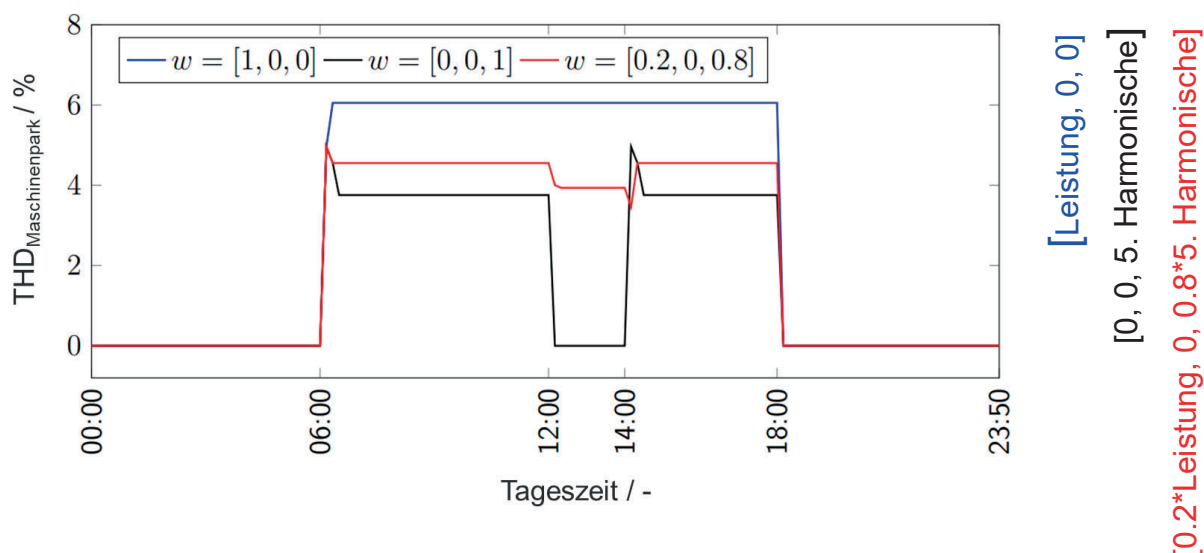


Abbildung 5.17: Resultierender THD für verschiedene Gewichtungen.  $w = [1, 0, 0]$  verwendet nur die Q-Werte zur Maximierung der Leistung,  $w = [0, 0, 1]$  verwendet nur die Q-Werte zur Minimierung der Harmonischen 4. Ordnung,  $w = [0, 2, 0, 0, 8]$  ergibt eine Berücksichtigung zweier gegenläufiger Optimierungsziele - der Maximierung der Leistung bei gleichzeitiger Minimierung der 5. Harmonischen.

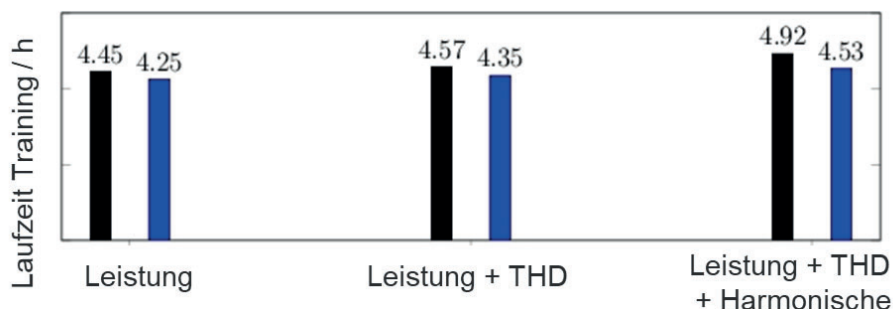


Abbildung 5.18: Laufzeit des Trainings für 1-3 Ziele parallel zu den zwei Belohnungsfunktionen.

jedoch theoretisch eine vollständige Abdeckung des Zustandsraums und entsprechende Belohnungen aller möglichen Aktionen in jedem Zustand. Wie aus den Ergebnissen hervorgeht, findet das Framework in den meisten Fällen nicht das (Pareto) Optimum, sondern kommt diesem nur sehr nahe. Der Rechenaufwand steigt bei Erhöhung der Komplexität der Umgebung noch sehr stark an. Im Gegensatz zu Nutzenfunktionsmethoden berücksichtigen Richtlinienmethoden (z. B. Richtliniengradient) die aktuelle Richtlinie und die nächste Richtlinie zur aktuellen. Der Rechenaufwand ist weitaus geringer als bei Nutzenfunktionsmethoden und könnte zu einer erhöhten Übertragbarkeit des Algorithmus führen.

Eine optimale Einstellung des Hyperparameters soll die Qualität und Konvergenz des implementierten Frameworks verbessern. Zukünftige Untersuchungen könnten daher eine umfassende Hyperparameteranalyse in Betracht ziehen. Von besonderem Interesse wäre beispielsweise die Nutzung eines Arbeitsspeichers beim Agenten.

Um sicherzustellen, dass der Maschinenpark tatsächlich innerhalb der normativen und anderen technischen Grenzen arbeitet, ist eine realistische Bestimmung der Gesamtverzerrung unerlässlich. Daher sollten Tests mit erweiterten Netztopologien durchgeführt werden. Das Modul zur Berücksichtigung der Netzberechnungen kann deshalb in Folgeprojekten weiter ausgebaut werden und damit einen erheblichen Mehrwert bei der Betrachtung weiterer Netztopologien bergen.

## 5.5 Zusammenfassung

In diesem Arbeitspaket wurde ein umfassendes Monitoringsystem zur Überwachung und Regelung des Netzzustandes entwickelt, umgesetzt und getestet. Dazu wurde ein zweigeteilter Algorithmus, bestehend aus einem Front- und einem Back-End entwickelt. Das Front-End dient dabei der einfacheren Bedienbarkeit und Konfiguration der Algorithmen im Back-End sowie der Visualisierung der Daten und Ergebnisse. Die Hauptfunktionen wurden dazu in mehrere Module zur Erhöhung der Adaptivität und Modularität unterteilt. Zielsetzung ist die einfache Erweiterbarkeit der Anwendung. Zur Analyse von Daten auf Netzzurückwirkungen sind Algorithmen zur Erkennung von Spannungsüberhöhungen/Überspannungen, Spannungseinbrüchen/Unterspannungen, Versorgungsunterbrechungen und transienten Überspannungen implementiert.

Daneben konnte ein komplett neuartiges Verfahren zur Minimierung von Netzstörungen umgesetzt werden. Dieses Framework bietet eine Schnittstelle zur Kopplung von Netzüberwachung und Monitoring entscheidender Systemparameter, intelligenten, voll automatisierten Algorithmen und Industrie 4.0 Funktionalitäten moderner industrieller Infrastrukturen. Dazu wurde das Potential einer intelligenten, mittels künstlicher Intelligenz gestützten Betriebsführung von Anlagen zur Ergänzung bzw. Substitution des klassischen Einsatzes kostspieliger Kompensationsanlagen untersucht. Methodisch wurde hierzu ein Framework mit Anwendung von bestärkendem Lernen entwickelt, welches einen Maschinenpark - die Umgebung - und eine Intelligenz - auch Agent genannt - implementiert, welche den Einsatzplan erstellt. Durch Ausprobieren unterschiedlicher Einsatzpläne lernt der Agent über das Feedback der Umgebung Pläne zu erstellen, welche eine gute Power Quality des Industrienetzes begünstigen.

Das Design des Frameworks erlaubt eine multikriterielle Optimierung. Als mögliche Ziele können einzeln oder in Kombination die Maximierung der Leistung, die Minimierung der harmonischen Verzerrung oder die Minimierung des Anteils einer Harmonischen des gesamten Maschinenparks angegeben werden. Alle Ziele beinhalten zudem, dass die Zustandsdiagramme der Maschinen sowie die normativen Vorgaben in DIN EN 50160 und EN 61000-2-2 bezüglich der Power Quality eingehalten werden. Für den Einsatz im Demand Side

Management müssen zudem die Angaben zu der Flexibilität der Maschinen in den Einsatzplänen umgesetzt werden.

Das Framework wurde an einem kleinen Maschinenpark getestet, welcher aus drei der implementierten Maschinen bestand. Aufgrund der geringen Komplexität konnten für alle Ziele die optimalen Einsatzpläne im Voraus bestimmt werden. Die Ergebnisse zeigten, dass das Framework für alle Ziele gute Einsatzpläne erstellt und die normativen Vorgaben eingehalten werden. Es eignet sich auch für komplexere Szenarien, da eine Betrachtung von 30 % der Umgebung ausreicht, um Einsatzpläne zu erstellen, die weniger als 5 % vom globalen Optimum abweichen. Im Falle mehrerer Ziele, lernt der Agent innerhalb einer Trainingsphase separate Strategien für jedes Ziel. Dabei zeigte die Anzahl der Ziele keinen negativen Einfluss auf die Lernqualität.

Zukünftig könnten damit Produktionsausfälle, Schäden an Maschinen und zusätzliche Verluste vermieden und bereits präventiv bei der Produktionsplanung berücksichtigt werden. Im Zuge der Untersuchung konnten vielversprechende Schnittstellen und Anknüpfungspunkte identifiziert werden, die in zukünftigen Projekten analysiert werden sollen.



## **6 Batteriebetrieb der Industrieanlage**

Ziel dieser Untersuchung war die Analyse der Auswirkungen des Inselbetriebs von industriellen Verbrauchern und die Evaluation der Auswirkungen auf die Spannungsqualität industrieller, elektrischer Netze. Besonders zur Notstromspeisung von Industrieanlagen ist durch die zunehmende Verfügbarkeit von leistungsfähigen Zellen bei sinkendem Platz- und Wartungsbedarf eine stetige Etablierung von Batteriespeichern in Verteilnetzen zu erwarten. Bei einem Versorgungsausfall ist dadurch ein Inselnetzbetrieb möglich, bei dem die komplette Einspeisung und ein Großteil des Verbrauchs leistungselektronisch über Wechselrichter, Frequenzumrichter und Gleichrichter ans Netz gekoppelt ist. Gerade in dieser netzkritischen Situation können durch die veränderten Netzparameter die von Verbrauchern verursachten Netzurückwirkungen einen negativen Einfluss auf den Betrieb und die Fertigung haben. Um die Folgen eines solchen Betriebs für die Stabilität des Netzes abschätzen zu können, wurden Untersuchungen an einer realen, industriellen Verbraucherkonfiguration mit hohem Anteil an nichtlinearen Netzkomponenten durchgeführt.

### **6.1 Impedanz- und Stabilitätsverhalten in elektrischen Inselnssystemen**

Als Fallstudie wurden deshalb Resonanzen und Instabilitäten an einem Versuchsstand in der Forschungsfabrik ARENA2036 auf dem Campus der Universität Stuttgart untersucht. Dieses elektrische Niederspannungsnetz kann entweder über das externe Netz oder einen Batteriespeicher im Inselnetzbetrieb versorgt werden.

Resonanzen können im Netz durch harmonische Ströme und Spannungen von nichtlinearen Anlagen erregt werden, wodurch es zu hohen Strömen und Spannungen kommen kann, die zu zusätzlichen Verlusten, Fehlverhalten an Anlagen und Schutzeinrichtungen, Beeinträchtigung von Kommunikationseinrichtungen bis hin zu Schäden und Ausfällen ganzer Netzkomponenten führen können. Diese Nichtlinearitäten im Netz können im Zusammenspiel mit Steuer- und Regeleinheiten ebenfalls eine negative Auswirkung auf die Stabilität von Umrichtern im Netz, in diesem Fall des Batteriespeichers, haben und damit die Netzstabilität gefährden.

In dieser Untersuchung wurden deshalb Ansätze zur Detektion von Resonanzen und Instabilitäten in aktiven elektrischen Energieversorgungsnetzen ermittelt. Diese Ansätze können in impedanzbasierte und zustandsraumbasierte Analyseverfahren unterteilt werden. Es zeigte sich, dass der impedanzbasierte Ansatz auf Basis des Nyquist Kriteriums eine übertragbare Analyse bei gegebenem Einblick in die physikalischen Effekte der Regler zulässt.



Der Ausgangsstrom der Stromquelle ist:

$$I(s) = \frac{I_S(s) * Z_S(s)}{Z_S(s) + Z_N(s)} - \frac{V_N(s)}{Z_S(s) + Z_N(s)} = \frac{I_S(s) - \frac{V_N(s)}{Z_S(s)}}{1 + \frac{Z_N(s)}{Z_S(s)}} \quad (6.1)$$

Mit:	$I_S(s)$	Strom von der Stromquelle erzeugt	[A]
	$I(s)$	Ausgangsstrom der Stromquelle	[A]
	$Z_S(s)$	Impedanz der Stromquelle	[ $\Omega$ ]
	$Z_N(s)$	Impedanz des Netzes	[S]
	$V_N(s)$	Netzspannung	[V]

Die Stabilität des Systems hängt dabei von Gleichung (6.1) ab. Eine Stromquelle ist dabei im Verbundbetrieb nur dann stabil, wenn das Nyquist Kriterium erfüllt ist.

Darüber hinaus wurden die in der Literatur verfügbaren Modellierungsmöglichkeiten nichtlinearer aktiver Netzelemente untersucht. Je akkurater die Modelle Schwingungen durch Frequenzeinkopplungen darstellen, desto rechenaufwändiger und komplexer sind diese in der Regel. Single-In Single-Out (SISO)-Modelle haben sich dabei als rechenperformante Möglichkeit herausgestellt, eine frequenzabhängige Impedanz zu ermitteln.

Dabei stehen die beiden Modellierungsarten

- Ordnungsreduzierte Modellierung
- Harmonische Linearisierung

zur Verfügung.

Die Vor- und Nachteile des ordnungsreduzierten Modells, das den einfachsten Ansatz mit den meisten Vernachlässigungen darstellt, sind in Tabelle 6.1 zusammengefasst.

Bei der Harmonischen Linearisierung wird das Spektrum der Stromantwort einer nichtlinearen Anlage mit dem Spektrum der Spannungsanregung korreliert und damit für einen bestimmten Betriebspunkt die Impedanz der nichtlinearen Anlage bestimmt. Die Vor- und Nachteile dieser Methode sind in Tabelle 6.2 dargestellt.

**Tabelle 6.1: Vor- und Nachteile der ordnungsreduzierten Modellierung [26].**

	Vorteile	Nachteile
Ordnungsreduzierte Modellierung	Einfache Aggregation mehrerer gleicher Inverter möglich	Lineare Regelstrecke wird angenommen
	Schnelle Analyse	Kein experimenteller Vergleich möglich, da u.a. PLL vernachlässigt wird
	Abschätzungen zu harmonischen Resonanzen	Untersuchung max. bis $\frac{1}{2} f_{takt}$

**Tabelle 6.2: Vor- und Nachteile der Harmonischen Linearisierung [25],[26],[27],[28],[29].**

	Vorteile	Nachteile
Harmonische Linearisierung	Anwendbar für einzelne und mehrere Verbraucher	bei symmetrischen Bedingungen und kleinen Störampplituden Entkopplung von positiven und negativen Impedanz Sequenzen bei Phasen- oder dq-Stromreglern
	Aufteilung des Systems in positive und negative Sequenzen ohne Einkopplung der Frequenzen	bei größerer Anzahl an Störfrequenzen ist längere Rechendauer notwendig, um das Impedanzmodell zu erhalten.
	System ist stabil, wenn alle Sequenzen stabil sind	gegenseitige Einkopplung der Sequenzen nicht berücksichtigt-
	Gleichmäßig und ungleichmäßig belastete Leistungen können analysiert werden, sowie ein- und dreiphasige Systeme	2x2-Impedanzmatrix mit gegenseitiger Einkopplung der Sequenzen verkompliziert Analyse.
	bei symmetrischen Bedingungen und kleinen Störampplituden Entkopplung von positiven und negativen Impedanzsequenzen bei Phasen- oder dq-Stromreglern	Wenn die beiden Seitenband-Schwingungen von positiver Sequenz sind, können sie nicht im Sequenz-Domänen Modell dargestellt werden

Wie dargestellt ist ein entscheidender Nachteil des SISO Ansatzes, dass keine Frequenzeinkopplungen, welche z.B. durch ein asymmetrisches Verhalten des PLL auftreten, berücksichtigt werden. Die Darstellung von solchen Frequenzeinkopplungen ist mit den 2x2-Harmonischen Übertragungsfunktions- (HTF) Matrizen möglich. Dabei werden alle periodischen Größen in ein rotierendes Koordinatensystem transformiert, um Gleichgrößen mit einem zeitinvarianten Betriebspunkt zu erhalten. Für diesen Betriebspunkt kann dann eine Stabilitätsuntersuchung durchgeführt werden. Hierbei dient das generalisierte Nyquist Kriterium zur Bestimmung der Eigenwerte bei den zugehörigen Frequenzen. Allerdings sind diese Modelle auf Frequenzen bis zur halben Schaltfrequenz beschränkt. Daher wurden erweiterte MIMO-Modelle entwickelt, die dieser Einschränkung nicht unterliegen. Diese können multiple Frequenzeinkopplungen berücksichtigen und lassen bis zur Schaltfrequenz des Umrichters Analysen zu.

In dieser Untersuchung wurde dennoch ein ordnungsreduziertes SISO Modell als generisches Modell für einen Batteriespeicher verwendet, um eine erhöhte Übertragbarkeit des Ansatzes auf weitere Anwendungsfälle zu gewährleisten. Die Regelung findet dabei im stationären  $\alpha$ - $\beta$ -Koordinatensystem statt. Dabei können die AC-Spannungs- und Stromregelung sowie die Zeitverzögerung, welche die PWM Modulation hervorruft mit einbezogen werden. Das Verhalten des PLL wurde dabei als ideal angenommen. Somit gehen keine Frequenzeinkopplungen hiervon aus. Dieses Modell wurde in der Literatur bereits untersucht und hat sich als ausreichend genau herausgestellt, um Schwingungen von Harmonischen Frequenzen bis zur halben Schaltfrequenz des Umrichters abzubilden [30].

Impedanzmessungen stellen eine Ergänzung und Verifizierung für die dargestellten Modelle dar. Insbesondere wenn wenig Informationen über das System vorliegen oder das Systemverhalten bekannt, aber analytisch nur schwer zu beschreiben ist, helfen Messungen dabei das Systemverhalten empirisch zu ermitteln. Dabei wird nochmals zwischen invasiven Messungen, also mit aktiver Anregung des Systems und nicht invasiven Messungen, also ohne aktiven Teil, unterschieden. In den meisten Fällen bestimmt der Detailgrad der

Untersuchung und die Informationslage den zu wählenden Ansatz. Bei beiden Ansätzen sind Punkte zu beachten, die in Tabelle 6.3 zusammengefasst wurden.

Finales Ziel dieser Untersuchung war schließlich die Anwendung der erarbeiteten Methodik auf eine reale Fallstudie zur Resonanz- und Stabilitätsanalyse eines dreiphasigen, industriellen Netzes mit hohem Anteil an nichtlinearen Netzelementen. Dazu konnten in der Forschungsfabrik ARENA 2036 Untersuchungen an Realbeispielen durchgeführt werden.

**Tabelle 6.3: Vor- und Nachteile der unterschiedlichen Modellierungsansätze [29],[31],[32].**

	Voraussetzungen	Vorteile	Nachteile
experimentell invasiv / non invasiv	Zugang für Messeinrichtungen muss möglich sein	Black-Box Modelle von nichtlinearen Elementen möglich, indem Impedanzprofil über Frequenz-Scan bestimmt wird	aufgrund hoher Anzahl an Harmonischen Quellen ist die Auswahl der Netzknoten für Messungen schwierig
	Störsignale mit ausreichender Amplitude und Bandbreite sind notwendig, um Messungenauigkeiten zu vermeiden	tatsächliches physikalisches Verhalten des Konverters unter verschiedenen Betriebspunkten dargestellt, keine Vereinfachungen	Genauigkeit beschränkt sich auf die Anzahl der untersuchten Betriebspunkte
		Erleichtertes Vorgehen bei der Designorientierten Analyse	Gemessene oder geschätzte Impedanzen können zur Annahme falscher Polstellen (Resonanzpunkte) führen
		Kreuzkopplungs-Effekte können für einzelne Netzelemente ermittelt werden	Frequenzeinkopplungen unterschiedlicher Netzelemente kann nicht dargestellt werden
			bei falschem Vorgehen können durch zu hohe Signalamplituden Schäden an Anlagen entstehen
Analytisch	vollständige Regelstruktur und Parameter müssen bekannt sein	Kostengünstigere Alternative als Messungen	Komplexität und Rechenaufwand steigt mit akkurateren Modellen
		Einstellung beliebiger Betriebszustände möglich	Vernachlässigung oder Ungenauigkeiten kann Impedanz eines Netzelements komplett ändern
		Abschätzungen für zukünftiges Netzverhalten kann getroffen werden	große Anzahl und Variation an Anlagen macht es schwierig allgemeingültige Modelle herzuleiten

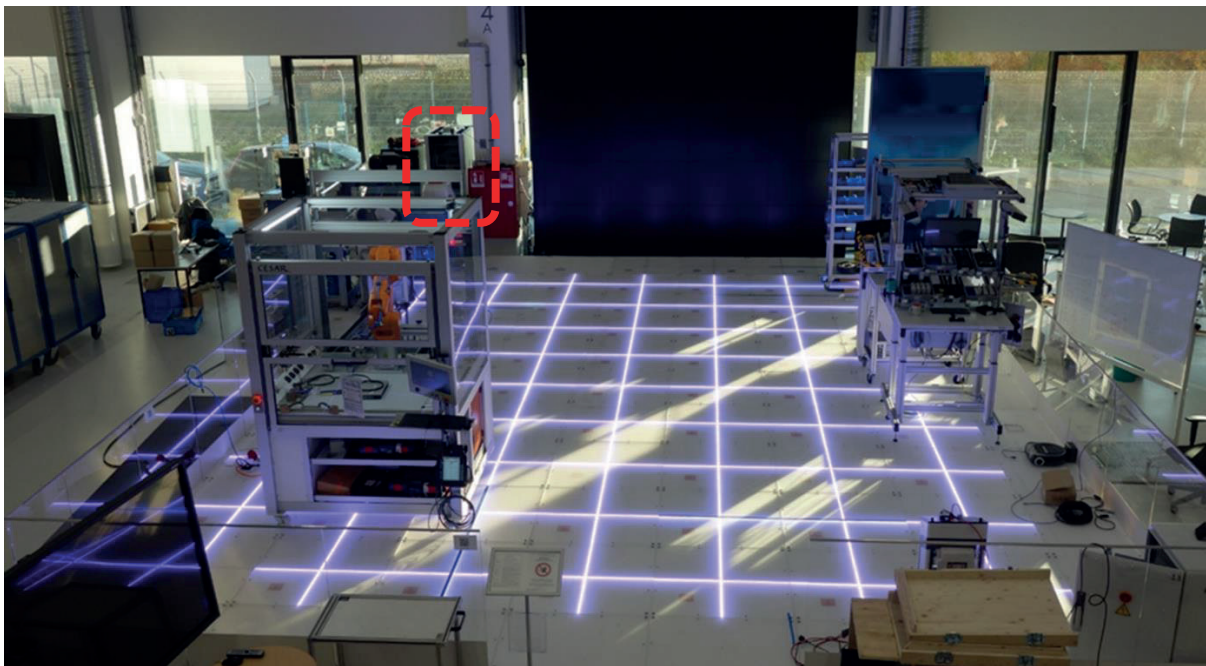


## 6.2 Fallstudie am Versuchsstand in der Forschungsfabrik ARENA2036

Die Fallstudie zur Entwicklung des generischen Modells zur Untersuchung der Systemstabilität und -resonanzen konnte anhand eines Realbeispiels in der Forschungsfabrik ARENA2036 durchgeführt werden. Charakteristisch für das in Abbildung 6.3 dargestellte System war die hohe Durchdringung an nichtlinearen Netzelementen, die potentiell Schwierigkeiten bei der Systemstabilität und auftretende Netzresonanzen verursachen können. Nichtsdestotrotz wird zukünftig besonders in hochvernetzten Industrie 4.0 Umgebungen der Anteil gerade solcher Netzkomponenten steigen. Ein weiterer Punkt für die Eignung als Untersuchungsfeld war die Modularität des Systems im Aufbau.

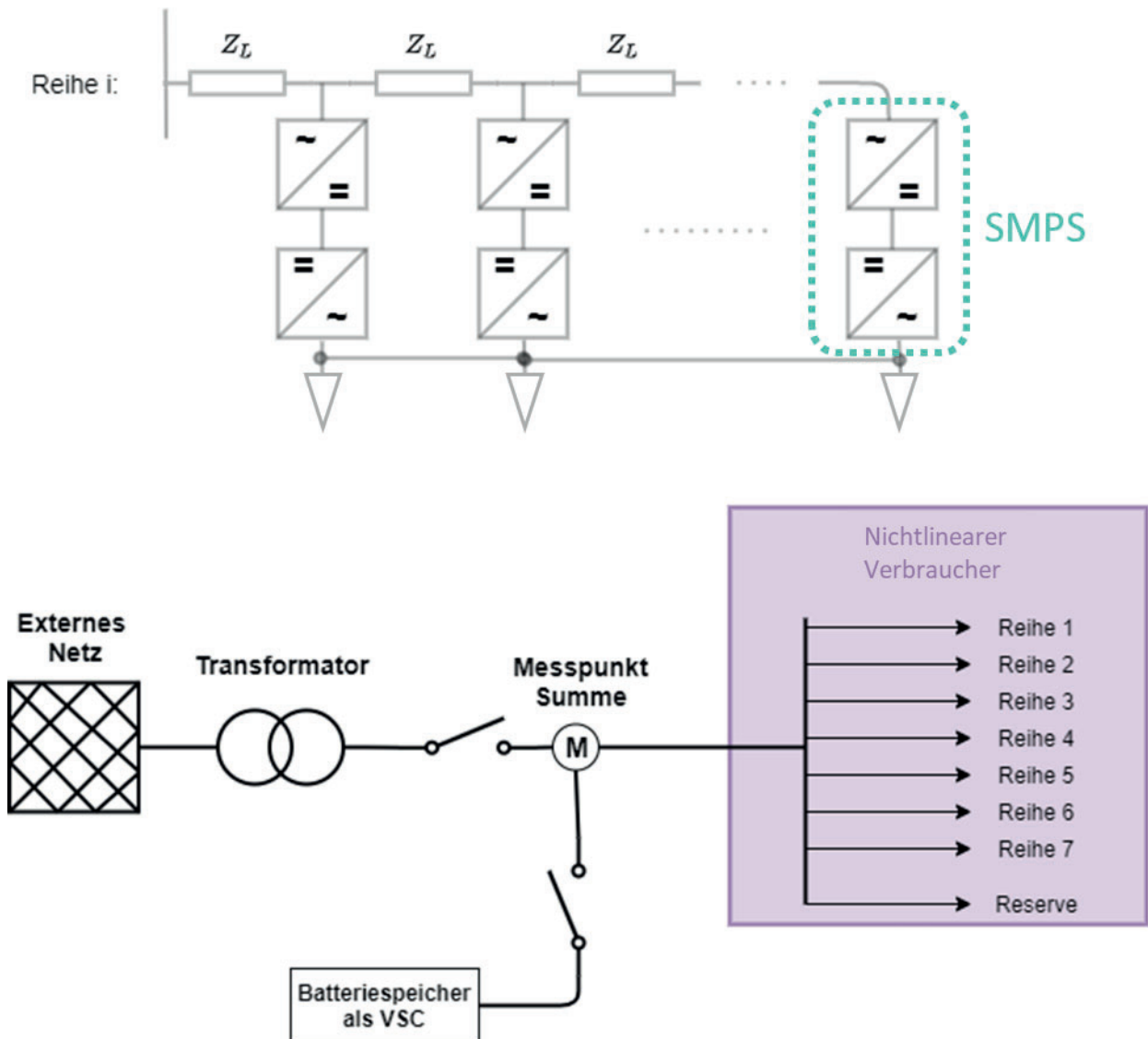
Der Versuchsstand bestand aus 64 Elementen. Jedes modulare Element war mit einem eigenen Gleichrichter ausgestattet, der die angeschlossenen Geräte mit 25 V Gleichspannung versorgt sowie einer induktiven Last, die über ein eigenes Schaltnetzteil (SMPS) angesteuert wird. Ein Mikrocontroller war dabei für die Steuerung jedes Elements zuständig.

Der Versuchsstand konnte dabei, wie in Abbildung 6.4. skizziert und bereits erwähnt sowohl durch das externe Netz, als auch im Inselnetzbetrieb versorgt werden. Dabei stellte bei letzterem ein Batterieumrichter die Netzspannung und Netzfrequenz bereit. Da keine Informationen bezüglich Regelstruktur und Parameter des Batterieumrichters vorhanden waren, kam das in Abschnitt 6.1 angesprochene ordnungsreduzierte Modell als ein generisches VSI Modell zur Anwendung.



**Abbildung 6.3:** Versuchsstand in der Forschungsfabrik ARENA2036. Im Bild markiert sieht man den inselnetzfähigen Batteriespeicher. Mit diesem kann im Notstrombetrieb ein Niederspannungsnetz mit einer Nennleistung von  $S = 20 \text{ kVA}$  aufgebaut werden.

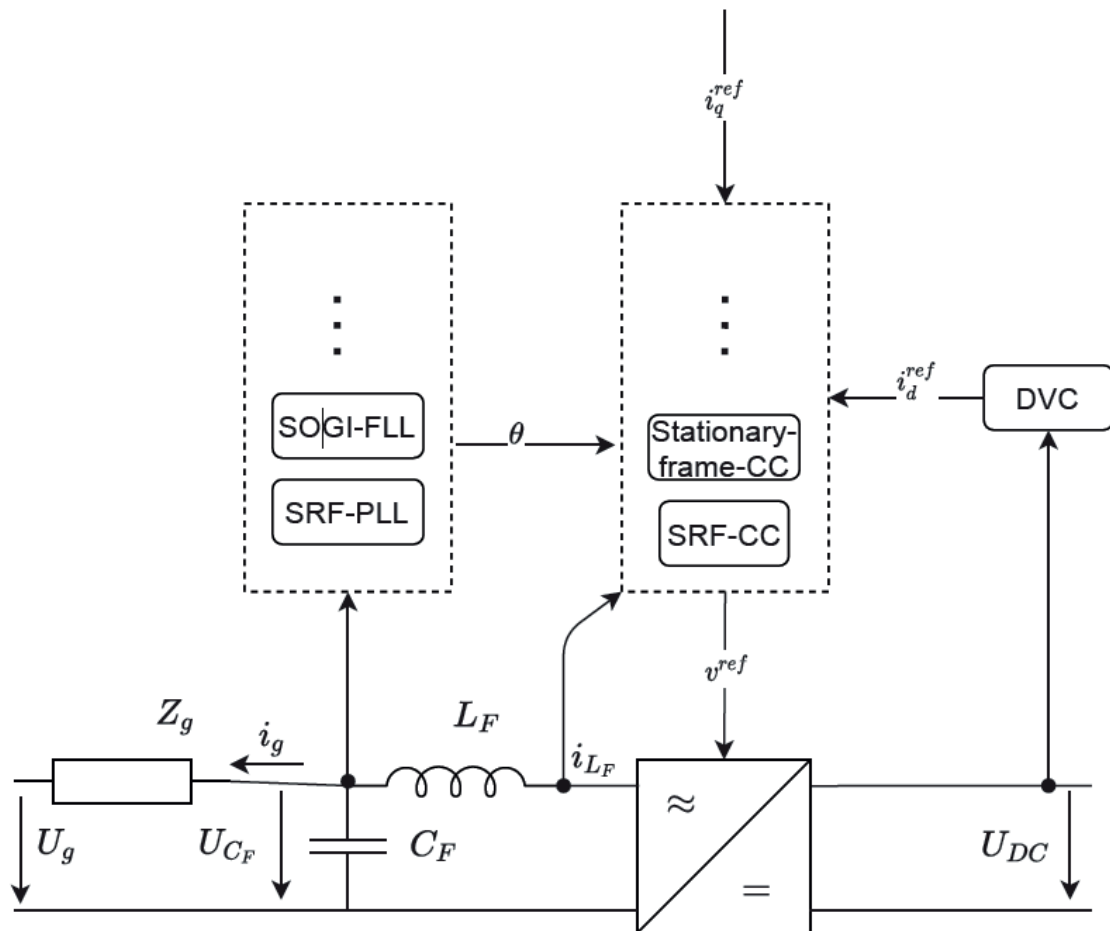




**Abbildung 6.4:** Reduzierte Nachbildung des Versuchsstands in der ARENA2036 auf dem Campus der Universität Stuttgart. Die nichtlineare Last enthält 7 Reihen, an welchen je 9 SMPS angeschlossen sind. Diese versorgen induktive Lasten und LED Leuchtmittel. Der Verbraucher kann über das externe Netz oder einen Batteriespeicher versorgt werden. Der Messpunkt Summe dient zur Ermittlung der vorkommenden harmonischen Ströme und Spannungen.

Der inselnetzfähige Batterie-Umrichter war herstellerseitig auf eine max. Wirkleistung von  $P = 18 \text{ kW}$  bei einer max. Scheinleistung von  $S = 20 \text{ kVA}$  und einer Speicherkapazität von  $E = 28 \text{ kWh}$  spezifiziert. Der Umrichter konnte in einem Notstrombetrieb dazu dienen, kleine Inselnetze auf  $U = 400 \text{ V}$  Ebene zu betreiben. Außer diesen Angaben standen keine weiteren Informationen wie Regelstruktur und -parameter zur Verfügung, was der gängigen Praxis entspricht.

Da im Zuge dieser Untersuchung ein Simulationsmodell zur Abschätzung von Instabilitäten entwickelt werden sollte, wurde daher für den Batterie-Umrichter ein generisches SISO Modell verwendet. Dazu mussten Annahmen für die Netzsynchrosation und den nachfolgenden Regler getroffen werden. Abbildung 6.5 stellt dar, welche Möglichkeiten dazu bestehen.



**Abbildung 6.5:** Verschiedene Möglichkeiten der Regelung von Umrichtern. Dabei wird die Netzsynchrosation in den meisten Fällen mit einem PLL oder FLL durchgeführt. Das anschließende Regelsystem arbeitet entweder in einem variablen oder stationären Koordinatensystem.

Die Netzsynchrosation kann hauptsächlich mithilfe von zwei Ansätzen geschehen:

1. SOGI-FLL: Second-Order Generalized Integrator - Frequency Locked Loop
2. SRF-PLL: Synchronous Reference Frame - Phase Locked Loop

Mithilfe von 1. erfolgt die Regelung der schnelleren inneren Stromregelschleife dann in einem stationären Koordinatensystem. Die 2. Synchronisierungsart wandelt die a,b,c- in dq-Koordinaten um. Somit ist eine Regelung in einem synchronen Koordinatensystem möglich.

In dieser Untersuchung wurde schließlich ein Modell mit Regelung in einem stationären Koordinatensystem nach dem SISO Prinzip verwendet. Der Ansatz dafür entstammt [30].

Ein Vorteil des gewählten ordnungsreduzierten Ansatzes nach dem SISO Modell besteht in der einfachen Beschreibung der Ein- und Ausgangssignale. Somit lässt sich die Korrelation von Eingangs- und Ausgangsparametern für vielzählige Betriebspunkte darstellen. Dabei können unter anderem auch Aussagen zu harmonischen Resonanzen getroffen werden. Zudem ist die Rechenleistung gegenüber MIMO Modellen deutlich reduziert.

Als Einschränkung des gewählten Modellierungsansatzes ist dabei die fehlende Möglichkeit Kleinsignal Seitenband Schwingungen zu berücksichtigen. Dies liegt daran, dass nach dem ordnungsreduzierten Prinzip keine Darstellung in Form von positiven und negativen Sequenzen möglich ist [33].

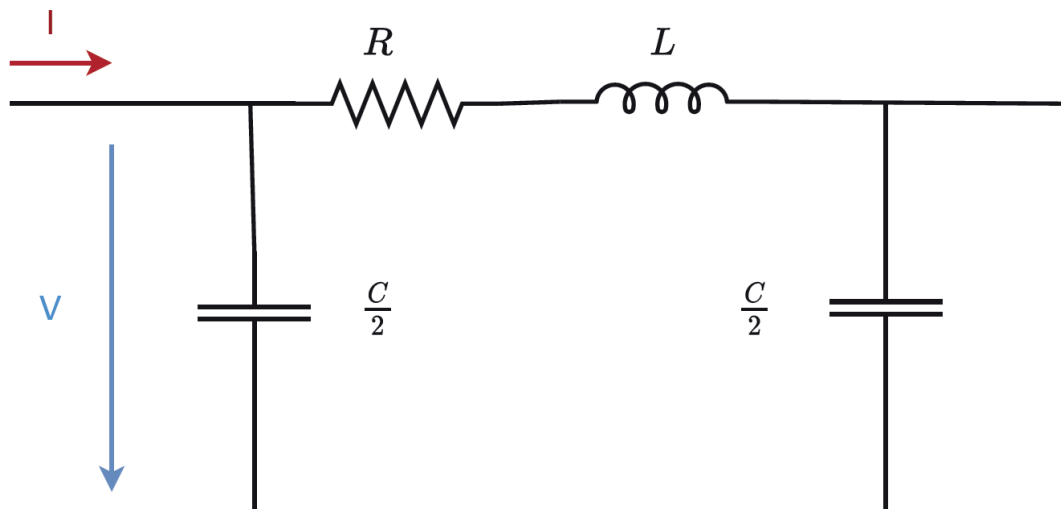


Abbildung 6.6: Pi-Äquivalent einer Kabelleitung. Dargestellt ist die positive Sequenz eines gleichmäßig belasteten dreiphasigen Netzes. Die Kapazität der Leitung wird in zwei parallel geschaltete Kapazitäten unterteilt, welche jeweils die halbe Gesamtkapazität besitzen. Die Längsinduktivität und der ohmsche Anteil sind seriell verschaltet. Vor allem bei Industrienetzen besteht die Konvention Kabel aufgrund der Nähe zum Erdboden als Pi-Äquivalent darzustellen.

Für die Darstellung im Netzmodell kann der VSC als Stromquelle mit paralleler Ausgangsadmittanz angenommen werden. Abhängig von der Frequenz hat die Ausgangsadmittanz einen positiven (gedämpft/schwach gedämpft), null (kritisch gedämpft) oder negativen (ungedämpft/verstärkenden) Realteil [29].

Das externe Netz und der Transformator wurden vereinfachend als RL-Glied modelliert.

Die Kabel wurden als Pi-Äquivalent modelliert. Die spezifischen Kabelparameter wurden über Hersteller Anfragen ermittelt.

Da die SMPS die Stabilität des Batteriespeichers durch ihr Lastverhalten maßgeblich beeinflussen, wurde deren Modellierung detailliert betrachtet. Dazu wurde ein SMPS anhand der vorliegenden Hardware analysiert und ein einphasiges Ersatzschaltbild aus der internen Verschaltung abgeleitet, wie in Abbildung 6.7 dargestellt. Da ein konstanter, symmetrischer Stromfluss durch eines der drei Diodenpaare vorherrscht, ist eine einphasige Abbildung der SMPS in diesem Fall zulässig.

Mit den ermittelten Impedanzen der Netzelemente waren impedanzbasierte Analysen auf Basis des Nyquist Kriteriums möglich. Dabei wurde vor allem der Unterschied der Stabilität des Systems zwischen Inselnetzbetrieb und Anschluss an das externe Netz genauer analysiert.

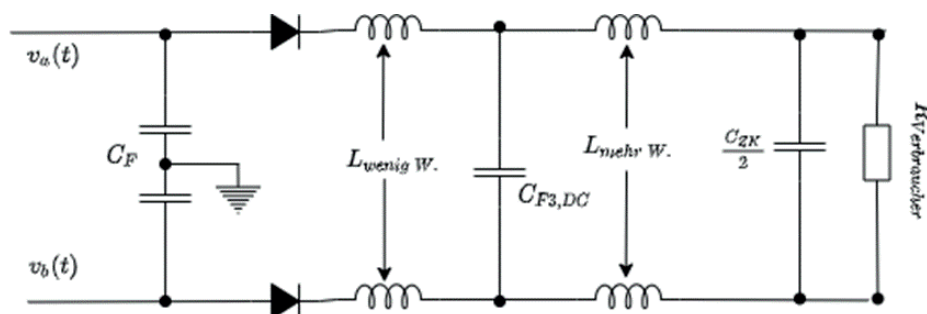


Abbildung 6.7: Einphasige Nachbildung der SMPS mit Dioden- Gleichrichter zur Wandlung von AC in DC, Glättungsspulen und -kondensatoren, Zwischenkreiskondensatoren zur Spannungshaltung und einem Tiefsetzsteller.

Es war zudem eine Zielstellung, die Effekte unterschiedlicher Lastzustände der verbauten SMPS, Aggregation der SMPS sowie eine Variation der Anzahl der angeschlossenen SMPS zu untersuchen. Auch die Auswirkung des ohmschen Widerstands der Filterspulen wurde dabei analysiert. Dabei fiel auf, dass der Lastzustand der SMPS eine geringe Auswirkung auf die Stabilität des Systems hatte, da der äquivalente ohmsche Verbraucher der SMPS (als vereinfachende Annahme versorgen die Zwischenkreis Kondensatoren einen ohmschen Verbraucher, s. Abbildung 6.7) die Systemantwort der SMPS vor allem bei hohen Frequenzen unzureichend darstellte. Für eine genauere Darstellung der realen Verhältnisse müsste die Charakteristik der Ausgangsseite, insbesondere des LCL Filters detaillierter abgebildet werden.

Hier konnte ein potentieller Anknüpfungspunkt für Folgeuntersuchungen identifiziert werden.

Ein weiteres Ergebnis der Untersuchung war, dass eine Aggregation der SMPS und somit die Vernachlässigung der Kabelstrecken zu konservativen Ergebnissen führt, da dadurch die dämpfenden ohmschen Eigenschaften des Netzes vernachlässigt werden. Bei den kurzen Kabelstrecken von 1,5m zwischen den Verbrauchern des Versuchsstandes spielte dies jedoch eine untergeordnete Rolle. Es hat sich weiter gezeigt. Dass die Anzahl der SMPS einen sehr großen Einfluss auf die Stabilität des Netzes hat. Bei einer geringeren Anzahl angeschlossener SMPS ist das System stabiler. Dies liegt an der geringeren Anzahl an parallelen Zwischenkreiskondensatoren, was die Netzimpedanz erhöht.

Im Falle des VSI führt eine erhöhte Netzimpedanz somit zu einer erhöhten Netzstabilität.

Ein Unterschied der Systemstabilität zwischen Inselnetzbetrieb und externem Netzanschluss konnte mit dem gewählten Ansatz nicht ermittelt werden. Der Grund hierfür liegt hauptsächlich an dem vereinfachten externen Netzmodell, welches als RL-Glied dargestellt wurde. Dieses stellt bei hohen Frequenzen eine sehr hohe Impedanz dar und kann somit das reale Verhalten nur unzureichend widerspiegeln.

Ein weiterer ermittelter Ansatzpunkt für Folgeuntersuchungen kann deshalb die Integration eines adaptives Ersatzmodells für die Netzimpedanz sein. Wird die Impedanz des externen Netzes auch im hohen Frequenzbereich korrekt abgebildet, dann könnte es auch über externe Einflussfaktoren zu weiteren Instabilitäten kommen.

Als letztes Ergebnis konnte der bedeutende Unterschied der Beachtung des ohmschen Widerstands der SMPS-Filterspulen identifiziert werden. Dies erhöht die Dämpfung des Systems erheblich, da die durch die SMPS induzierten Resonanzpunkte geringere Absolutwerte aufweisen. Dadurch verbessert sich die Stabilität hin zur erwarteten Betriebsweise eines stabilen VSI. Jedoch hat sich auch gezeigt, dass eine hohe Anzahl angeschlossener SMPS weiterhin eine hohe Sensitivität des Systems gegenüber einer Instabilität charakterisiert. Das bedeutet folglich, dass eine weitere Erhöhung der angeschlossenen SMPS zu geringeren Amplituden- und Phasenreserven bis hin zu einem instabilen Netzzustand führt.

### **6.3 Zusammenfassung**

Als Werkzeuge für die Resonanz- und Stabilitätsanalyse wurden impedanzbasierte Verfahren, wie der Frequenz-Scan, die Analyse der harmonischen Resonanzmoden und das Nyquist Kriterium sowie das zustandsraumbasierte Eigenwertverfahren eingesetzt, mit welchen sich Schwingungsvorgänge analysieren lassen. Es hat sich gezeigt, dass das Nyquist Kriterium eine rechenperformante und gleichzeitig strukturflexible Analyse zulässt.

Außerdem wurden die Modellierungsmöglichkeiten nichtlinearer aktiver Netzelemente untersucht, welche in SISO-Modelle und MIMO-Modelle einzuteilen sind. Das

ordnungsreduzierte Modell stellt ein detailliertes und gleichzeitig recheneffizientes SISO-Modell dar, welches zur Modellierung des Batterieumrichters verwendet wurde. Das Netz eines realen Versuchsstands in der Forschungsfabrik ARENA2036 diente als Modellierungsgrundlage für die Analysen der Schwingungsvorgänge. Mithilfe des Nyquist Kriteriums konnte daraufhin systematisch die Stabilität des Netzes unter Variation des Leistungsbezugs der angeschlossenen Verbraucher, der Anzahl der Verbraucher, einem Vergleich zwischen detailliertem und aggregiertem Netzmodell sowie einer genaueren Betrachtung der dämpfenden ohmschen Eigenschaften der Verbraucher, untersucht werden. Dabei fiel auf, dass eine Variation der ohmschen Last der Verbraucher einen sehr geringen Effekt auf die Systemstabilität hat. Dagegen wirkt sich die Anzahl der angeschlossenen Verbraucher stark auf die Stabilität aus und musste im vorliegenden Fall beschränkt werden, um kein instabiles Verhalten unter den gegebenen Randbedingungen hervorzurufen. Eine Substitution durch eine Ersatzschaltung in Form einer Aggregation des Verbrauchernetzwerks kann für industrielle Niederspannungsnetze mit kurzen Kabelstrecken durchgeführt werden. Dies führte im untersuchten Fall zu konservativen Ergebnissen, welche als zusätzliche Stabilitätsspanne berücksichtigt werden können. Zuletzt ist eine Erkenntnis aus dieser Untersuchung, dass eine Vernachlässigung der dämpfenden ohmschen Eigenschaften der Filterspulen von Verbrauchern zu konservativen Ergebnissen hinsichtlich der Stabilitätsbetrachtung führt. Zusammenfassend ist festzuhalten, dass die Auswirkungen des Inselbetriebs auf die Stabilität von industriellen Prozessen fallspezifisch untersucht werden müssen. Jedes nichtlineare Netzelement kann in seiner Wechselwirkung mit anderen Nichtlinearitäten entscheidenden Einfluss auf die Systemstabilität haben.

Darüber hinaus wurde auf die in der Literatur verfügbaren Modellierungsmöglichkeiten nichtlinearer aktiver Netzelemente eingegangen. Je akkurater die Modelle Schwingungen durch Frequenzeinkopplungen darstellen, desto höher liegt in der Regel auch der Rechenaufwand und der Komplexitätsgrad. So stellen die SISO-Modelle eine sehr rechenperformante Möglichkeit dar, da das Modell eine frequenzabhängige Impedanz wiedergibt. Allerdings können dabei keine Frequenzeinkopplungen beschrieben werden, welche z.B. durch ein asymmetrisches Verhalten des PLL auftreten können. Die Darstellung von Frequenzeinkopplungen ist mit den  $2 \times 2$ -HTF Matrizen möglich. Hierbei dient das generalisierte Nyquist Kriterium zur Bestimmung der Eigenwerte bei den zugehörigen Frequenzen. Diese Modelle wiederum sind auf Frequenzen bis zur halben Schaltfrequenz beschränkt. Daher wurden in der Literatur erweiterte MIMO-Modelle entwickelt. Diese können multiple Frequenzeinkopplungen berücksichtigen und lassen Analysen bis zur Schaltfrequenz des Umrichters zu.

Im Rahmen dieser Untersuchung wurde ein ordnungsreduziertes SISO Modell als generisches Modell für einen Batteriespeicher ausgewählt. Die umgesetzte Regelung geschieht dabei im stationären Koordinatensystem. Dabei können die AC-Spannungs- und Stromregelung sowie die Zeitverzögerung, welche die PWM-Modulation hervorruft mit einbezogen werden. Das Verhalten des PLL wird als ideal angesehen. Somit gehen keine Frequenzeinkopplungen hiervon aus. Dieses Modell hat sich als ausreichend genau herausgestellt, um Schwingungen von Harmonischen Frequenzen bis zur halben Schaltfrequenz des Umrichters abzubilden.

Aus den Ergebnissen lässt sich ableiten, dass im Inselnetzbetrieb bei entsprechenden Randbedingungen bei gleicher Last eine höhere Belastung der Netzkomponenten durch auftretende NetZRückwirkungen zu erwarten ist als im starren Netzverbund.

## 7 Zusammenfassung und Ausblick

Im Rahmen des Projekts VIPEEER wurden Grundlagen der Spannungsqualität erforscht und modelliert sowie innovative Algorithmen zur Etablierung einer voll automatisierten Zustandsüberwachung der Versorgungsqualität in einem automatisierten Industriegebäude entwickelt. Darüber hinaus konnten wichtige Erkenntnisse zum Betrieb moderner Industrieanlagen im Inselbetrieb gewonnen werden. Als Untersuchungsobjekt wurde die Forschungsfabrik ARENA2036 verwendet, da diese sowohl mit einer Photovoltaikanlage zur Energieversorgung als auch mit dynamischen industriellen Produktionsanlagen nach Industrie 4.0-Prinzipien ausgestattet ist. Dadurch ergab sich die Möglichkeit die Chancen und Herausforderungen dieser variablen und von Leistungselektronik geprägten Energieversorgungssituation zu identifizieren und Nutzungspotentiale zu evaluieren.

Zunächst fand dazu eine Ist-Analyse statt. Dabei konzentriert sich das Projekt VIPEEER auf die lokalen Industrienetze am Beispiel der Forschungsfabrik ARENA2036. Hierfür konnte ein in der Niederspannungshauptverteilung festinstalliertes Messsystem mit 32 Messpunkten verwendet werden, an dem sämtliche Verbrauchergruppen an den jeweiligen Abgängen der Stromschienen erfasst werden können.

Für die Bestimmung der Ausgestaltung des Messsystems in der ARENA2036 wurden zunächst die benötigten Randbedingungen festgelegt und ein Lastenheft erstellt. Zusätzlich erfolgte eine Marktanalyse verfügbarer mobiler Power Quality Messgeräte, zur Erweiterung der Messinfrastruktur für vertiefte Analysen an dezidierten Knoten im Industrienetz. Entscheidend war hierbei neben einer hohen Kompatibilität und Integrierbarkeit der Systeme die Möglichkeit zur Erfassung von Harmonischen hoher Ordnung, um Aussagen über den normativ geregelten Bereich hinaus treffen zu können, bis zur Erfassung von transienten Ereignissen. Weiterhin wurden die Messgeräte auf Grundlage des verfügbaren Speichers, der Schnittstellen und Möglichkeiten des Fernzugriffs analysiert. Basierend auf dieser Analyse konnten die Randbedingungen festgesetzt und eine Ausschreibung für das Messsystem durchgeführt werden.

Alle Messdaten aus dem festinstallierten und den mobilen Messsystemen sollten in einer zentralen Power Quality Analyse Plattform visuell aufbereitet und analytisch verarbeitet werden. Für die Speicherung der Daten wurde eine Kombination aus relationalen und nicht relationalen Datenbanken verwendet, da die Datenstruktur der unterschiedlichen Messsysteme variiert. Zur Ausgestaltung des analytischen Teils der Power Quality Plattform wurden zunächst die elektrotechnischen Grundzusammenhänge beschrieben, um daraus mathematische Modelle zu entwickeln. Es wurde anhand von Simulationen in Python, Matlab und PowerFactory untersucht, mit welcher Reichweite Spannungseinbrüche, -schwankungen, Oberschwingungen und Flicker im Netz auftreten und welche gegenseitige Beeinflussung zwischen ihnen stattfindet. Die Analyse des Netzzustandes kann grundsätzlich im Zeit- und im Frequenzbereich durchgeführt werden. Da die Abbildung des nichtlinearen Verhaltens von Netzkomponenten in modernen elektrischen Netzen sehr rechenintensiv ist, findet eine Auswertung meist im Frequenzbereich oder unter Berücksichtigung starker Vereinfachungen statt. Da die Komplexität der Berechnungen stark vom Anwendungsfall abhängt, wurden im Rahmen des Projekts zuerst die grundlegenden Modellierungs- und Simulationsmöglichkeiten evaluiert und geeignete Methoden dann auf den jeweiligen Anwendungsfall angewendet.

Bei der Analyse der Ausbreitung der Oberschwingungen bei einer wirkenden nichtlinearen Last konnte festgestellt werden, dass die Amplitude der Oberschwingungen der Spannung bei der Ausbreitung im elektrischen Netz eine Dämpfung erfährt, die von den Impedanzverhältnissen im Netz abhängig ist. Kapazitive Beläge der Leitungen zeigen ein typisches Hochpassverhalten, induktive Beläge ein Tiefpassverhalten. Bei Zuschaltung mehrerer, gleichartiger Verbraucher findet eine Superposition der Netzurückwirkungen statt,



sofern Phasengleichheit der Verbraucher besteht. Bei unterschiedlichen Phasenlagen der Verbraucher findet ebenfalls eine Überlagerung der Netzurückwirkungen statt. Diese kann bei einer Phasenverschiebung von  $180^\circ$  aber auch in einer destruktiven Interferenz resultieren, die aus Sicht der Spannungsqualität im Idealfall zum positiven Effekt der gegenseitigen Auslöschung der unerwünschten Netzurückwirkungen führen kann. Zur Evaluierung der Auswirkungen wurde deshalb eine Parametervariation der Phasenverschiebung durchgeführt. Es zeigte sich für das gewählte Szenario ein linearer Zusammenhang von Phasenverschiebung im Bereich  $0^\circ \dots \pm 180^\circ$  und der Gesamtverzerrung der Spannung mit einem Maximum bei  $0^\circ$  und einem Minimum bei  $180^\circ$ .

Es wurde ebenfalls der Einfluss des Transformators untersucht. Der Transformator zwischen NS- und MS-Ebene zeigte eine dämpfende Wirkung auf die Oberschwingungen. Am untersuchten Fallbeispiel konnte bei Abwesenheit weiterer Oberschwingungsquellen simulativ niederspannungsseitig eine etwa fünffach höhere Gesamtverzerrung des Stroms ermittelt werden. Ebenso zeigten sich potentielle Risiken für leistungselektronische Verbraucher oder Schutzeinrichtungen auf Mittelspannungsseite, die durch nichtlineare Lasten auf Niederspannungsseite hervorgerufen werden können. So kann beispielsweise ein mehrfacher Nulldurchgang auf Mittelspannungsseite durch eine harmonische Quelle auf Niederspannungsseite ausgelöst werden. Dies kann negative Auswirkungen auf leistungselektronische Schaltungen und Schutzeinrichtungen haben, deren Schaltzeitpunkte sich am Nulldurchgang orientieren.

Eine Untersuchung der Impedanz verschiedener Verbrauchertypen in Abhängigkeit von der Frequenz wurde in der ARENA2036 exemplarisch für die Photovoltaik-Anlage, die Lüftung, die Sicherheitsbeleuchtung und den Hallenkran durchgeführt. Während die Impedanz der Photovoltaik-Anlage mit steigender Frequenz linear zunimmt, sinkt die Impedanz der Lüftung nur minimal. Die Impedanz der Sicherheitsbeleuchtung steigt mit zunehmender Frequenz stark an. Die Impedanz des Krans bleibt mit Ausnahme einer Senke zwischen 900 und 1100 Hz nahezu konstant. Dies unterstreicht die Wichtigkeit der typgerechten Behandlung unterschiedlicher Verbraucher bei der Analyse des Netzzustandes.

Die Vorhersage des Netzzustandes dient der präventiven Vermeidung von schädlichen Netzzuständen. Deshalb wurde die Fähigkeit eines künstlichen neuronalen Netzes und weiterer etablierter Ansätze aus dem Bereich des maschinellen Lernens zur Vorhersage von Spannungs- und Stromverläufen in sekundengenauer Auflösung untersucht. Es wurden Kurzzeitprognosen für Spannungs- und Stromverläufe für einen Netzanschlusspunkt eines industriellen Netzes mit beliebiger Netztopologie erstellt. Als Basis der Prognose dienen historische Werte der Netzknoten. Zudem soll die Vorhersage ohne genaue Kenntnis über die Anzahl oder Art der angeschlossenen Verbraucher erstellt werden. Aufgrund der in der Praxis häufig schwer zu identifizierenden Netzstruktur in elektrischen Industrienetzen mit hohem Vermaschungsgrad und hoher Volatilität auf Strukturebene, wurden rein (mess)datengetriebene Ansätze untersucht und deren Potenzial zur Erstellung von Prognosen für hochauflösende Strom und Spannungsdaten evaluiert.

Die Daten wurden dabei normiert und so aufbereitet, dass sie als Trainingsgrundlage von den Algorithmen des maschinellen Lernens und im Speziellen des neuronalen Netzes verarbeitet werden können. Zunächst wurde der Vorhersagealgorithmus mit synthetisch generierten Datenreihen trainiert und getestet, um das Vorhersagemodell zu validieren und die Veränderung der Prognosegüte bei einer Steigerung von rauschbelasteten Signalen zu überprüfen. Bei idealen, unverrauschten Sinusfunktionen mit synthetischen Werten reichen schon wenige Trainingsepochen aus, um den mittleren quadratischen Fehler zu eliminieren. Steigt das Rauschverhältnis auf 0,15, sinkt der Fehler zwar ähnlich schnell wie bei den reinen Sinusfunktionen, jedoch nähert er sich lediglich asymptotisch gegen Null, ein Restfehler bleibt auch nach einer hohen Anzahl an Trainingsepochen erhalten. Durch den stochastischen

Charakter des Rauschens ist eine zeitbereichsscharfe Prognose für das neuronale Netz unmöglich. Dieser Effekt verstärkt sich bei einem erhöhten Verzerrungsfaktor von 0,8. Erneut sank unter den betrachteten Randbedingungen die Größe des Fehlers zunächst exponentiell, danach annähernd linear ab, jedoch ist der verbleibende Restfehler auch nach der doppelten Anzahl an Trainingsepochen noch größer als bei einem Rauschverhältnis von 0,15. Die Zielfunktion beziehungsweise der mittlere Verlauf des Kriteriums kann insgesamt trotz verrauschter Signale und Überlagerung des Fehlers vom neuronalen Netz erkannt werden. Daneben wurden weitere Sensitivitätsanalysen zur Ermittlung der Korrelation der Eingangsvariablen und der Vorhersagegenauigkeit durchgeführt.

Als Vergleichswert zur Bewertung der erreichten Prognosegüte wurde die naive Prognose verwendet. Anhand der erzielten Ergebnisse kann nachgewiesen werden, dass die Vorhersage von Strom- und Spannungsdaten mit künstlichen neuronalen Netzen potentiell einen geringeren Prognosefehler liefert als die naive Prognose. Die Algorithmen zeigen sich durch ihr inhärentes Tiefpassverhalten robust gegen Rauschen auf den Eingangsdaten. Gerade die Erfassung des volatilen Verhaltens und der Ausreißer in den Datenverläufen ist jedoch bei der Vorhersage von Spannungsqualitätsproblemen von besonderem Interesse. Um diese frühzeitig detektieren zu können, muss ein künstliches neuronales Netz einerseits mit hochaufgelösten Basisdaten trainiert werden und andererseits der Einfluss weiterer Signal-Parameter geprüft und berücksichtigt werden. Grundsätzlich hat diese Untersuchung gezeigt, dass künstliche neuronale Netze ein nützliches Werkzeug zur Analyse und Prognose strom- und spannungsbezogener Daten sein können. Es hängt dabei jedoch stark von den Randbedingungen und der geforderten Zielstellung ab, wie gut eine Prognose den Erwartungswert erfüllen kann.

Als nächster Schritt wurden deshalb die Ursachen der systematischen Fehlprognosen untersucht. Dabei konnten die Eingangsdaten als maßgeblicher Einfluss identifiziert werden. Konkret fiel bei der Analyse der Datenbasis aus der Forschungsfabrik ARENA2036 im Jahr 2018 auf, dass die Werte eine hohe stochastische Komponente besitzen und eine Prognose daher schwierig machen. Dies ist zum einen an die spezifische Infrastruktur am Standort mit vielen temporären Testaufbauten und Verbrauchern gekoppelt, zum anderen aber auch an die physikalischen Gegebenheiten der messtechnischen Erfassung von Überwachungsgrößen. Jedes Messsystem enthält intrinsisch aufgrund der gegebenen Messphysik Ungenauigkeiten, die ein weiteres stochastisches Element darstellen. Je mehr Komponenten in einem realen elektrischen Netz vorhanden sind und je kleiner der prozentuale Anteil der Bezugsleistung einzelner Verbraucher am Gesamtsystem ist, desto schwieriger kann eine daraus resultierende wiederkehrende Struktur in der Datenbasis identifiziert werden, die für eine Identifikation mittels Methoden des maschinellen Lernens notwendig ist.

Als Konsequenz wurde schließlich eine Methode entwickelt, die eine Vorabuntersuchung von Datensätzen zur Feststellung der Prognostizierbarkeit auf statistischer Basis ermöglicht. Dazu wurde ein Werkzeug implementiert, das die Eindeutigkeit der Datensätze analysiert und die Auftrittshäufigkeit sich wiederholender Strukturen im betrachteten Datensatz statistisch erfasst. Anhand der Ergebnisdaten dieses Werkzeugs soll es möglich sein, eine qualitative Abschätzung der Vorhersagbarkeit der Eingangsdaten für die maschinellen Lernverfahren bereitzustellen, bevor lange Trainings- und Optimierungszeiten in Kauf genommen werden müssen.

Die entwickelten Algorithmen sind in den Programmiersprachen Python und Matlab implementiert und wurden zur Verringerung der Rechenlaufzeit in ein GPU-Processing eingebunden. Anhand von automatisierten Hyperparametervariationen wurden geeignete Verfahren und Strukturen evaluiert, die sowohl auf eine geringe Rechenzeit als auch einen geringen Prognosefehler abgestimmt sind, um einen Echtzeitbetrieb der Algorithmen zu ermöglichen. Dies soll eine Einbindung der Methodik in den laufenden Betrieb moderner

Industrieanlagen ermöglichen, um mit begrenztem Infrastrukturwissen des betrachteten Standorts eine Identifikation und Sicherstellung der Netzqualität zu erreichen.

Um die Sicherstellung der Netzqualität auch im laufenden Betrieb des Industrie 4.0 Standorts zu gewährleisten und zur Schaffung einer aktiven Schnittstelle zu zukünftigen Industrie 4.0 Anwendungen zu schaffen wurde darüber hinaus eine aktive Methode zur Verbesserung der Spannungsqualität entwickelt. Hier wurde das Potential einer intelligenten Anlagenführung zur Verbesserung der Versorgungsqualität, als Alternative zu klassischen Kompensationsverfahren wie der passiven und aktiven Filterung untersucht. Der Algorithmus beinhaltet eine Benutzeroberfläche zur Festlegung von Fahrplänen für den individuell zur Verfügung stehenden Maschinenpark. Dem Anlagenbetreiber steht es hierbei frei, im Produktionsablauf flexibel einsetzbare Netzkomponenten und Verbraucher als Flexibilitäten zu markieren. Nach messtechnischer Erfassung der elektrischen Charakteristika der Anlagen im gesamten Betriebsbereich, wird für diese Flexibilitäten dann anhand der Stellgrößen Betriebsstufe und Einschaltzeitpunkt / Phasenversatz vom Optimierungsalgorithmus im Back-End für jeden Betriebszeitpunkt der optimale Betriebspunkt der Anlage bestimmt, um im Zusammenwirken aller Anlagen eine optimale Netzqualität sicherzustellen. Als Optimierungsalgorithmen kamen hierbei die Ansätze der genetischen Algorithmen und des bestärkenden Lernens aus dem Bereich der künstlichen Intelligenz zum Einsatz. Es konnte anhand von Minimalbeispielen die Wirkungsweise der Algorithmen bestätigt werden. Für eine Umsetzung im realen Praxisbetrieb konnten offene Forschungsfragen identifiziert werden, die sich durch den hohen Innovationsgrad besonders für nachfolgende Forschungsprojekte eignen.

Für das Online Monitoring zur Bestimmung des Ist-Zustandes der Spannungsqualität im elektrischen Netz wurden Algorithmen in Matlab und Python realisiert. Ziel ist hierbei die visuelle Darstellung zur schnellen Erfassung des Netzzustandes. Die gemessenen Strom- und Spannungsdaten werden auf Norm Konformität geprüft und alle registrierten Ereignisse dem entsprechenden Spannungsqualitätsstörfall zugeordnet. Des Weiteren wurde eine Schnittstelle zu gängigen Datenbanken implementiert, um eine Analyse historischer Datensätze zu ermöglichen. Zur Regulierung des Netzzustandes wurde noch eine Schnittstelle für aktive Elemente vorgesehen, an die steuerbare aktive Netzelemente angeschlossen werden können, um den Netzzustand aktiv zu beeinflussen. Durch die visuelle Aufbereitung der Kurvenformen der gemessenen Datenpunkte und der klassifizierten Störfälle bekommt der Anlagenbetreiber eine schnelle Übersicht zur Überwachung des Netzzustandes. Daneben wurden weitere Werkzeuge und Benutzeroberflächen als Hilfsmittel für die Datenanalyse und die Entwicklung der künstlichen Intelligenz umgesetzt.

Insgesamt konnten durch die vielfältigen Untersuchungen im Projekt neben der theoretischen Behandlung innovativer Algorithmen zur Identifikation, Vorhersage und Verbesserung der Netzqualität auch praktische Möglichkeiten aufgezeigt werden, durch einen variablen Einsatz von industriellen Maschinen den teuren Einsatz von Filtermaßnahmen zur Erhaltung der Spannungsqualität zu reduzieren. Im Projekt VIPEEER konnte damit ein wichtiger Grundstein für eine prädiktive, integrative und netzverträgliche Anlagenführung gelegt werden, um Schäden und zusätzliche Kosten in zukünftigen Industrie 4.0 Umgebungen zu vermeiden.

Den letzten Teil des Projekts bildeten grundlegende Untersuchungen zum Einfluss eines Inselbetriebs auf die Spannungsqualität, beispielsweise im Notstrombetrieb befindlicher Anlagen. Dazu wurde zunächst eine umfassende Literaturrecherche zur Bestimmung geeigneter Ansätze zur Ermittlung von Resonanzen und instabiler Betriebspunkte in Inselnetzen durchgeführt. Die ermittelten Ansätze können in impedanzbasierte und zustandsraumbasierte Analyseverfahren unterteilt werden. Als Vorgaben wurden eine hohe Übertragbarkeit, vollständige Nachvollziehbarkeit der Rechenschritte und ein überschaubarer

Rechenaufwand festgesetzt. Infolgedessen konnte als geeignete Methode ein impedanzbasierter Ansatz auf Basis des Nyquist Kriteriums identifiziert werden. Komplexität und Rechenaufwand halten sich im Gegensatz zu einer zustandsraumbasierten Analyse in Grenzen. Mit Hilfe des gewählten Ansatzes wird die Stabilität eines Umrichters lokal am Anschlusspunkt eines Inselnetzes bestimmt. Dazu ist das Verhältnis aus Umrichterimpedanz und Netzimpedanz zu ermitteln.

Als Fallbeispiel konnte eine Resonanz- und Stabilitätsanalyse eines dreiphasigen Versuchsstands in der Forschungsfabrik ARENA2036 durchgeführt werden. Der Versuchsstand kann sowohl konventionell durch das externe Netz, als auch im Inselnetzbetrieb über ein Batteriesystem mit einer Nennscheinleistung von 20 kVA und einer Nennkapazität von 28 kWh versorgt werden. Der Batterieumrichter stellt dabei die Netzspannung und -frequenz. Verbraucherseitig besteht der Versuchsstand aus 64 Elementen, welche jeweils über ein Schaltnetzteil versorgt werden. Durch Messungen und anhand von Herstellerinformationen und Datenblättern wurden die Impedanzen der Netzkomponenten ermittelt. Mit den festgestellten Impedanzen der Netzelemente konnten anschließend die impedanzbasierten Analysen auf Basis des Nyquist Kriteriums angewandt werden. Dabei wurde der Unterschied der Systemstabilität industrieller Prozesse zwischen Inselnetzbetrieb und Anschluss an das externe Netz betrachtet. Hierbei ist festzuhalten, dass die erhaltenen Ergebnisse nur auf vergleichbare industrielle Netzstrukturen mit ähnlichen Rahmenbedingungen übertragbar sind. Das Verhalten der Nichtlinearitäten im Netz ist ohne separate Untersuchung des vorliegenden Systems nur eingeschränkt vorhersehbar. Es konnte anhand eines Fallbeispiels festgestellt werden, dass der Lastzustand der Schaltnetzteile eine geringe Auswirkung auf die Stabilität des Systems hatte, da der eingesetzte äquivalente ohmsche Verbraucher das Verhalten der Schaltnetzteile vor allem bei hohen Frequenzen nur ungenügend darstellt. Eine Aggregation der Schaltnetzteile und somit die Vernachlässigung der Kabelstrecken führt zu konservativen Ergebnissen, da die dämpfenden ohmschen Eigenschaften des Netzes vernachlässigt werden. Bei den kurzen Kabelstrecken von 1,5 m zwischen den Verbrauchern des Versuchsstandes spielte dies jedoch eine untergeordnete Rolle. Die Anzahl der Schaltnetzteile hatte hingegen einen großen Einfluss auf die Systemstabilität. Bei einer geringeren Anzahl angeschlossener Schaltnetzteile hat sich das System als stabiler gezeigt. Dies lag im untersuchten Fall vornehmlich an der geringeren Anzahl von Zwischenkreiskondensatoren, was eine Erhöhung der Netzimpedanz zur Folge hatte. Ein Unterschied der Stabilität zwischen Inselnetzbetrieb und externem Netzanschluss konnte entgegen anfänglicher Erwartung nicht festgestellt werden. Der Grund hierfür liegt hauptsächlich an dem vereinfachten externem Netzmodell, welches als RL-Glied dargestellt ist. Dieses stellt bei hohen Frequenzen eine sehr hohe Impedanz dar und kann somit das reale Verhalten nur ungenügend widerspiegeln. Insofern die Impedanz des externen Netzes auch bei hohen Frequenzen dem Realfall entspricht, kann auch das externe Netz Ursache für Instabilitäten im Netzverbund sein. Die Erkenntnisse aus den durchgeführten Untersuchungen bieten somit ebenfalls zahlreiche Ansatzpunkte zur Vertiefung des Forschungsansatzes.

Mit Hilfe der bereits gewonnenen Erkenntnisse und den daran anschließenden, aufgeworfenen Forschungsfragen konnte somit ein vorausschauender Beitrag zur Sicherheit und Stabilität zukünftiger elektrischer Industrienetze geleistet werden. Im Besonderen die Impedanzcharakteristik bei rein aktiv geregelten Systemen, wie sie zunehmend im Rahmen der Energiewende und der zunehmenden Automatisierung durch den Leitgedanken einer vollvernetzten Industrie 4.0 konnte durch die aufgezeigten Algorithmen adressiert und greifbar gemacht werden.



## 8 Literaturverzeichnis

- [1] Ellis, R., Harmonic analysis of industrial power systems, Pulp and Paper Industry Technical Conference, June 1994.
- [2] West, E. G., "Analysis of Harmonic Distortion in an Integrated Power System for Naval Applications", Massachusetts Institute of Technology, June 2005
- [3] Dzienis, C., Ersatzmodelle nichtlinearer Lasten in elektrischen Verteilungsnetzen. Res Elektricae Magdeburgenses. Magdeburger Forum zur Elektrotechnik, ISBN 3929757079, Magdeburg 2007.
- [4] Meyer, Jan; Schegner, Peter; Winkler, Gert; Muhlwitz, Michael; Stadtwerke, Drewag; Schulze, Lutz, "Efficient method for power quality surveying in distribution networks," Electricity Distribution, 2005. CIRED 2005. 18th International Conference and Exhibition on , vol., no., pp.1,4, 6-9 June 2005
- [5] Bachry, A., Power Quality Studies in Distribution Systems Involving Spectral Decomposition, Res Elektricae Magdeburgenses. Magdeburger Forum zur Elektrotechnik, ISBN 3929757680, Magdeburg 2004.
- [6] GMC Instruments, „Sicherung der elektrischen Energieversorgung. Lösungen durch Netzqualitäts-Überwachung,“ 2020. [Online]. Available: <https://www.gmc-instruments.de/media/103216/sicherung-der-elektrischen-energieversorgung-camille-bauer-web.pdf>. [Zugriff am 11 Dezember 2020].
- [7] DIN EN 50160: Merkmale der Spannung in öffentlichen Elektrizitätsversorgungsnetzen, Berlin: Beuth Verlag, 2020-11.
- [8] DIN EN 61000-2-2: Umgebungsbedingungen - Verträglichkeitspegel für niederfrequente leitungsgeführte Störgrößen und Signalübertragung in öffentlichen Niederspannungsnetzen, Berlin: Beuth Verlag, 2019-6.
- [9] IEEE Std 519-2014: IEEE Recommended Practice and Requirements for Harmonic Control in Electric Power Systems, New York: IEEE Power and Energy Society, 2014.
- [10] IEEE Std 1159-2019, New York: IEEE Power and Energy Society, 2019.
- [11] DIN EN 61000-2-4: Umgebungsbedingungen - Verträglichkeitspegel für niederfrequente leitungsgeführte Störgrößen in Industrieanlagen, Berlin: Beuth Verlag, 2002-09.
- [12] C. Dzienis, A. Bachry und Z. A. Styczynski, „The Influence of the Distribution System Structure on Distortion Emission and Propagation,“ 2005.
- [13] IEEE, „Modeling and simulation of the propagation of harmonics in electric power networks. I. Concepts, models, and simulation techniques,“ IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 11, pp. 452-465, Januar 1996
- [14] IEEE Power Engineering Society, „Tutorial on Harmonics Modeling and Simulation,“ 29 August 1998.
- [15] J. V. Milanovic, E. Becirovic und S. Abdelrahman, „Propagation of PQ disturbances through the power networks,“ 05 Februar 2018.
- [16] X. Wang und F. Blaabjerg, „Harmonic stability in power electronic-based power systems: Concept, modeling, and analysis,“ IEEE Transactions on Smart Grid, pp. 2858-2870, 2018.
- [17] Dr. Ambrož Božiček et al., „Simulation models for power-quality studies in power-electronics rich power networks - Deliverable 5.2,“ MIGRATE, 2017.

- [18] M. Marinescu, *Elektrotechnik für Studium und Praxis: Gleich-, Wechsel-, und Drehstrom, Schalt- und nichtsinusförmige Vorgänge*, Springer Vieweg, 2016.
- [19] Task Force on Harmonics Modeling and Simulation, „Modeling and Simulation of the Propagation of Harmonics in Electric Power Networks,“ IEEE, 1996.
- [20] IEEE Power Engineering Society, „Tutorial on Harmonics Modeling and Simulation,“ IEEE Operations Center, Piscataway, 1998.
- [21] Y. H. ERISTI, “The Feature Selection based Power Quality Event Classification using Wavelet Transform and Logistic Model Tree,”
- [22] Yanhui Xi, Zewen Li Yonglin Cui Ting Zhao Xiangjun Zeng Jun Guo Wei D. Xin Tang T. Xin Tang: Harmonic estimation in power systems using an optimised adaptive Kalman filter based on PSO-GA
- [23] IEEE recommended practice for monitoring electric power quality. New York : Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2009. – ISBN 978-0-7381-5939-3
- [24] Yanhui Xi, Zewen Li Yonglin Cui Ting Zhao Xiangjun Zeng Jun Guo Wei D. Xin Tang T. Xin Tang: Harmonic estimation in power systems using an optimised adaptive Kalman filter based on PSO-GA
- [25] Sun, Jian: Small-Signal Methods for AC Distributed Power Systems—A Review. In: IEEE Transactions on Power Electronics 24 (2009), Nr. 11, S. 2545–2554. <http://dx.doi.org/10.1109/TPEL.2009.2029859>. – DOI 10.1109/TPEL. 2009.2029859. – ISSN 0885–8993
- [26] Sun, J. ; Karimi, Kamiar J.: Small-Signal Input Impedance Modeling of Line-Frequency Rectifiers. (2007)
- [27] Zhang, Chen ; Molinas, Marta ; Rygg, Atle ; Lyu, Jing ; Cai, Xu: Harmonic Transfer-Function-Based Impedance Modeling of a Three-Phase VSC for Asymmetric AC Grid Stability Analysis. In: IEEE Transactions on Power Electronics 34 (2019), Nr. 12, S. 12552–12566.– DOI 10.1109/TPEL.2019.2909576. – ISSN 0885–8993
- [28] Bing, Zhonghui ; Karimi, Kamiar J. ; Sun, Jian: Input Impedance Modeling and Analysis of Line-Commutated Rectifiers: PESC 07] ; Orlando, Florida, 17 - 21 June 2007. Piscataway, NJ : IEEE Service Center, 2007. – ISBN 1424406544
- [29] Wang, Xiongfei ; Blaabjerg, Frede: Harmonic Stability in Power Electronic-Based Power Systems: Concept, Modeling, and Analysis. In: IEEE Transactions on Smart Grid 10 (2019), Nr. 3, S. 2858–2870. 2018.2812712. – DOI 10.1109/TSG.2018.2812712. – ISSN 1949–3053
- [30] Wang, Xiongfei ; Blaabjerg, Frede ; Wu, Weimin: Modeling and Analysis of Harmonic Stability in an AC Power-Electronics-Based Power System. In: IEEE Transactions on Power Electronics 29 (2014), Nr. 12, S. 6421–6432 – DOI 10.1109/TPEL.2014.2306432. – ISSN 0885–8993
- [31] Abu-Hashim, R. ; Burch, R. ; Chang, G. ; Grady, M. ; Gunther, E. ; Halpin, M. ; Harziadonin, C. ; Liu, Y. ; Marz, M. ; Ortmeier, T. ; Rajagopalan, V. ; Ranade, S. ; Ribeiro, P. ; Sim, T. ; Xu, W.: Test systems for harmonics modeling and simulation. In: IEEE Transactions on Power Delivery 14 (1999), Nr. 2, S. 579– 587. <http://dx.doi.org/10.1109/61.754106>. – DOI 10.1109/61.754106. – ISSN 08858977
- [32] Sumner, M. ; Palethorpe, B. ; Thomas, D.W.P. ; Zanchetta, P. ; Di Piazza, M. C.: A technique for power supply harmonic impedance estimation using a controlled voltage disturbance. In: IEEE Transactions on Power Electronics 17 (2002), Nr. 2, S. 207–215. <http://dx.doi.org/10.1109/63.988831>. – DOI 10.1109/63.988831. – ISSN 0885–8993



- [33] Bing, Zhonghui ; Karimi, Kamiar J. ; Sun, Jian: Input Impedance Modeling and Analysis of Line-Commutated Rectifiers: PESC 07] ; Orlando, Florida, 17 - 21 June 2007. Piscataway, NJ : IEEE Service Center, 2007. – ISBN 1424406544
- [34] Ebrahimzadeh, Esmaeil ; Blaabjerg, Frede ; Wang, Xiongfei ; Leth Bak, Claus: Efficient approach for harmonic resonance identification of large Wind Power Plants. In: 2016 IEEE 7th International Symposium on Power Electronics for Distributed Generation Systems (PEDG), IEEE, 27.06.2016 - 30.06.2016. – ISBN 978–1–4673–8617–3, S. 1–7
- [35] Meyer, J. ; Klatt, M. ; Schegner, P.: Power quality challenges in future distribution networks. In: 2011 2nd IEEE PES International Conference and Exhibition on Innovative Smart Grid Technologies, IEEE, 05.12.2011 - 07.12.2011. – ISBN 978–1–4577–1421–4, S. 1–6
- [36] Balu, Neal J. (Hrsg.) ; Lauby, Mark G. (Hrsg.) ; Kundur, Prabha S. (Hrsg.): Power system stability and control. Indian edition. Chennai and New York and St. Louis and San Francisco and Auckland and Bogotá and Caracas and Kuala Lumpur and Lisbon and London and Madrid and Mexico City and Milan and Montreal and San Juan and Santiago and Singapore and Sydney and Tokyo and Toronto : Mc Graw Hill Education (India) Private Limited, 1994 (The EPRI power system engineering series). – ISBN 978–0070359581
- [37] Rudion, Krzysztof: Vorlesung Smart Grids, Stuttgart: Institut für Energieübertragung und Hochspannungstechnik, 2018.

## 9 Veröffentlichungen im Rahmen des Projekts VIPEEER

### 9.1 2018

A. Eisenmann, T. Streubel, K. Rudion, "*Power Quality Monitoring und Prognose in Verteilnetzen*", Ingenieurspiegel 4/2018

### 9.2 2019

A. Eisenmann, T. Streubel, K. Rudion, "*PQ classification by way of parallel computing-A sensitivity analysis for a real-time LSTM approach using waveform and RMS data.*", 13th IEEE PES PowerTech Conference, Mailand, Italien, Juni 23 - 27, 2019, Paper No. 777.

A. Eisenmann, T. Streubel, K. Rudion, "*Development of handy tools for Power Quality analysis*", 10th PAC World Conference, Glasgow, UK, Juni 18 - 20, 2019, Paper No. PW68.

A. Eisenmann, T. Streubel, K. Rudion, "*PQ prediction by way of parallel computing - benchmark and sensitivity analysis for classical ML approaches.*", 25th International Conference & Exhibition on Electricity Distribution - CIRED, Madrid, Spanien, Juni 3 - 6, 2019, Paper No. 2049.

A. Eisenmann, T. Streubel, K. Rudion, "*Power Quality Prediction by way of Parallel Computing - A New Approach Based on a Long Short-Term Memory Network.*", The 2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT Europe 2019), September 29 – Oktober 02, 2019, Bukarest, Rumänien, Paper No. 410.

### 9.3 2021

A. Eisenmann, T. Streubel, K. Rudion, "*An Investigation on Feature Extraction and Feature Selection for Power Quality Classification with High Resolution and RMS Data*", The 9th International Conference on Renewable Power Generation – IET RPG, März 01 - 02, 2021, Online/Dublin, Irland, Paper No. 0130.

## 10 Anhang

### A1 Rechner- und Softwarespezifikationen

Als Workstation zur Berechnung der KI Modelle in Python und Matlab sowie der Systemmodelle in Matlab Simulink und PowerFactory diene ein Tandemrechner mit den in Tabelle A 1 dargestellten Spezifikationen.

**Tabelle A 1: Spezifikation der stationären Work Station**

Parameter	Im Einsatz
OS	Rocks
Chipsatz	AMD X399
Prozessor	2x AMD Ryzen Threadripper® 1950X 2x16 Cores CPU 3,4 GHz B 4 GHz T
GPU	4x Nvidia Quadro P2000, 2x Nvidia RTX2080Ti
Installierter Arbeitsspeicher	2x 128 GB
Systemtyp	64-Bit-Betriebssystem x64-basierter Prozessor

Als mobiler Rechner zur Simulation und Berechnung von Komponentenmodellen in diesem Projekt diene ein Laptop mit den in Tabelle A 2 genannten Spezifikationen.

**Tabelle A 2: Spezifikation des Laptops als mobile Simulationsplattform**

Parameter	Im Einsatz
OS	Windows 10 Pro
Prozessor	Intel® Core™ 15-7200U CPU 2.50 GHz B 2.70 GHz T
Installierter Arbeitsspeicher	8 GB
Systemtyp	64-Bit-Betriebssystem x64-basierter Prozessor