

Verfahren zur adaptiven Identifikation von Mittelspannungsteilnetzen durch den Einsatz des maschinellen Lernens

Der Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik
der Technischen Universität Dortmund

vorgelegte

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)

von

Frederik Puhe, M.Sc.

Referent: Univ.-Prof. Dr.-Ing. habil. Christian Rehtanz, Technische Universität
Dortmund

Korreferent: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Markus Zdrallek, Bergische Universität
Wuppertal

Kurzfassung

Im Rahmen dieser Dissertation wird ein Verfahren zur Identifikation von Teilnetzen in der Mittelspannungsebene entwickelt. Die Besonderheit liegt vor allem in der adaptiven Implementierung und Erweiterung in Ortsnetzstationen durch den Einsatz von Virtualisierungslösungen und Algorithmen des maschinellen Lernens.

Der Begriff Teilnetz beschreibt eine physikalisch vom Verbundsystem isolierte und von der Größe unbestimmte Versorgungsstruktur, welche aufgrund auftretender Störungen unbeabsichtigt weiter betrieben wird. Die Modellierung der Testumgebung und die darauf zugrunde liegende Bewertung der Funktionsweise des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Teilnetzidentifikationsverfahrens erfolgt anhand dynamischer Netzsimulationen in MATLAB Simulink© sowie durch eine Hardware-in-the-Loop Simulation unter Verwendung eines Echtzeitsimulators.

Abstract

In this thesis, a subgrid identification procedure for medium voltage grids is developed. The main feature is the adaptive implementation and scaling in local substations by using virtualization solutions and machine learning algorithms. Subgrids describe supply structures that are physically isolated from the interconnected grid, unspecified in their size and continue to operate unintentionally due to disturbances. The modeling of the test environment and the evaluation of the functionality of the subgrid identification procedure is carried out by dynamic simulations in MATLAB Simulink© as well as by a Hardware-in-the-Loop simulation using a real-time simulator.

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich allen beteiligten Personen meinen großen Dank aussprechen, die mich bei der Anfertigung meiner Dissertation unterstützt haben.

Mein besonderer Dank gilt Christian Rehtanz und Thomas Wiesner für die hervorragende Betreuung bei der Umsetzung der gesamten Arbeit.

Außerdem möchte ich mich bei meinen Arbeitskolleg*innen und Vorgesetzten für das hervorgebrachte Vertrauen und die Unterstützung zur Bearbeitung dieser berufsbegleitenden Dissertation bedanken.

Nicht zuletzt danke ich meiner Familie und meinen Freunden für ihre Zusprüche während der Arbeit an dieser Dissertation.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Motivation	2
1.2	Zielsetzung und Strukturierung der Arbeit.....	6
2	Grundlagen elektrischer Teilnetze und des maschinellen Lernens ...	9
2.1	Definition elektrischer Insel- und Teilnetze	9
2.2	Die Nichtdetektierbare Zone als Bewertungskriterium	11
2.3	Aktueller Forschungsstand bei der Teilnetzidentifikation	13
2.3.1	Risiken während des Teilnetzbetriebs	13
2.3.2	Etablierte Teilnetzidentifikationsverfahren und Forschungsansätze	15
2.4	Beschreibung des begleitenden Forschungsprojektes i-Autonomous	25
2.5	Grundlagen des maschinellen Lernens	27
2.5.1	Definition und Einordnung in die Künstliche Intelligenz.....	28
2.5.2	Kategorisierung von Methoden und Algorithmen des maschinellen Lernens	29
2.5.3	Methoden und Kennzahlen zur Beurteilung der Wirksamkeit von Machine Learning Modellen	34
2.5.4	Merkmalsextraktion auf Grundlage von Signalverarbeitung.....	37
2.6	Zusammenfassung des Kapitels.....	41
3	Risikopotentialanalyse von Teilnetzbildungen	43
3.1	Auswahl repräsentativer Netzgebiete	43
3.2	Entwicklung von Lastflussszenarien und Bewertungskriterien	44
3.3	Risikoanalyse und Handlungsempfehlung	51

3.4 Zusammenfassung des Kapitels	54
4 Gegenüberstellung etablierter Teilnetzidentifikationsverfahren in der Niederspannung und Bewertung der Überführbarkeit auf Mittelspannungsnetze	55
4.1 Anforderungen zur Bewertung der Überführbarkeit.....	55
4.2 Analyse der Überführbarkeit auf Mittelspannungsnetze	56
4.3 Zusammenfassung des Kapitels	59
5 Ausarbeitung der Teilnetzidentifikationsstrategie	60
5.1 Übergeordneter Engineeringprozess zur MS-Teilnetzidentifikation	60
5.2 Funktionsarchitektur des Machine-Learning-Ansatzes	62
5.2.1 Allgemeiner Funktionsablauf	62
5.2.2 Erhebung von Trainings- und Validierungsdaten.....	63
5.2.3 Auswahl des Klassifikators.....	70
5.2.4 Training des Klassifikators.....	74
5.2.5 Vorhersage-Algorithmus	75
5.3 Zusammenfassung des Kapitels	78
6 Validierung und Funktionsnachweis.....	80
6.1 Die Testumgebung und -ablauf	80
6.1.1 Anforderungen an eine Testumgebung	80
6.1.2 Aufbau der Testumgebung	82
6.1.3 Testablaufplan zur Bewertung der Funktionsweise.....	84
6.2 Funktionsnachweis	86
6.2.1 Modellierung und Validierung des Testnetzes.....	86
6.2.2 Generierung des Testdatensatzes	90
6.2.3 Theoretischer Funktionsnachweis und Auswertung	91

6.2.4	Bewertung der praktischen Implementier- und Skalierbarkeit durch einen HIL-Laborversuch.....	98
7	Zusammenfassung und anknüpfender Forschungsbedarf	102
8	Literaturverzeichnis.....	i
9	Abbildungsverzeichnis	xi
10	Wissenschaftliche Veröffentlichungen und Abschlussarbeiten	xiv

Abkürzungsverzeichnis

DEA	Dezentrale Erzeugungsanlagen
EEA	Erneuerbare Energie Anlagen
EZA	Erzeugungsanlagen
FN	False Negative
FP	False Positive
FPR	False Positive Rate
HIL	Hardware-in-the-Loop
KI	Künstliche Intelligenz
ML	Machine Learning
MS-Abgang	Mittelspannungsabgang
MS-Netz	Mittelspannungsnetz
NA-Schutz	Netz- und Anlagenschutz
NDZ	Nichtdetektierbare Zone
NS-Netz	Niederspannungsnetz
PMU	Phasor Measurement Unit
PV	Photovoltaik
RFK	Random-Forest-Klassifikator
RPI	Raspberry PI
TIV	Teilnetzidentifikationsverfahren
TN	True Negative
TP	True Positive
TPR	True Positive Rate
WKA	Windkraftanlage
WM	Wahrheitsmatrix

1 Einleitung

“Our machines are dumb and we’re just trying to make them less dumb.”

- *Yoshua Bengio, Turing-Award-Träger für Forschung über Deep Learning [A1]*

Zahlreiche Forscher, wie auch Yoshua Bengio, arbeiten an Algorithmen des maschinellen Lernens (ML), um die Fähigkeiten von Maschinen an das des Menschen heranzuführen. Dabei existieren bereits heute eine Vielzahl an Anwendungsfällen und es werden stetig neue Impulse für weitere Anwendungen gesetzt [A1, A2]. Vor allem in der Energiewirtschaft bietet die Anwendung von KI ein erhöhtes Potential. PricewaterhouseCoopers schätzt das Wertschöpfungspotential im Energiesektor auf ungefähr 30 Milliarden Euro. Dies entspricht 6,8 % der gesamten Wertschöpfung in Deutschland. Laut einer Umfrage des Bundesverbands der Energie- und Wasserwirtschaft e. V. (BDEW), deren Ergebnisse in Abbildung 1.1 dargestellt sind, beabsichtigen deutsche Netzbetreiber die Anwendung von KI vor allem in der Instandhaltung, der Wartung, im Anlagenmanagement sowie im Netz- und Anlagenbetrieb [A3].

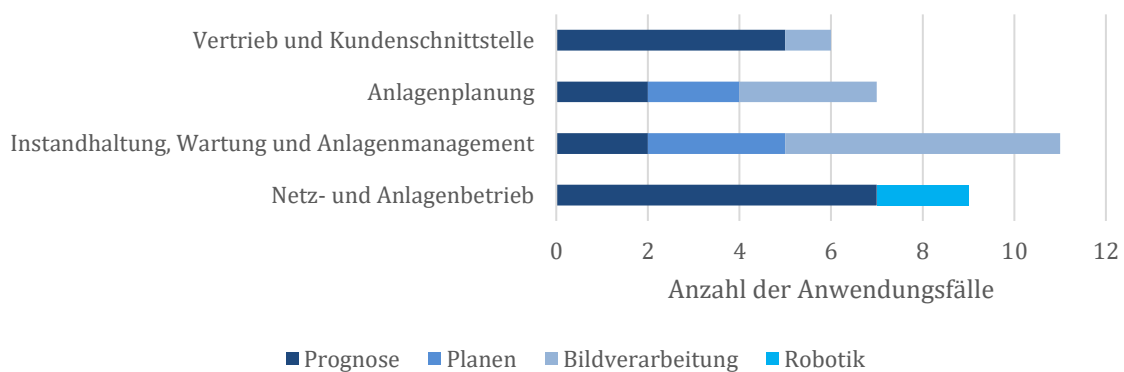


Abbildung 1.1: Anzahl möglicher Use-Cases von KI nach BDEW-Umfrage von Netzbetreibern [A3]

Dabei werden stetig Erkenntnisse aus computerbasierten Lernverfahren veröffentlicht. Es zeigt sich, dass diese bereits heute in der Lage sind menschliche Fähigkeiten bei der Verarbeitung großer und komplexer Datensätze zu imitieren oder sogar übertreffen [A4]. Eine Methode, die in den letzten Jahren in der künstlichen Intelligenz immer mehr an Bedeutung gewonnen und Popularität erlangt

hat, ist das ML, dessen Grundlagen und Funktionsweise in diesem Abschnitt erläutert werden.

Auch diese Arbeit bedient sich an Methoden des ML zur Entwicklung eines Verfahrens zur Identifikation von Mittelspannungsteilnetzen.

Zur Einführung in das Themengebiet wird folgend die Motivation zur Erforschung von adaptiven TIV (Teilnetzidentifikationsverfahren) für Mittelspannungsnetze (MS-Netze) die Zielsetzung sowie die Strukturierung dieser Arbeit dargestellt. Daraufhin wird im nachfolgenden Abschnitt auf den aktuellen Forschungsstand eingegangen.

1.1 Motivation

Die Energieversorgung innerhalb Europas wird durch den länderübergreifenden Austausch elektrischer Energie im europäischen Verbundsystem sichergestellt. Die Netzbetreiber stimmen miteinander ab, wie sich die Netze bei Störungen verhalten und gegenseitig unterstützen. Dies betrifft sowohl die regeltechnischen Fähigkeiten als auch die Leistungsreserven für das Gesamtsystem. Aufgrund zunehmender dezentraler Erzeugung in den Verteilnetzen ergeben sich hierbei neue Chancen und Herausforderungen. Das Solidaritätsprinzip garantiert die Sicherheit des europäischen Verbundsystems zu geringen volkswirtschaftlichen Kosten. Diese Solidarität ist auch für den künftigen Betrieb unverzichtbar [A5, A6].

Auch in Deutschland ist die Versorgungssicherheit ein zentrales Ziel der Energiepolitik. Das Energiewirtschaftsgesetz (EnWG) setzt gemäß §1 EnWG eine möglichst sichere, preisgünstige, verbraucherfreundliche, effiziente und umweltfreundliche Versorgung voraus, welche zunehmend von erneuerbaren Energien (EE) geprägt ist [A7]. Auch bei dem größten deutschen Verteilnetzbetreiber, der Westnetz GmbH, stellt die kontinuierliche Steigerung der Versorgungssicherheit ein wesentliches Unternehmensziel dar [A8]. Für die Energieversorgung bedeutet der Begriff der Versorgungssicherheit, dass jederzeit das Gleichgewicht zwischen erzeugter Leistung und der aktuellen Nachfrage der Stromverbraucher gewährleistet werden muss. Unvorhersehbare Ereignisse, wie der Ausfall eines Kraftwerks oder wechselnde Verbraucherlasten sind Ursachen für ein Leistungsungleichgewicht. Auch durch die zunehmende Anzahl an erneuerbare Energie Anlagen (EEA) kann es zu unvorhersehbaren Schwankungen in der Erzeugung kommen, welche Defizite im

Leistungsgleichgewicht verursachen können. Ein wesentlicher Grund ist, dass anders als die Energiegewinnung aus Wasser oder aus konventionellen Kraftwerken, welche gut prognostizierbar eingesetzt werden, die Leistungsbereitstellungen aus Windkraftanlagen (WKA) und Photovoltaikanlagen (PV-Anlagen) nur schwer einzuplanen sind [A9, A10]. Diese werden vor allem auf Ebene der Verteilnetze angebunden. Aus Abbildung 1.1 kann entnommen werden, dass sich der Anteil installierter Leistung von EEA auf Verteilnetzebene mehr als verdreifacht hat. Der größte Anteil entfällt dabei auf die Mittelspannungsebene (MS-Ebene).

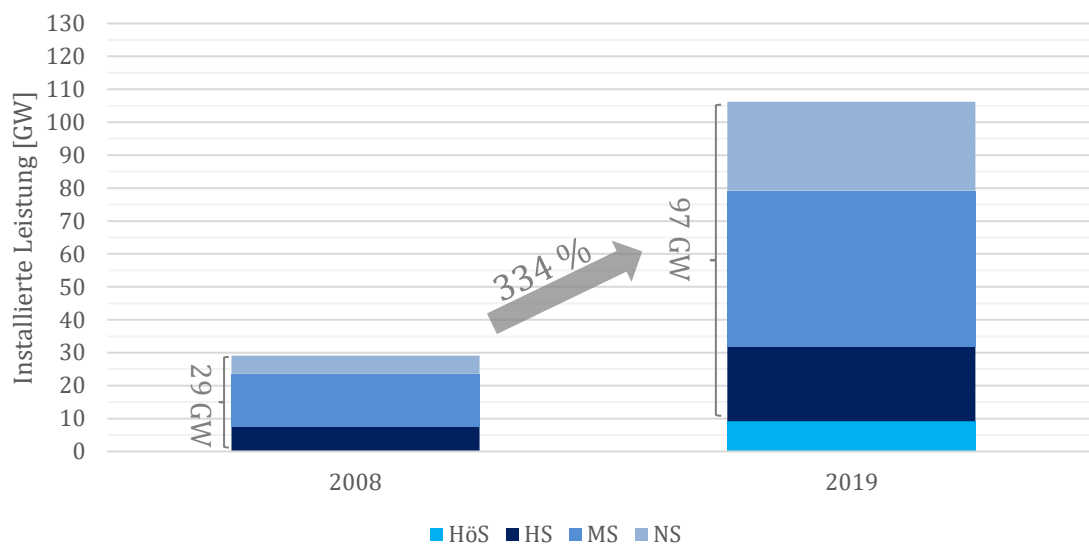


Abbildung 1.2: Entwicklung installierter Leistung von EEA in Deutschland nach Spannungsebenen
Quelle: [A11].

Der daraus resultierende Wandel der zuvor zentral geführten Energieerzeugung hin zu einer dezentralen Erzeugungsstruktur stellt Verteilnetzbetreiber vor neue Herausforderungen. Neben der ansteigenden Komplexität der Versorgungsaufgabe, u. a. aufgrund erhöhter Belastungen von Anlagen zur Energieverteilung, tritt bei einer dezentralen Erzeugungsstruktur ein weiteres relevantes Phänomen auf, welche als Teilnetzbildung bezeichnet wird.

Unter dem Begriff der Teilnetzbildung wird im Rahmen dieser Arbeit ein vom Verbundnetz getrennter und weiterhin unter Spannung stehender Abgang verstanden, welche nach einer Trennung vom vorgelagerten Netz unabsichtlich weiterhin unter Spannung steht. Ursachen können Schutzauslösungen oder planmäßige Schalthandlungen sein [A6, A12–A14].

Neben einer offenen Trennstelle zwischen dem Verbundnetz und dem isolierten Netzabschnitt ist eine zwingende Voraussetzung für das Entstehen von Teilnetzen die ausgeglichene Wirk- und Blindleistungsbilanz des unterlagerten Netzabschnittes zum Zeitpunkt der Trennung, sodass der Lastfluss über der Trennstelle hinreichend klein ist. Dass die Lasten durch die lokalen Erzeugungsleistungen in einzelnen Abgangsfeldern gedeckt werden, ist bereits heute zu beobachten und wird perspektivisch mit weiterer Verbreitung von dezentralen Erzeugungsanlagen (DEA) weiter ansteigen. Ist diese Voraussetzung erfüllt, besteht das Risiko, dass aufgrund der geringen Ausgleichsströme die Grenzwerte innerhalb der Entkupplungsschutzeinrichtungen, wie der maximal zulässigen Frequenzabweichung, nicht überschritten werden. Folglich speisen die im Teilnetz vorhandenen DEA weiterhin ein und stützen das Gesamtsystem. Darüber hinaus beteiligen sich eine Vielzahl von DEA mit ihren Regelungsfähigkeiten an den Systemdienstleistungen, welches die Aufrechterhaltung von Teilnetzen weiter begünstigt. So werden in den Normungen VDE-AR-N 4105 und VDE-AR-N 4110 für Kleinanlagen ab einer Summenscheinleistung von 270 kVA Grenzwerte an den Entkupplungsschutz festgelegt. Darüber hinaus werden Funktionen zur zeitlichen Begrenzung des eingespeisten Blindstromes (kurz FRT¹-Funktion) nach einer Fehlerklärung zur Spannungsstützung gefordert, wodurch Teilnetzbildungen weiter begünstigt werden [A6, A15–A17].

Aufgrund der Vielzahl fluktuierender DEA in den unteren Spannungsebenen, liegt der Fokus bei der Identifikation von Teilnetzen vor allem auf der Niederspannungsebene (NS-Ebene). Daher wird in der technischen Anschlussrichtlinie (VDE-AR-N 4105) gefordert, dass DEA in der NS-Ebene mit TIV ausgestattet werden müssen [A6]. In MS-Netzen existieren bislang keine Vorgaben. Es wurde bisher angenommen, dass aufgrund der großen Differenz zwischen den elektrischen Lasten und der Erzeugungskapazität ein lokales Gleichgewicht von Erzeugung und Verbrauch ausgeschlossen werden könne. Der anhaltende Zubau von weiteren leistungselektronisch gekoppelten DEA mit Regelfähigkeit von Frequenz und Spannung wird die Wahrscheinlichkeit von Teilnetzbildungen auf der MS-Ebene zukünftig weiter erhöhen. Die steigende Beobachtung realer Teilnetzereignisse sowie

¹ engl. Fault-ride-through

Erkenntnisse einer Risikobewertung aus dieser Arbeit zeigen auf, dass die Thematik der Teilnetzerkennung im Zuge des weiteren Ausbaus von DEA auch für die Mittelspannung relevanter wird [A18].

Der spanische Netzbetreiber Iberdrola berichtete im Jahr 2011 von einer Teilnetzbildung auf der MS-Ebene. Abbildung 1.3 stellt die damalige Situation dar.

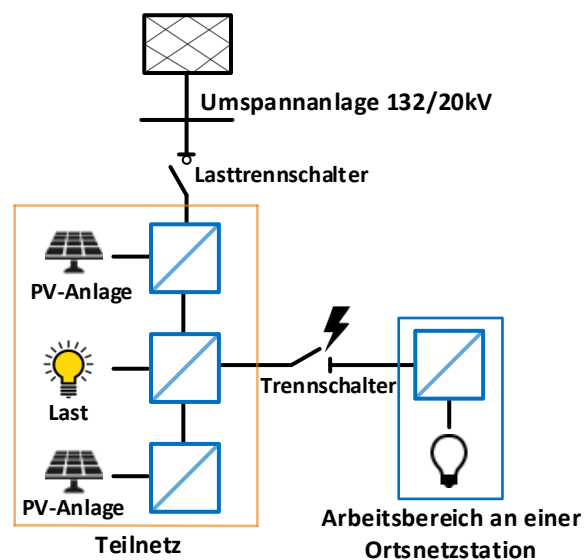


Abbildung 1.3: Teilnetzbildung im Verteilnetz der Iberdrola
Quelle: Modifiziert entnommen aus [A18].

Für Wartungsarbeiten an einer Ortsnetzstation wurde der Lasttrennschalter des betroffenen 20kV-Abgangs in der Umspannanlage geöffnet und gegen Wiedereinschalten gesichert. Daraufhin wurde angenommen, dass der Abgang spannungsfrei ist. Beim Öffnen des MS-Trennschalters am Übergabepunkt des Arbeitsbereichs kam es zu einem Lichtbogenereignis, wodurch der Trennschalter durch Überschreitung der zulässigen Strombelastbarkeit zerstört wurde. Glücklicherweise wurde keine Person verletzt. Das Personal war der Ansicht, dass am Trennschalter keine Spannungsprüfung erforderlich sei, da das Freischalten in den fünf Sicherheitsregeln vor der Spannungsprüfung eingeordnet ist. Analysen zeigten auf, dass zum Zeitpunkt der Öffnung des Lasttrennschalters in der Umspannanlage die lokale Last von 2,5 MW durch die lokale PV-Einspeisung nahezu gedeckt war. Die Beträge von Spannung und Frequenz oszillierten innerhalb der durch den Entkupplungsschutz vorgegebenen Grenzwerte, so dass der MS-Abgang weiter betrieben wurde. Nach ungefähr zwölf Minuten konnte das System durch manuelles Herunterfahren eines größeren PV-Parks abgeschaltet werden [A6, A18].

Das Beispiel zeigt auf, dass Teilnetzbildungen bereits heute mit konkreten Risiken für Menschen und Betriebsmittel verbunden sind. Daher empfiehlt unter anderem die Deutsche Energie-Agentur GmbH, kurz DENA, in einer Studie von 2017 weitergehende Untersuchungen zur Wirksamkeit von Identifikationsverfahren und die Durchführung von Pilotprojekten zur Integration von Teilnetzerkennungsverfahren in MS-Netzen [A12].

1.2 Zielsetzung und Strukturierung der Arbeit

Aufbauend aus dieser Anforderung und der damit verknüpften Problemstellungen werden die Zielsetzung und die daraus abgeleiteten Forschungsfragen dieser Arbeit identifiziert. Ziel dieser Dissertation ist die Entwicklung eines neuartigen adaptiven Verfahrens zur Identifikation von Mittelspannungsteilnetzen basierend auf einem dezentral passiven Ansatz. Hierzu werden konkrete Anforderungen an den Identifikationsalgorithmus sowie an die praktische Implementierung erarbeitet und berücksichtigt.

Daraus ergeben sich vier zentrale für diese Dissertation angeleitete Forschungsfragen:

1. Warum und in welchem Umfang kommt es zukünftig in MS-Netzen zu Teilnetzbildungen, welche Auswirkungen hat dies für den Netzbetrieb und welche Bedeutung für den Einsatz von Identifikationsstrategien auf MS-Ebene lässt sich hieraus ableiten?
2. Auf Grundlage welcher Anforderungen lassen sich Verfahren zur Identifikation von Niederspannungsteilnetzen auf die MS-Ebene übertragen und wie lassen sich diese klassifizieren?
3. Wie lassen sich Teilnetze auf MS-Ebene zuverlässig und nachhaltig identifizieren? Welches Systemkonzept ist zu berücksichtigen, welche Systemparameter und welcher Hardwareeinsatz sind für einen skalierbare Umsetzung des TIV erforderlich?
4. Wie kann die Wirksamkeit und praktische Umsetzung des entworfenen TIV simulativ und praktisch evaluiert werden?

Die Dissertation ist in sieben Kapitel untergliedert. Abbildung 1.4 visualisiert den Aufbau und die zentralen Inhalte der Kapitel und Abschnitte.

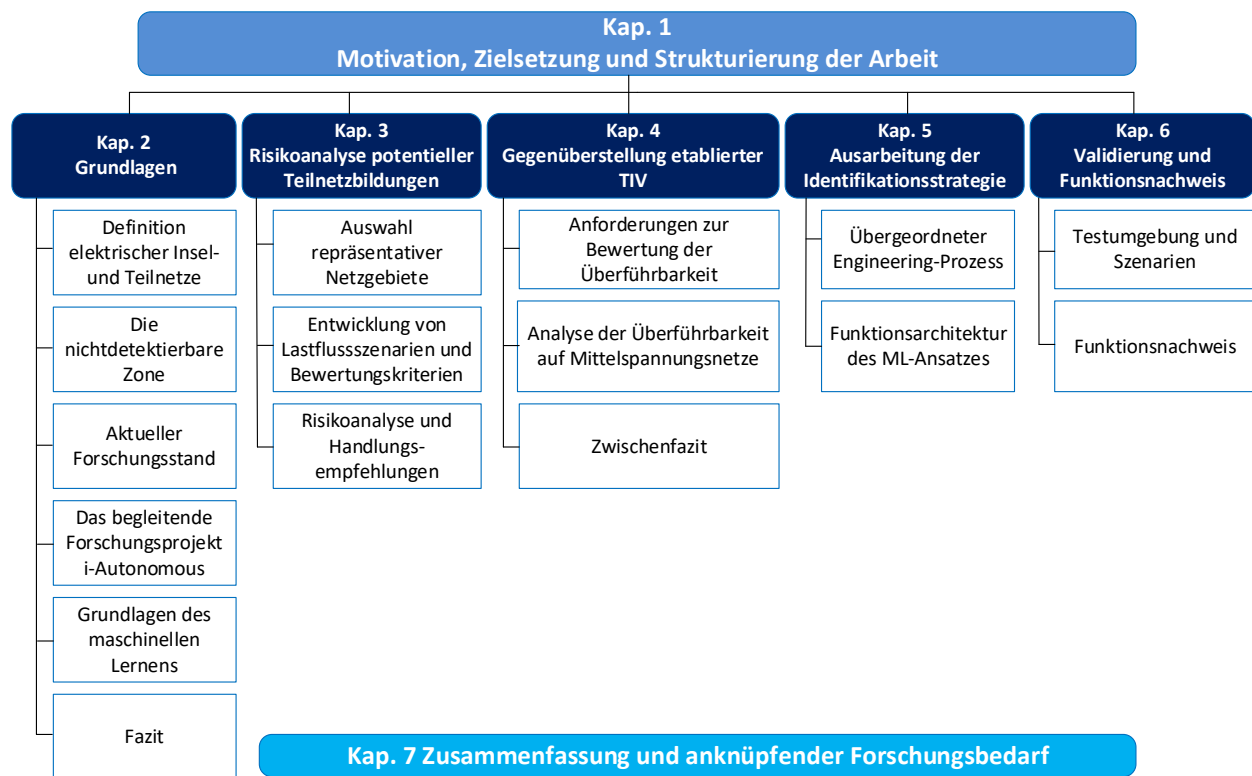


Abbildung 1.4: Strukturierung der Arbeit

Aufbauend auf dem ersten Kapitel der Motivation, der Zielsetzung und der damit verknüpften abgeleiteten Forschungsfragen werden in Kapitel 2 die Grundlagen elektrischer Teilnetze und des maschinellen Lernens dargestellt. Hierzu wird zunächst eine Abgrenzung der Begrifflichkeiten elektrischer Insel- und Teilnetze vorgenommen. Daraufhin wird die nichtdetektierbare Zone (NDZ) als etabliertes Bewertungskriterium von TIV beschrieben. Anschließend erfolgt die Darstellung des aktuellen Forschungsstandes bei der Identifikation von Teilnetzen in den verschiedenen Spannungsebenen. Im Folgenden wird das mit dieser Dissertation verknüpfte Forschungsprojekt mit der Projektbezeichnung *i-Autonomous* beschrieben, die Zusammenhänge zu dem Forschungsansatz hergestellt und die für diese Arbeit erforderlichen Grundlagen des ML dargelegt. Abschließend wird auf Basis der erarbeiteten Grundlagen sowie anhand der daraus identifizierten Problemstellungen ein Fazit gezogen. Im darauffolgenden dritten Kapitel wird die erste Forschungsfrage durch eine Risikopotentialanalyse von Teilnetzbildungen in repräsentativen Netzgebieten der Westnetz GmbH beantwortet. Die Ergebnisse

dieser Analyse werden als weitergehende Motivation zur Implementierung von TIV in MS-Netzen verwendet. Darauf aufbauend wird zur Beantwortung der zweiten Forschungsfrage eine Gegenüberstellung etablierter TIV für Niederspannungsnetze (NS-Netze) unter Berücksichtigung definierter Anforderungen an ein TIV für die MS-Ebene vorgenommen. Zur objektiven Bewertung verschiedener TIV werden neue allgemeingültige Vergleichskriterien eingeführt, welche unter anderem die Wirksamkeit für die Mittelspannung berücksichtigen. Die Ergebnisse der Gegenüberstellung stellen eine wesentliche Grundlage für die Entwicklung der im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Teilnetzidentifikationsstrategie dar, welche in Kapitel 5 beschrieben wird. Damit wird auch die dritte Forschungsfrage dieser Dissertation beantwortet. Dabei werden der Engineeringprozess sowie die Funktionsarchitektur des Algorithmus im Detail beschrieben. Abschließend wird ausgehend aus der vierten und letzten Forschungsfrage das entworfene TIV unter Zuhilfenahme dynamischer Netzsimulationen sowie anhand eines Echtzeitsimulators theoretisch und praktisch evaluiert und die resultierenden Ergebnisse kritisch hinterfragt.

2 Grundlagen elektrischer Teilnetze und des maschinellen Lernens

In diesem Kapitel werden die theoretischen Grundlagen elektrischer Teilnetze sowie des maschinellen Lernens dargestellt. Im ersten Schritt erfolgt die Begriffsdefinition anhand einer Abgrenzung von Insel- und Teilnetzen. Darauffolgend werden die Voraussetzungen sowie Szenarien von Teilnetzbildung beschrieben. Im nächsten Schritt erfolgt die Darstellung der NDZ als grundlegendes Bewertungskriterium der Wirksamkeit von TIV. Nachdem abschließend die Grundlagen des maschinellen Lernens dargestellt werden, wird der Stand des Wissens bei der Identifikation von Teilnetzen in den unterschiedlichen Spannungsebenen beschrieben. Dieser Wissensstand stellt die Grundlage für die Entwicklung des TIV für MS-Netze dar.

2.1 Definition elektrischer Insel- und Teilnetze

Die Begriffe der Insel- und Teilnetze wurden bisher nicht einheitlich definiert. In der Literatur [A19–A21] werden unterschiedliche Definitionen in verschiedensten Zusammenhängen vorgeschlagen. Der VDE verwendet beispielsweise den Begriff der „ungewollten Inselnetze“ und definiert diesen wie folgt [A20]:

„[...] ein Zustand in einem Stromversorgungsnetz, welcher Erzeugung und Belastung enthält, in dem der vom System getrennte Rest weiterhin versorgt wird. Erzeugung und Lasten können jede Kombination aus kundeneigenen und versorgereigenen Einrichtungen sein.“

Um für diese Arbeit eine konkrete Abgrenzung der Begriffe von Teil- und Inselnetzen abzuleiten, werden im Folgenden verschiedene Definitionen aus der einschlägigen Literatur gegenübergestellt. Abbildung 2.1 verdeutlicht die Abgrenzung der einzelnen Definitionen, abhängig von verschiedenen Eigenschaften der Versorgungsstruktur. So richtet sich der Fokus bei der bereits aufgeführten Definition vom VDE u. a. auf die räumliche Begrenzung des Versorgungsgebiets mit mehreren Erzeugungsanlagen (EZA) und Lasten.

Tabelle 2.1: Gegenüberstellung der Definitionen von Teil- und Inselnetz

Quellen: [6–8, 13–17].

Eigenschaften des Versorgungsgebietes	Inselnetz				Teilnetz			
	Aussage trifft zu:							
	IEEE 1547	H. Mrugowsky	VDE DIN EN 62116	S. Palm	IEEE 1547	H. Mrugowsky	VDE DIN EN 62116	S. Palm
Räumlich begrenztes und elektrisch isoliertes Versorgungsgebiet mit Erzeugung und Last	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Ausgeglichene Leistungsbilanz innerhalb des Versorgungsgebiets	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Die Weiterversorgung ist bereits durch einen Netzbildner möglich	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Auf Grundlage einer Störung entstehende Versorgungsstruktur	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Weiterversorgung nach einer Störung	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Beabsichtigter Netzbetrieb	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Festgelegte geographische Größe	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Die Gegenüberstellung zeigt auf, dass unter dem Begriff der Teilnetze vor allem Versorgungsstrukturen verstanden werden, welche unbeabsichtigt auftreten, von der Größe her unbestimmt sind und durch eine Schalthandlung physikalisch isoliert vom Verbundsystem betrieben werden. Auslöser sind u. a. Störungen in übergeordneten Netzen. Inselnetze hingegen sind beabsichtigt und von der Größe definierte Versorgungsstrukturen, welche ebenfalls physikalisch isoliert vom Verbundsystem betrieben werden. Allerdings beabsichtigen Inselnetze eine Weiterversorgung unter Berücksichtigung geeigneter Regel- und Schutzkonzepte für einen geregelten und sicheren Netzbetrieb. Beide Topologien können sich auf einen Abgang, einen Teil eines Abganges oder auf ein gesamtes Netzgebiet über mehrere Spannungsebenen hinweg beschränken.

Mit diesem Hintergrund werden im Rahmen dieser Arbeit folgende Definitionen für Teil- und Inselnetze eingeführt:

„Der Begriff **Inselnetz** beschreibt eine physikalisch vom Verbundsystem isolierte und von der Größe deutlich begrenzte Versorgungsstruktur, welche das Ziel der Weiterversorgung beabsichtigt. Zum Ausgleich der Leistungsbilanz werden vom Verbund entkoppelte Konzepte zur Erbringung von Systemdienstleistungen, wie beispielsweise angepasste Regelungskonzepte, gefordert.“

„Der Begriff **Teilnetz** beschreibt eine physikalisch vom Verbundsystem isolierten und von der Größe unbestimmten Abgang, welcher aufgrund auftretender Störungen unbeabsichtigt weiterhin unter Spannung steht. Der Teilnetzbetrieb verfolgt nicht das Ziel einer Weiterversorgung. Vielmehr vollzieht sich dieser Vorgang außerhalb des Kontrollbereichs des Netzbetreibers, sodass Systemgrößen des getrennten Netzabschnitts nicht aktiv beeinflussbar sind. Eine Überführung in einen Inselnetzbetrieb ist tendenziell möglich, wenn die Anforderungen an einen stabilen Netzbetrieb durch vorhandene Konzepte zur Bereitstellung und Abruf von Systemdienstleistungen gewährleistet werden können.“

2.2 Die Nichtdetektierbare Zone als Bewertungskriterium

Die NDZ wird zur Bewertung der Wirksamkeit von TIV herangezogen. In Abbildung 2.1 ist ein NDZ-Diagramm schematisch dargestellt.

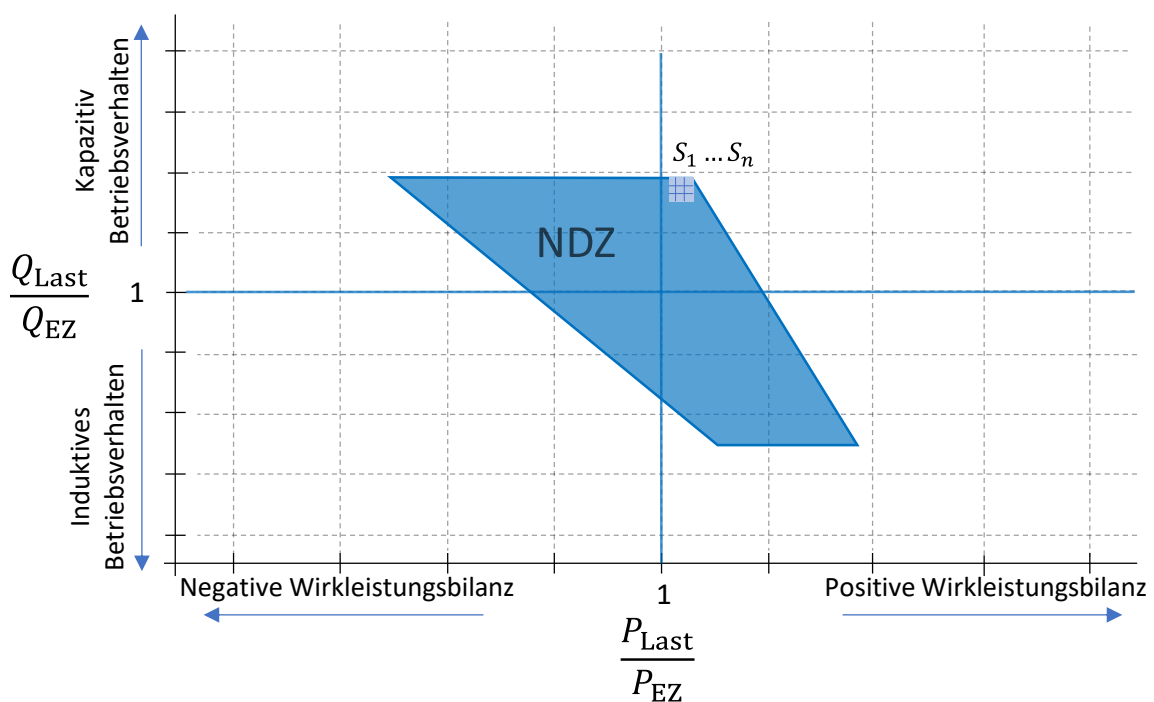


Abbildung 2.1: Schematische Darstellung der Nichtdetektierbaren Zone
Quellen: [A6, A12, A17, A22].

Die Achsen sind dem Erzeugerzählpeilsystem nach beschriftet und beziehen sich auf den getrennten Netzabschnitt. Die Beschriftungen sind wie folgt definiert:

Q_{Last}	Gesamter induktiver sowie kapazitiver Blindleistungsbedarf der Lasten
Q_{EZ}	Summe der kapazitiven sowie induktiven Blindleistungsbereitstellung aller EZA
P_{Last}	Gesamter Wirkleistungsbedarf aller Lasten
P_{EZ}	Summe der Wirkleistungsbereitstellung aller EZA

Die Abszisse stellt das Verhältnis des Wirkleistungsbedarfs zur aktuell zur Verfügung stehenden Wirkleistung durch die EZA im getrennten Netzabschnitt dar. Auf der Ordinate ist das Verhältnis des Blindleistungsbedarfs zur Blindleistungsvergabe der im getrennten Netzabschnitt befindlichen EZA angegeben. Damit werden innerhalb des NDZ-Diagramms alle Betriebspunkte der EZA und Lasten bezogen auf ihre Wirk- und Blindleistungsabgabe bzw. -aufnahme klassifiziert. Der blau markierte Bereich zeigt die NDZ und stellt die Betriebspunkte S_n dar, bei denen das eingesetzte TIV ein Teilnetz aufgrund einer Unterschreitung eines festgelegten Grenzwertes nicht erkennt. Beim herkömmlichen Entkuppungsschutz liegen die Grenzwerte beispielsweise nach der VDE-AR-N 4105 Anwendungsregel bei $47,5 \text{ Hz} < f_N < 51,5 \text{ Hz}$ [A16]. Befindet sich die Frequenz während der Teilnetzbildung in diesem Intervall, wird das Teilnetz durch den Entkuppungsschutz nicht erkannt. Der Schnittpunkt der Betriebspunkte, bei dem die Wirk- und Blindleistungsbilanzen innerhalb des getrennten Abschnitts übereinstimmen, befindet sich zentral in der NDZ. Bei diesem Betriebspunkt sind demnach die geringsten Abweichungen der überwachten Systemgrößen zu erwarten.

Diese Aussage unterstreicht die These, dass die Wahrscheinlichkeit einer Teilnetzbildung maximiert wird, wenn zum Zeitpunkt der Trennung der Wirk- und Blindleistungsbedarf durch DEA innerhalb des getrennten Netzabschnitts gedeckt ist. Je kleiner die NDZ, desto wirksamer ist demnach das TIV.

Neben der Wirksamkeit von TIV lassen sich weitere Informationen aus der NDZ herleiten. So kann ermittelt werden, bei welchem Systemverhalten

(induktiv/kapazitiv) eine Teilnetzbildung wahrscheinlich ist. Befindet sich die NDZ vorzugweise im 4. Quadranten, kann angenommen werden, dass neben der Bedingung der ausgeglichenen Wirk- und Blindleistungsbilanz eine Teilnetzbildung bei positiven Wirkleistungsbezug zum Verbundnetz und induktivem Netzverhalten wahrscheinlich ist [A6, A12, A22].

Um die Wirksamkeit verschiedener TIV zu beschreiben, wird basierend auf der NDZ der Risikopotential-Indikator A_{RPI} definiert:

$$A_{RPI} = \left(1 - \frac{\sum S_{NDZ}}{\sum S_{Total}}\right) \cdot 100 \% \quad (2.1)$$

$\sum S_{NDZ}$ Summe der Betriebszustände innerhalb der NDZ

S_{Total} Summe aller Betriebszustände

Der Risikopotential-Indikator berechnet sich aus dem Quotienten der Summe aller Betriebszustände, welche der NDZ zugeordnet sind und der Summe aller möglichen Betriebszustände. Die Anzahl möglicher Betriebszustände wird dabei aus den zulässigen technologiespezifischen Grenzen der Wirk- und Blindleistungsabgabe bzw. -bezug der Lasten und DEA abgeleitet.

2.3 Aktueller Forschungsstand bei der Teilnetzidentifikation

Im Rahmen dieses Abschnitts wird der aktuelle Stand des Wissens zum Themengebiet der Teilnetzbildung und -identifikation dargestellt. Im ersten Schritt wird die Bedeutung von TIV für den Verteilnetzbetrieb durch die Darstellung bestehender Risiken von Teilnetzbildungen dargestellt. Anschließend wird der aktuelle Forschungsstand bei der Erkennung von Teilnetzen sowie das dieser Promotion begleitende Forschungsprojekt beschrieben und abgegrenzt. Abschließend erfolgt auf Grundlage des Wissenstandes und der daraus resultierenden Problemstellungen die Ableitung der Forschungsfragen dieser Dissertation.

2.3.1 Risiken während des Teilnetzbetriebs

Als Grundlage für die Bewertung und Entwicklung von Verfahren zur Identifikation von Teilnetzen in MS-Netzen, werden im Rahmen dieses Abschnitts die Risiken sowie

der aktuelle Forschungsstand bei der Identifikation von Teilnetzen in den unterschiedlichen Spannungsebenen dargestellt.

Tabelle 2.2 verdeutlicht die Risiken, welche bei einer Teilnetzbildung bzw. während des Teilnetzbetriebs für Mensch und Betriebsmittel hervorgehen.

Tabelle 2.2: Risiken von Teilnetzbildungen
Quellen: [A6, A14, A15, A18, A23, A24].

Risikobeschreibung	Einfluss auf...	
	Mensch	Netz- betrieb
Gefahr der Körperdurchströmung aufgrund weiterhin anstehender Spannung nach Schalteröffnung	x	
Verringerte Spannungsqualität		x
Asynchrones Schalten hoher Ausgleichsströme	x	x
Versagen des Netzschutzes aufgrund veränderter Kurzschlussleistung	x	x
Verlust der Kontrolle des Teilnetzes		x

Der erste Punkt bezieht sich auf die Arbeitssicherheit der Mitarbeitenden des Verteilnetzbetreibers. Da sich innerhalb des Teilnetzes ein elektrisches Leistungsgleichgewicht zwischen den DEA und den lokalen elektrischen Lasten einstellt, liegt weiterhin eine Spannung an. Bei Nichteinhaltung der 5-Sicherheitsregeln, hier speziell die Feststellung der Spannungsfreiheit, besteht die Gefahr einer Körperdurchströmung. Das Beispiel aus Abschnitt 1.1 im MS-Netz bei Iberdrola zeigt auf, wie konkret dieses Risiko tatsächlich ist. Darüber hinaus können die im Teilnetz befindlichen Betriebsmittel und EZA der Netzanschlusskunden aufgrund der verringerten Versorgungsqualität, ausgelöst durch Phasenverschiebungen der Leiterspannungen, Flicker oder Oberschwingungen, in ihrer Funktion eingeschränkt oder beschädigt werden. Wer bei einer Beschädigung von Betriebsmitteln die Haftung übernimmt, ist aktuell nicht eindeutig geklärt. Auch hier kann das Beispiel des spanischen Energieversorgers herangezogen werden, da netzrelevante Anlagen beschädigt wurden. Aber auch asynchrone Zu- oder Abschaltungen eines bestehenden Teilnetzes vom Verbundsystem, beispielsweise durch eine automatische Wiedereinschaltung, können aufgrund der entstehenden Ausgleichsvorgänge vorhandene Anlagenteile belasten oder zerstören [A6, A15, A18, A24]. Ein weiteres Risiko stellt die verringerte Kurzschlussleistung innerhalb des Teilnetzes dar. Aufgrund der im Vergleich zum Verbundnetz vergrößerten

Netzimpedanz verringert sich im Fehlerfall der Kurzschlussstrom, so dass die zulässigen Toleranzbänder innerhalb der Schutzgeräte nach DIN EN 50160 nicht überschritten werden. Dies führt dazu, dass die im Teilnetz vorhandenen Schutzgeräte nicht ansprechen. Ein vollständiger Netzschutz kann demnach nicht gewährleistet werden [A6, A24]. Als letztes ist aufzuführen, dass der verantwortliche Verteilnetzbetreiber nach der Trennung des Netzabschnittes keinen aktiven Einfluss auf die Systemgrößen und damit auf die Lastflüsse hat. Das Teilnetz wird demnach außerhalb des Kontrollbereiches des zuständigen Verteilnetzbetreibers betrieben [A6].

Die beschriebenen Risiken zeigen die Relevanz der Erforschung und Implementierung von TIV auf. Vor allem das Beispiel bei Iberdrola verdeutlicht, dass Teilnetze ebenfalls in MS-Netzen entstehen können und bereits heute ein konkretes Risiko für den sicheren und kontrollierten Netzbetrieb darstellen.

Aus diesen Gründen ist die Thematik in den letzten Jahren in den Mittelpunkt der Forschung gerückt [A23]. Es werden unterschiedliche Ansätze in allen Spannungsebenen diskutiert. Diese werden im Folgenden beschrieben.

2.3.2 Etablierte Teilnetzidentifikationsverfahren und Forschungsansätze

Im Rahmen dieses Abschnitts wird der aktuelle Forschungsstand zur Identifikation von Teilnetzen in Abhängigkeit der Spannungsebenen dargestellt.

Teilnetzidentifikation in der Niederspannung

In der Vergangenheit wurden Teilnetzbildungen vor allem in NS-Netzen beobachtet, da eine geringe Erzeugungsleistung notwendig ist, um die Lasten zu decken. Bildet sich ein Teilnetz auf NS-Ebene aus, muss dieses zuverlässig, schnell und sicher identifiziert und abgeschaltet werden. Die technischen Anschlussregeln Niederspannung definiert zeitliche Vorgaben zur Identifikation und Abschaltung von Teilnetzen. Wird das Teilnetz durch ein Störereignis ausgelöst, müssen diese bei aktivierter dynamischer Netzstützung innerhalb von max. 9 Sekunden abgeschaltet sein. Andernfalls wird eine maximale Dauer von 2 Sekunden für die Identifikation und Abschaltung festgelegt. Auch internationale Gremien, wie die IEEE Standards Association, legen in ihrer Norm eine maximale Zeitspanne von 2 Sekunden fest [A19]. Um die dynamische Netzstützung von EZA nicht zu beeinflussen, wird darüber

hinaus gefordert, das TIV für die Dauer der Erhöhung der Wirkleistungseinspeisung zu deaktivieren. Bleibt die Teilnetzerkennung dennoch in Ausnahmefällen aktiv, so darf diese die dynamische Netzstützung und die sich daran anschließende Erhöhung der Wirkleistungseinspeisung nicht beeinflussen [A16].

Um Teilnetze auf NS-Ebene unter diesen Vorgaben identifizieren zu können, sind in der Vergangenheit zahlreiche Verfahren entwickelt, getestet und etabliert worden [A6, A12, A16, A25]. Die Abbildung 2.2 zeigt eine Übersicht etablierter TIV und deren Klassifizierung.

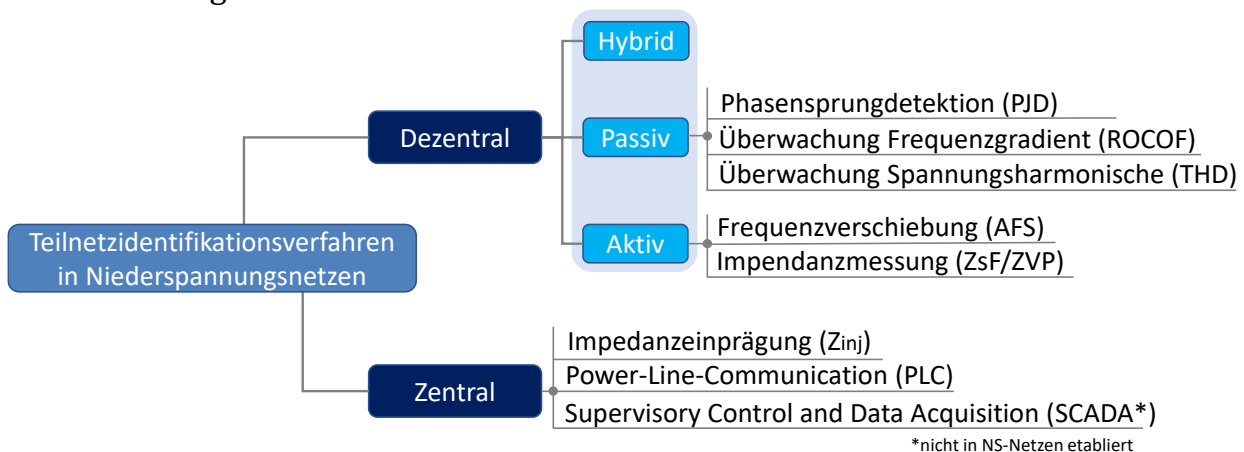


Abbildung 2.2: Übersicht etablierter Teilnetzidentifikationsverfahren in der Niederspannung
 Quellen: [A6, A16, A22, A25, S26].

Dabei wird zwischen dezentralen und zentralen Verfahren unterschieden, wohingegen dezentrale Verfahren wiederum in passive, aktive und hybride Verfahren untergliedert werden. Für eine detaillierte Darstellung der einzelnen TIV wird auf die einschlägige Literatur verwiesen [A6, A12, A14, A22, A25, A27, A28].

Dezentrale TIV sind mit dem Netz- und Anlagenschutz (NA-Schutz) jeder EZA verknüpft. Die technischen Anschlussregeln Niederspannung fordern, dass jede Anlage mit einem NA-Schutz ausgestattet werden muss, um diese jederzeit vom Netz trennen zu können [A6]. Wird ein Teilnetz identifiziert, erfolgt ein Impuls an den NA-Schutz, welcher die Anlage vom Netz trennt.

Dezentral passive TIV basieren auf einer kontinuierlichen Überwachung von Systemgrößen, wie der Spannungsharmonischen, der Phasenlage oder des Frequenzgradienten. Abbildung 2.3 verdeutlicht das Prinzip anhand eines Blockschaltbildes.

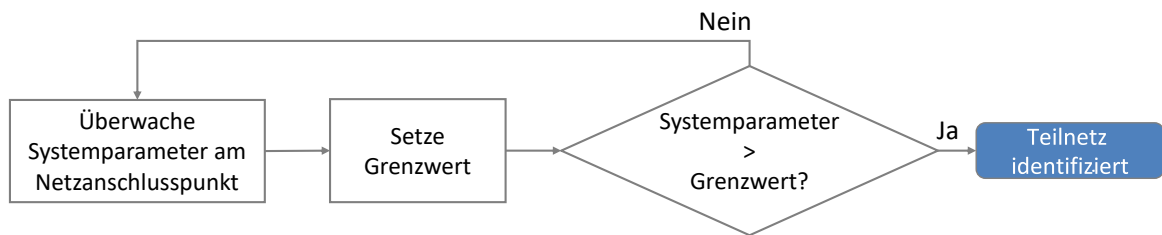


Abbildung 2.3: Blockschaltbild dezentral passiver Teilnetzidentifikationsverfahren
Quelle: Modifiziert entnommen aus: [A14].

Die ermittelten Effektivwerte der Systemparameter werden mit einem festgelegten statischen Grenzwert verglichen [A29, A30]. Diese werden abhängig von der eingesetzten Identifikationsstrategie durch die VDE-Anwendungsregeln festgelegt [A16]. So wird zum Beispiel bei Überwachung des Frequenzgradienten ein Grenzwert von 2 Hz/s mit einem Mindestzeitraum für die Messung von 0,5 Sekunden empfohlen [A23]. Bei Überschreitung des Grenzwertes übermittelt das TIV das Aus-Signal an den NA-Schutz, andernfalls wird die Überwachung des Systemparameters am Netzanschlusspunkt zyklisch fortgesetzt.

Wesentliche Vorteile passiver TIV sind die einfache und ortsungebundene Integration sowie eine schnelle Detektionszeit. Darüber hinaus findet kein Einfluss auf die Spannungsqualität statt, da allein Messgrößen ermittelt und weiterverarbeitet werden. Allerdings existiert aufgrund der definierten Grenzwerte eine NDZ, welche abhängig vom beobachteten Systemparameter sowie von der Messgenauigkeit der Sensorik groß ausfallen kann. Darüber hinaus wird die Grenzwertermittlung aufgrund stetig veränderter Rahmenbedingungen, wie der Integration neuer Regelungsfunktionen von Wechselrichtern, fortlaufend erschwert [A12, A14, A31]. Im Anhang dieser Arbeit ist eine Übersicht der Merkmale sowie nationaler und internationaler Grenzwerte dezentral passiver TIV aufgeführt.

Bei dezentral aktiven TIV findet eine zyklische Beeinflussung von Netzparametern über eine Anpassung der Regelung innerhalb der DEA statt. Abbildung 2.4 zeigt den Prozess auf.

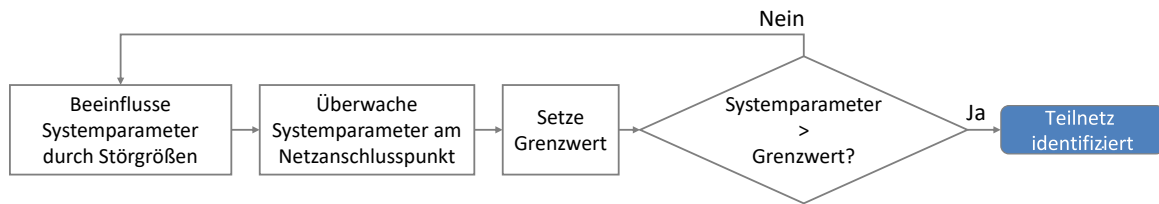


Abbildung 2.4: Blockschaltbild dezentral aktiver Teilnetzidentifikationsverfahren
 Quelle: Modifiziert entnommen aus: [A14].

So wird durch eine zielgerichtete Einspeisung von Störgrößen und anschließender Beobachtung der Änderungsraten der Systemgrößen auf ein Teilnetz geschlossen. Bei dem Frequenzverschiebungsverfahren wird die Frequenz durch die Einspeisung eines überschwingungsbehafteten Stromes gezielt beeinflusst. Bildet sich ein Teilnetz, ist die Frequenzabweichung größer als im Verbundbetrieb, so dass der NA-Schutz die Anlage vom Netz trennt. Das Verfahren zur Impedanzmessung basiert auf der Grundlage, dass die Spannungsharmonischen während des Teilnetzbetriebs aufgrund der vergrößerten Netzimpedanz zunehmen. Als Störgröße wird analog zum Frequenzverschiebungsverfahren ein überschwingungsbehafteter Strom oder eine Variation der eingespeisten Wirkleistung der DEA eingesetzt. Übersteigt der resultierende Betrag der Spannungsharmonischen ein festgelegter Grenzwert, erfolgt die Trennung der EZA über den NA-Schutz.

Ein wesentlicher Vorteil aktiver Verfahren liegt vor allem in der verringerten NDZ, weil durch die aktive Beeinflussung der Systemparameter eine Teilnetzidentifikation auch bei einem nahezu ausgeglichenen Wirk- und Blindleistungsverhalten erfolgreich ist. Demgegenüber existieren negative Merkmale, wie die negative Beeinflussung der Spannungsqualität durch die Einprägung von Störgrößen während des Verbundbetriebs. Des Weiteren sind auch diese Verfahren abhängig von einem definierten statischen Grenzwert, weshalb Fehldetektionen analog zu den passiven Verfahren möglich sind.

Hybride Verfahren hingegen verknüpfen die Eigenschaften passiver und aktiver Methoden, um die vorhandenen Nachteile beider Verfahren zu begrenzen. Das Blockschaltbild in Abbildung 2.5 verdeutlicht den zweistufigen Ansatz.

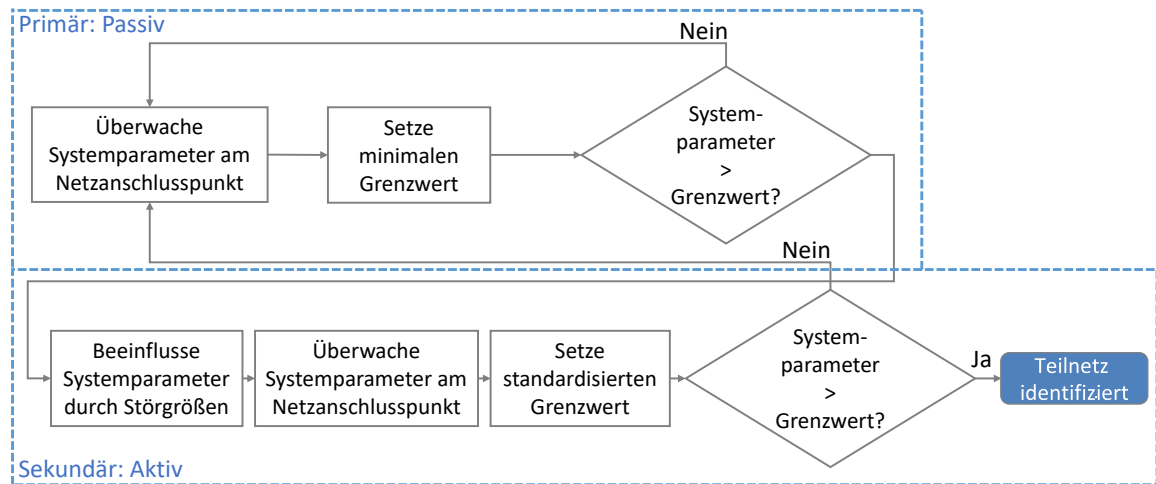


Abbildung 2.5: Blockschaltbild hybrider Teilnetzidentifikationsverfahren
 Quelle: Modifiziert entnommen aus: [A14].

Um kontinuierliche negative Netzurückwirkungen zu reduzieren, werden primär passive TIV eingesetzt. Dabei wird die Sensibilität des TIV durch Minimierung des Intervalls zwischen minimalen und maximalen Grenzwert angepasst, so dass bereits kleinere Störungen im Verbundnetzbetrieb als Teilnetze interpretiert werden. Identifiziert das passive Verfahren ein Teilnetz, erfolgt in einem sekundären Schritt die Detektion durch ein aktives TIV mit entsprechend geringer NDZ. Bestätigt sich die Annahme durch Überschreitung des Grenzwertes, wird die DEA durch den NA-Schutz vom Netz getrennt. Andernfalls wird die Überwachung des Netzes durch das passive TIV fortgesetzt.

Zentrale Identifikationsverfahren basieren auf der Verarbeitung von Informationen über Kommunikationsschnittstellen. Diese Informationen werden innerhalb des Netzes ermittelt und auf einer zentralen Einheit weiterverarbeitet. Neben Power-Line-Communication, kurz PLC, ist in der Theorie ebenfalls eine Verknüpfung zu einem SCADA-System möglich. Diese Art von Schnittstellen sind in NS-Netzen allerdings nicht vorzufinden, wodurch eine flächendeckende Umsetzbarkeit via SCADA kritisch zu hinterfragen ist. Aus diesem Grund wird die Funktionsweise aktiver TIV im Folgenden mittels PLC dargestellt.

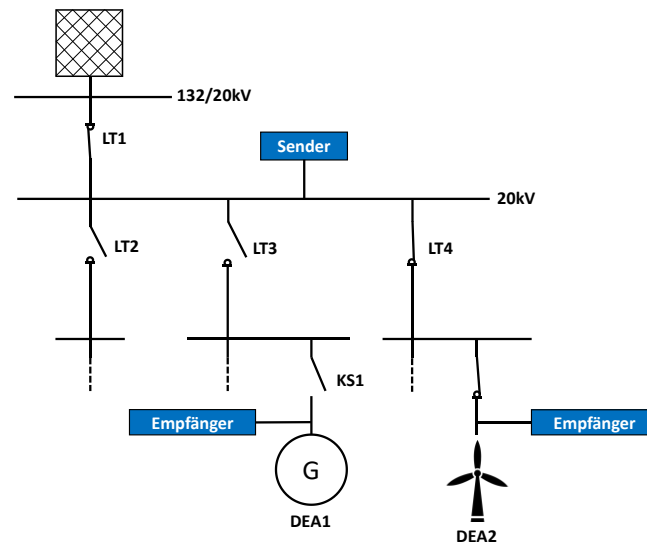


Abbildung 2.6: Funktionsweise aktiver Teilnetzidentifikationsverfahren. Hier: PLC
 Modifiziert entnommen aus: [A29].

Der Sender, welcher am Abgangsfeld installiert ist, moduliert als zentrale Einheit ein hochfrequentes Trägersignal über einen Kuppeltransformator auf die Netzfrequenz. Das Signal wird von Empfängern, welche innerhalb des NA-Schutzes der DEA installiert sind, empfangen. Solange die Signale von den Empfängern entgegengenommen werden, wird von einem Verbundbetrieb ausgegangen. Unter Betrachtung des Beispiels aus der Abbildung wird ein unplanmäßiges Öffnen des Lasttrennschalters LT3 zu einer abrupten Signalunterbrechung zwischen der DEA1 und dem zum Empfänger führen. Wird dieser Zustand erfasst, erfolgt eine sofortige automatisierte Trennung der DEA1 durch Öffnen des Kuppelschalters KS1. Informationen zu weiteren Ausführungen zentraler TIV aus der Abbildung 2.2 können aus [A29, A32, A33] entnommen werden.

Ein weiteres zentrales TIV stellt die Impedanzeinprägung dar. Der Ansatz besteht darin, eine Impedanz am Abgangsfeld zu positionieren, welche während jeder Schalthandlung nach einer Verzögerungszeit von einigen Sekunden zugeschaltet wird. Die verzögerte Zuschaltung wird aufgrund möglicher Fehlinterpretationen eingeführt. Durch die Zuschaltung wird die Blindleistungsbilanz sowie die Resonanzfrequenz des Abgangsfeldes gezielt verschoben, wodurch der Frequenzbetrag im Teilnetzbetrieb die zulässigen Grenzen der NA-Schutzeinrichtungen verlässt, welcher im Folge dessen die DEA vom Netz trennt [A6, A29, A32, A33].

Aufgrund der Tatsache, dass die Detektion allein durch logische Verknüpfungen umgesetzt wird, besitzen zentrale TIV keine NDZ. Abhängig von der eingesetzten Kommunikationstechnik werden Teilnetze dabei innerhalb weniger Sekunden erkannt. Darüber hinaus findet keine aktive Beeinflussung der Systemgrößen statt. Allerdings ist die Installation und die Wartung der notwendigen Kommunikationstechnik mit hohen Investitions- und Betriebskosten verbunden. Darüber hinaus führt eine Störung der Kommunikation zu einer direkten Fehlauslösung des TIV. Aus diesen Gründen werden zentrale TIV selten eingesetzt [A6, A29, A34].

Für die Bewertung der Funktionsweise der dargestellten dezentralen und zentralen TIV, kommt ein spezieller Schwingkreistest zum Einsatz. Dieser wird durch die europäische Norm DIN EN 62116:2011 vorgegeben und innerhalb der VDE-AR-N-4105 Anwendungsregel definiert. Nähere Informationen über den Aufbau und die Umsetzung des Schwingkreistests können aus [A6, A12] entnommen werden.

In der einschlägigen Literatur wird allerdings über die Wirksamkeit dieses Testverfahrens diskutiert, da ein vereinfachtes statisches Lastmodell aus einer Parallelschaltung von Widerstand, Induktivität und Kapazität verwendet wird. In [A6] wird beschrieben, dass das angenommene Lastmodell das reale Verhalten nicht hinreichend genau nachbildet, um Verfahren zur Teilnetzerkennung aussagekräftig testen zu können. Vor allem die Abhängigkeiten der Last bei variabler Spannung und Frequenz bleibt unberücksichtigt. Aus diesem Grund wurden auf Grundlage von Langzeitmessungen in Ortsnetzstationen entsprechende frequenz- und spannungsabhängige Lastmodelle entwickelt, parametrisiert und verifiziert. Auch reale Fälle zeigen auf, dass die vorgeschlagenen Prüfverfahren zur Verifizierung von TIV unzureichend sind, auch weil u. a. kritische Netz- und Betriebsmittelzustände nicht berücksichtigt werden [A6, A12]. Demnach besteht vor allem in der Weiterentwicklung der Modelle weiterer Forschungsbedarf.

Teilnetzidentifikation in der Mittelspannung

In der MS-Ebene existieren bislang keine Vorgaben zur Integration von TIV, da ein lokales Gleichgewicht zwischen Erzeugung und Verbrauch ausgeschlossen wurde. Nach aktuellem Stand wird davon ausgegangen, dass Teilnetze vom

Entkopplungsschutz zuverlässig identifiziert und sicher abgeschaltet werden. Wie bereits im Kapitel 2 dargestellt, zeigen reale Beispiele auf, dass die Beobachtung der Spannungs- und Frequenzabweichungen keine ausreichende Wirkung zeigen, um Teilnetze sicher und nachhaltig identifizieren zu können.

Anders als in der Niederspannung werden die Entkopplungsschutzeinrichtungen entsprechend der technischen Anschlussregeln Mittelspannung in jeder EZA bzw. jedem mittelspannungsseitigen Netzanschlusspunkt mit einer Summenwirkleistung >270 kW installiert. Die Einrichtung wird mit einem Spannungs- und Frequenzüberwachungs- sowie einem Q-U-Schutz ausgestattet. Die Überwachung erfolgt dabei dezentral innerhalb jeder Anlage. Ist die Anlage direkt mit einem mittelspannungsseitigen Netzanschlusspunkt verbunden, wird der entsprechende Leistungsschalter am Netzanschlusspunkt angesteuert, andernfalls erfolgt die Abschaltung über den Kuppelschalter der EZA. In der Anwendungsregel VDE-AR-N 4110 werden Einstellwerte für den Schutz von EZA angegeben, welche in der nachfolgenden Tabelle dargestellt sind [A17]:

Tabelle 2.3: Empfohlene Einstellwerte des MS-Schutz
Entnommen aus [A17].

Funktion	Einstellbereich des Schutzes	Empfohlene Schutz-Einstellwerte	
Spannungssteigerungsschutz	$1,00 - 1,30 U_N$	$1,25 U_N$	100 ms
Spannungsrückgangsschutz	$0,10 - 1,00 U_N$	$0,80 U_N$	1,5 – 2,4 s
Frequenzsteigerungsschutz	50,0 – 55,0 Hz	51,5 Hz	≤ 5 s
Frequenzrückgangsschutz	45,0 – 50,0 Hz	47,5 Hz	≤ 100 ms

Diese Einstellwerte wurden allein für den Schutz der Anlage dimensioniert und sind zur Identifikation von Teilnetzen nur bedingt geeignet. Aufgrund des großen Einstellbereichs zwischen minimalem und maximalem Grenzwert von Frequenz und Spannung kann davon ausgegangen werden, dass die resultierenden NDZ im Vergleich zu den Maßnahmen in NS-Netzen groß ausfallen. In [A6, E35, E36] sind NDZ von Entkopplungsschutzeinrichtungen ermittelt und analysiert worden. Auch hier ist ein deutlicher Trend vergrößerter NDZ und damit verringerter Wirksamkeiten der Teilnetzidentifikation zu erkennen. Die zeitlichen Vorgaben für eine erfolgreiche Detektion und Abschaltung werden dabei vom Netzbetreiber vorgegeben.

Aufgrund der beschriebenen Problematiken werden in der einschlägigen Literatur erste Ansätze zur Detektion von MS-Teilnetzen vorgeschlagen. In [A15] wird eine (Zwangs-) Abschaltung durch die, analog zum NS-Netz, verringerte Kurzschlussleistung von getrennten Netzabschnitten gefordert. Allerdings müssen vorerst Prozesse für eine flächendeckende skalierbare Umsetzung entwickelt werden. Der Fokus soll dabei vor allem auf dem Personen- und Anlagenschutz liegen. So könnten Teilnetze über eine Erfassung und Auswertung des Frequenzgradienten oder der Phasenwinkeländerung in Kombination mit Schutz- und Logikfunktionen identifiziert werden. Allerdings bedarf es einer exakten Abstimmung der einzelnen Verteilnetzbetreiber, da Teilnetze sich über mehrere Netzgebiete erstrecken können. Für größere EZA, welche direkt in das MS-Netz einspeisen, wurden bereits Sonderschaltungen entwickelt. Dabei handelt es sich um eine sog. Leistungsschalter-Mitnahmeschaltung, bei der die EZA nach der Trennung des Abganges synchron vom Netz getrennt wird. Hierzu sind, analog zu den aktiven Verfahren in Abbildung 2.6, entsprechende Kommunikationsverbindungen zwischen der EZA, dem Leistungsschalter und der Spannungswandler über eine vordefinierte Logik notwendig. Die daraus resultierenden hohen Investitions- und Betriebskosten sowie die Anfälligkeit für Fehlauflösungen durch Verlust der Kommunikation zwischen den EZA bleiben allerdings bestehen [A15].

Teilnetzidentifikation in der Höchstspannungsebene

Teilnetzbildungen werden auf der Übertragungsebene seit längerer Zeit beobachtet. Typische Auslöser sind Fehlschaltungen und Einflüsse von außen durch Witterungsbedingungen, wie Stürme oder Feuer. So kam es in Japan bei Minami-Sayama am 22. November 1999 zur Teilnetzbildung einer Netzgruppe mit einer Gesamtlast von 2 GW. Hintergrund war der Absturz eines Kleinflugzeugs in das 257 kV Freileitungssystem. Ein weiteres Beispiel hebt die mögliche Dauer von Teilnetzbildungen hervor. Im Jahr 2008 kam es aufgrund des Hurricanes Gustav zu einer Teilnetzbildung im Höchstspannungsnetz in New Orleans und Los Angeles. Das ausgeprägte Teilnetz war insgesamt 33 Stunden aktiv. Nähere Informationen zu den Beispielen können aus entnommen werden.

Anders als in NS-Netzen wird nach einer erfolgreichen Teilnetzidentifikation das Ziel verfolgt, durch gezielten Lastabwurf oder Umschaltungen einen stabilen Inselnetzzustand in den betroffenen Netzgruppen zu erhalten, bis diese wieder mit dem Verbundsystem resynchronisiert werden. Ein derartiger Inselnetzbetrieb muss durch entsprechende Auslegung der Regelungen der DEA über mehrere Stunden aufrechterhalten werden, um wirtschaftlich wichtige Netzgruppen weiter mit Energie zu versorgen. Auf entsprechende Algorithmen zur automatisierten Wirk- und Blindleistungssteuerung für die Überführung in den Inselnetzbetrieb wird auf [A37, A38] verwiesen. Die Resynchronisation findet durch einen kontinuierlichen Austausch zwischen den Übertragungsnetzbetreibern statt.

Aufgrund der Wichtigkeit von Übertragungsnetzen für die gesamte Stabilität des Energieversorgungssystems, wurden daher bereits im Jahr 2008 erste Ansätze zur Identifikation von Teilnetzen vorgeschlagen. So stellt das japanische Energieversorgungsunternehmen TEPCO in Zusammenarbeit mit der Universität Tokio in [A37] eine Logik zur Teilnetzidentifikation vor. In Abbildung 2.7 sind die logischen Verknüpfungen der Messgrößen sowie die damit verbundenen statischen Grenzwerte dargestellt. Die Messungen der Systemgrößen erfolgt innerhalb der Umspannanlagen.

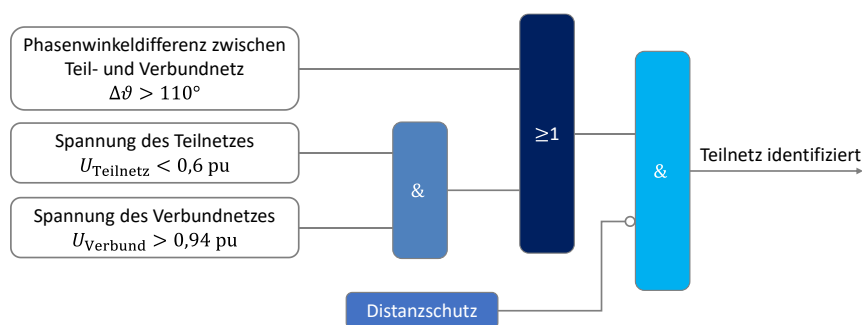


Abbildung 2.7: Logik zur Teilnetzidentifikation in Höchstspannungsnetzen
Modifiziert entnommen aus [A37].

Es wird deutlich, dass neben einer Grenzwertverletzung der Spannungen zwischen Teil- und Verbundnetz auch die Phasenwinkeldifferenz eine wesentliche Bedingung darstellt. Die Messung der Phasenwinkel erfolgt dabei nicht durch eine Phasor Measurement Unit (PMU), sondern über einen Vergleich von Zeiten zwischen sog. „Time-Flags“. Eine Erläuterung ist in [A37] dargestellt. Dabei wurde ein statischer Grenzwert von $\vartheta = 110^\circ$ festgelegt, welcher auf Erfahrungswerten basiert. Das

Teilnetz gilt als identifiziert, wenn der Grenzwert der Phasenwinkeldifferenz oder der Grenzwert der Spannungsbeträge bei deaktiviertem Distanzschutz überschritten wird [A37, A39].

2.4 Beschreibung des begleitenden Forschungsprojektes *i-Autonomous*

Diese Dissertation wird durch ein Forschungsprojekt begleitet. In diesem Abschnitt wird das Projektvorhaben beschrieben und die inhaltlichen Verknüpfungen zum Themengebiet der Teilnetzidentifikation aufgezeigt.

Die zunehmende Integration von EEA hat Auswirkungen auf die Planung und den Betrieb von Energieversorgungsnetzen, da aufgrund fluktuierender Lastflussänderungen vorübergehende Betriebsmittelüberlastungen nicht ausgeschlossen werden können. Auf Grund dessen besteht ein zunehmender Bedarf zur Steuerung von Flexibilitäten sowie zur Steigerung der Beobachtbarkeit kritischer Versorgungsgebiete durch dezentral ausführbare Applikationen. Um dies zu erreichen, wird eine Integration von sekundärtechnischen Smart-Grid-Diensten in Ortsnetzstationen vorausgesetzt, welche nach aktuellem Stand auf eigens spezialisierter Hardware implementiert sind. Der Verteilnetzbetreiber Westnetz betreibt ungefähr 60.000 Ortsnetzstationen, davon rund 15.000 Kundenstationen. Eine flächendeckende Implementierung von Smart-Grid-Diensten ist unter dieser Voraussetzung aufgrund der bestehenden Abgängigkeit zu einem Lieferanten mit Risiken verbunden. Die grundlegende Problemstellung besteht demnach darin, dass bislang keine Lösungen zur Umsetzung einer hardwareunabhängigen Bereitstellung und Steuerung von Smart-Grid-Diensten existieren [A8].

Auf dieser Problemstellung setzt die Projektidee des vom Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz, kurz BMWK, geförderten Forschungsprojektes *i-Autonomous*² an. Mit fünf Konsortialpartnern³ wird ein modular-autonomes und hardwareunabhängiges Smart-Grid-System für zukünftige Ortsnetzstationen entwickelt und in einem ausgewählten Netzgebiet der Westnetz pilotiert. Zur automatisierten Verteilung, Bereitstellung und Überwachung von Smart-Grid-Diensten wird ein datenmodellbasierter Engineeringprozess durch den Einsatz von

² Förderkennzeichen 03EI6001F

³ Technische Universität Dortmund, EWF GmbH, H&S GmbH & Co. KG, KoCos Messtechnik AG, OFFIS – Institut für Informatik Oldenburg, Westnetz GmbH

Virtualisierungstechnologien erarbeitet, praktisch umgesetzt und evaluiert. Mit Hilfe dieses Prozesses können sekundärtechnische Funktionen auf einer standardisierten Systemplattform ausgeführt und eine skalierbare und wirtschaftlich abbildbare Integration von Verteilnetzautomatisierungs- und Schutzsystemen erreicht werden. Die Abbildung 7 verdeutlicht den Engineeringprozess.

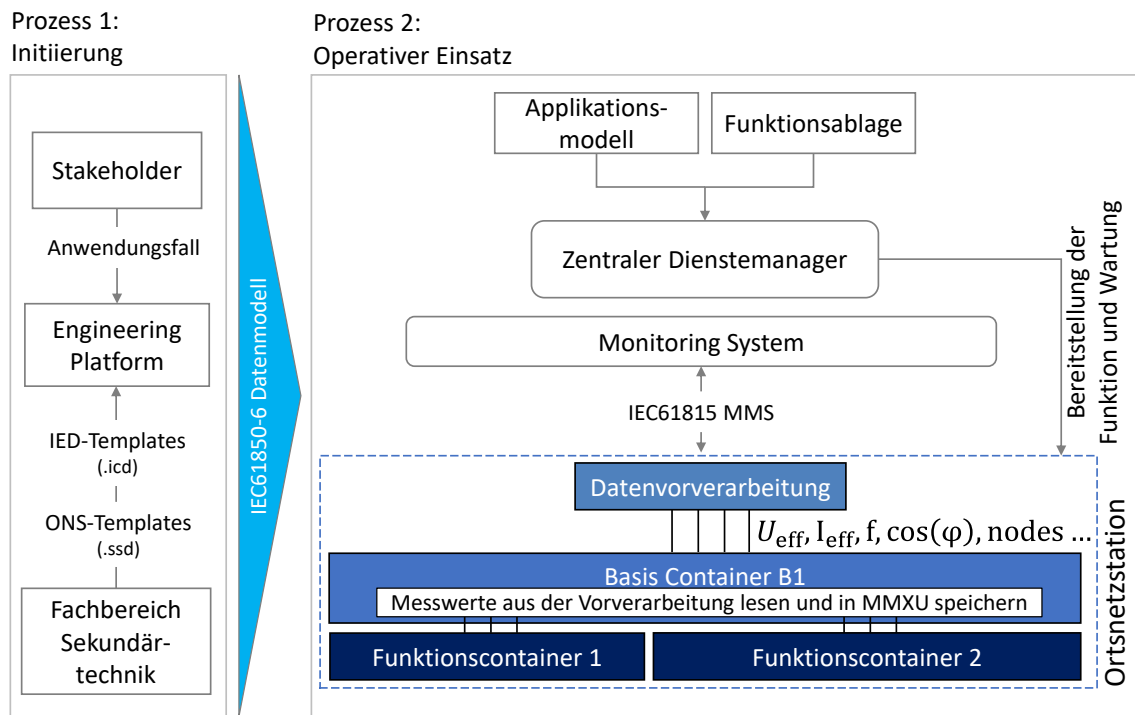


Abbildung 2.8: Automatisierter Engineering Prozess nach IEC 61850-6
 Quellen: [A40–E42].

Der Gesamtprozess ist dabei in zwei Einzelprozesse untergliedert – dem Prozess zur Initiierung des Datenmodells und einem Prozess zur praktischen Umsetzung. Im ersten Schritt wird der bestehende Anwendungsfall innerhalb einer Engineering-Plattform mit den vorhandenen Eigenschaften von Soft- und Hardware verknüpft. Hierzu wird die Applikation mit den Eigenschaften der Ortsnetzstationen eines Abgangsfeldes verknüpft, notwendige Messtellen identifiziert und erforderliche Hardwarekomponenten ausgewählt. Diese Informationen werden anschließend in ein zentrales IEC 61850-6 Datenmodell überführt und an den operativen Prozess übergeben. In einem Applikationsmodell sind die notwendigen Informationen, wie Netztopologie, Funktionsparameter und Stationsdaten, hinterlegt. Der zentrale Dienstemanager fasst das Datenmodell und die gewünschte Funktion zu einem sogenannten Funktionscontainer zusammen. Die Funktion wird anschließend

innerhalb der zuvor definierten Automatisierungsplattform⁴, welche in einem Kabelverteilerschrank an der Ortnetzstation installiert wird, ausgeführt und durch den zentralen Dienstmanager parametrisiert und beobachtet. Weitere sekundärtechnischen Komponenten, wie Sensoren, der Router zur Datenübertragung oder Notstromversorgungssysteme werden ebenfalls innerhalb des Kabelverteilerschranks montiert. Dabei enthält jede Automatisierungsplattform mindestens einen Basis-Container zur Bereitstellung von Messwerten durch die analogen Eingänge in einem IEC 61850-Datenformat. Die Messwerte werden bidirektional über das Kommunikationsprotokoll IEC 61850 MMS an die jeweiligen Funktionscontainer kommuniziert. Somit können die Ergebnisse der jeweiligen Funktionen in einem Monitoring-System eingesehen werden [A40, E42].

Bevor die Funktionen jedoch in realen Verteilnetzen zum Einsatz kommen, werden diese in einem Simulationsmodus auf der Automatisierungsplattform validiert. Abschließend wird ein Langzeittest durchgeführt, um die Machbarkeit des Engineeringprozesses mit allen Schnittstellen, die Umsetzbarkeit der jeweiligen Funktion und die praktische Bedienbarkeit zu evaluieren. Die Ergebnisse werden dokumentiert, um eine Empfehlung für einen Industriestandard zum Einsatz von hardwareunabhängigen Netzautomatisierungs- und Schutzsystemen im Feld zu entwickeln [E42].

Die Abgrenzung zwischen dem Forschungsprojekt und dem Thema dieser Dissertation ist damit wie folgt gegeben: Die im Rahmen dieser Dissertation erarbeiteten Erkenntnisse zur Detektion von MS-Teilnetzen sowie der Funktionsalgorithmus wird als Schutzfunktion in den Engineering Prozess aufgenommen. Damit stellt der erarbeitete Engineeringprozess die Grundlage für die Funktionsarchitektur des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten TIV dar. Der Funktionsnachweis wird anhand von Hardware-in-the-Loop (HIL) Simulationen im Smart-Grid-Labor der TU Dortmund aufgezeigt.

2.5 Grundlagen des maschinellen Lernens

Im ersten Schritt wird eine Einordnung des Begriffs in den Gesamtkontext der KI vorgenommen und eine Begriffsdefinition abgeleitet. Anschließend werden

⁴ Im Rahmen des Projektes wurde ein Störschreiber der Fa. KoCos GmbH mit der Bezeichnung „Sherlog CRX 2032“ verwendet. Containerisierung wird mittels eines IEC 61850 Stack der Fa. H&S ermöglicht.

etablierte Klassifikatoren des ML sowie die Indikatoren zur Bewertung der Genauigkeit dargestellt.

2.5.1 Definition und Einordnung in die Künstliche Intelligenz

Der Begriff des ML wird oft mit KI oder Deep Learning in Verbindung gesetzt. Eine Abgrenzung der einzelnen Begrifflichkeiten wird im Folgenden unter Zuhilfenahme von Abbildung 2.9 und Tabelle 2.4 beschrieben.

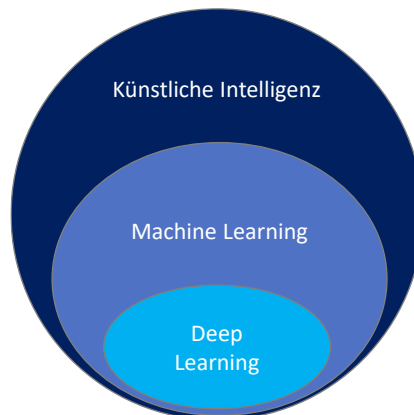


Abbildung 2.9: Abgrenzung der Begriffe von Künstlicher Intelligenz
Quelle: Modifiziert entnommen aus: [A43, S44].

Der Überbegriff KI stammt aus der Informatik und beschäftigt sich mit Anwendungen zur Nachbildung menschlicher Entscheidungsstrukturen mit dem Ziel, eigenständig Probleme zu interpretieren und zu lösen. ML ist ein Teilgebiet der künstlichen Intelligenz. Dabei handelt es sich um statistische und mathematische Algorithmen, welche anhand strukturierter Datensätze innerhalb weniger Minuten bis Stunden trainiert werden können. Diese Algorithmen sind anschließend in der Lage entsprechende Muster zu erkennen und Entscheidungen abzuleiten. Datensätze können Messwerte oder Sprachaufnahmen sein. Typische Anwendungen sind Vorhersagen von Preisen oder Produktempfehlungen.

Tabelle 2.4: Vergleich der Eigenschaften von ML und Deep Learning
Quelle: [A1, A43, S44].

	Machine Learning	Deep Learning
Art der zu verarbeitenden Datensätze	Strukturiert	Strukturiert und unstrukturiert
Notwendige Anzahl an Daten	Gering bis groß	Groß
Hardwareanforderungen	Gering	Hoch
Durchschnittliche Dauer des Trainings	I.d.R. Minuten bis Stunden	Bis zu mehreren Wochen

Der Begriff des Deep Learning ist wiederum ein Unterbegriff des ML und wurde Mitte des 20. Jahrhunderts entwickelt. Anstatt statistischer und mathematischer Algorithmen kommen beim Deep Learning künstliche Neuronen zum Einsatz, welche die Struktur des menschlichen Gehirns nachbilden. Jede Rechenoperation wird einem Neuron zugeordnet. Der Bezeichnung des Deep Learning wird verwendet, weil die Anzahl geschichteter Lagen der künstlichen Neuronen als Tiefe angegeben wird. Mittels DL-Algorithmen können komplexe Problemstellungen, wie das Erkennen von Objekten oder Anomalien in unstrukturierten Bilddaten, gelöst werden. Um eine solche komplexe Informationsverarbeitung umsetzen zu können, sind im Vergleich zum ML deutlich leistungsfähigere Hardwarekomponenten erforderlich. Aufgrund der hohen Komplexität sind Trainingszeiten von bis zu mehreren Wochen anzusetzen.

Die Auswahl der passenden Methode ist demnach besonders abhängig von der Problemstellung und den Daten, welche aus dem betrachteten Anwendungsfall resultieren [A1, A43, S44]. Im weiteren Verlauf wird der Ansatz des ML näher betrachtet, weil bei der Entwicklung von Schutzfunktionen für Energieversorgungsnetze vermehrt numerische Datensätze verarbeitet werden. Im weiteren Verlauf werden die Methoden des ML anwendungsfallsspezifisch in drei Kategorien unterteilt, welche im Folgenden näher beschrieben werden.

2.5.2 Kategorisierung von Methoden und Algorithmen des maschinellen Lernens

Die Kategorisierung spezieller Methoden und Algorithmen des ML wird durch Abbildung 2.10 verdeutlicht.

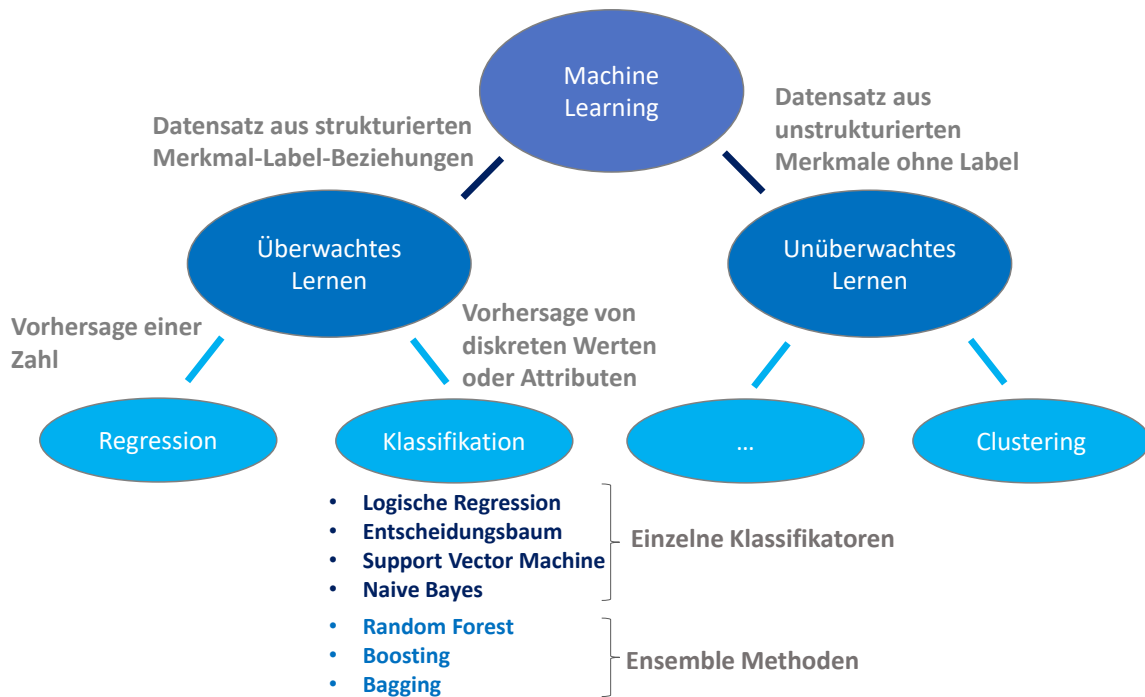


Abbildung 2.10: Kategorisierung von Machine-Learning Methoden und Algorithmen
 Quelle: Modifiziert entnommen aus [A1, A43–A45].

Überwachtes Lernen

Für das überwachte Lernen wird ein Datensatz mit logischen Zusammenhängen von sogenannten Merkmalen (engl. Features) und Label vorausgesetzt. Die Merkmale repräsentieren die Eingangsdaten, wohingegen das Label eine Zuweisung zu der vorherzusagenden Ausgangsgröße, der sogenannten Klasse, darstellt. Diese Wertepaare können in numerischer oder diskreter Form zur Verfügung stehen. Durch das Training eines Modells werden die Zusammenhänge zwischen den Merkmal-Label-Beziehungen erlernt. Dieses kann anschließend zur Vorhersage von Ausgangsgrößen verwendet werden [A45]. Abhängig von der erwarteten Klasse werden beim überwachten Lernen zwei Methoden eingesetzt. Soll ein numerischer Wert, beispielsweise im Rahmen von Prognosen des Stromverbrauches, vorhergesagt werden, kommt die Methode der linearen oder polynomiellen Regressionen zum Einsatz. Die Methode der Klassifikation eignet sich vor allem zur Vorhersage von diskreten Werten oder Attributen, wie etwa der Erkennung von Sprachen oder Spam-Mails. Zur Vorhersage stehen anwendungsfallsspezifisch und anhängig von der Größe, Dimension und Linearität verschiedene Klassifikatoren zur Verfügung. Gängige Klassifikatoren und deren Gruppierung in einzelne Klassifikatoren sowie Ensemble Methoden sind in Abbildung 2.10 aufgeführt.

Einzelne Klassifikatoren werden für Anwendungen verringerter Komplexität eingesetzt, welche meist von kleinen Datensätzen bzw. einer geringen Anzahl an Merkmalsabfragen geprägt sind. Denn desto größer die Anzahl der anzufragenden Merkmale, desto mehr Zusammenhänge können aus dem Datensatz extrahiert werden. Ein klassisches Verfahren stellt dabei der Einsatz von Entscheidungsbäumen dar. Die Vorhersage basiert auf Grundlage hierarchischer Merkmalsabfragen [A46]. Ein schematischer Aufbau eines Entscheidungsbaumes ist in Abbildung 2.11 dargestellt.

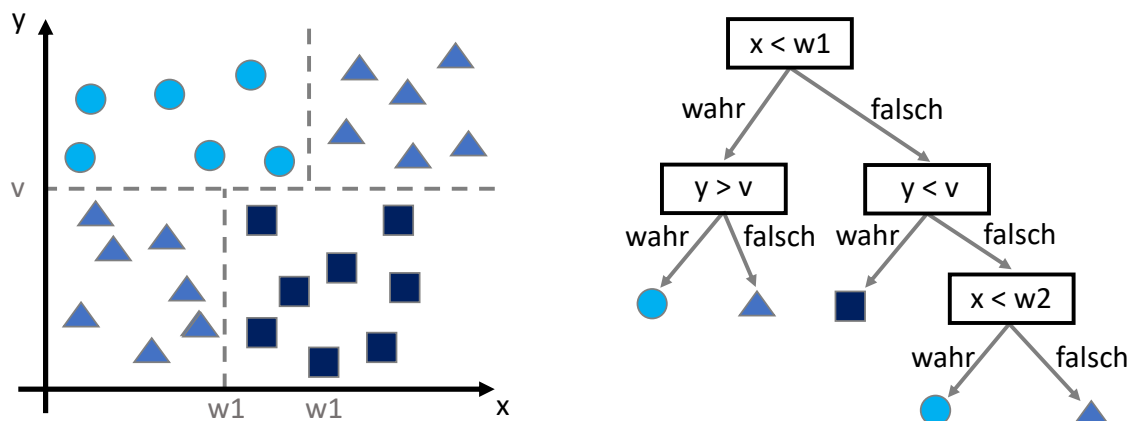


Abbildung 2.11: Aufbau und Struktur eines Entscheidungsbaumes
Quelle: [A29].

Der dazugehörige Datensatz besteht aus 3 Labeln, welche durch ein Dreieck, einen Kreis und ein Viereck repräsentiert werden. Die Merkmale v , w_1 und w_2 werden durch statische numerische Werte innerhalb der x - und y -Koordinaten vorgegeben. Die Eingangsgrößen sind die jeweiligen Größen x - und y . Der Entscheidungsbaum auf der rechten Seite der Abbildung setzt sich aus rechteckigen Knoten und Verzweigungen, symbolisiert durch Pfeile, zusammen. Der oberste Knoten wird als Wurzelknoten bezeichnet. Die unterlagerten Knoten sind die sogenannten Entscheidungsknoten. Innerhalb jedes Knotens wird geprüft, ob die Eingangsgröße mit einem Merkmal korreliert. Ist die Bedingung erfüllt, werden die Eingangsgrößen durch weitere unterlagerte Entscheidungsknoten bewertet, bis die Merkmale zur Vorhersage der Klasse erfüllt sind. Die Reihenfolge der Merkmalsabfragen hängt dabei von der Reduzierung der sogenannten Entropie ab. Anders als im Bereich der Thermo- und Fluidodynamik, bei dem der Begriff der Entropie sich auf die Verteilung von Temperatur-/Gas- und Flüssigkeitsgemischen bezieht, gilt dieser in der Informatik als Maß für die Unreinheit von Daten und ist wie folgt definiert:

$$\text{Entropie} = \sum_{i=1}^n -p_i \cdot \log_2(p_i) \quad (2.2)$$

p_i Wahrscheinlichkeit klassifizierter Klassen mit
der Klassenzahl n

Bei zwei separierenden Klassen erfolgt die Berechnung der Entropie durch die Subtraktion der Vorhersagewahrscheinlichkeiten beider Klassen. Diese Berechnung wird für jeden Wurzelknoten umgesetzt. Derjenige Wurzelknoten, bei dem die Entropie und damit die Unreinheit maximal ist, wird entfernt. Ziel besteht darin, die Anzahl an Wurzelknoten im Entscheidungsbaum und damit den notwendigen Rechenaufwand für die Klassifikation zu minimieren. Darüber hinaus wird die Genauigkeit des resultierenden Klassifikators durch Maximierung der Reinheit gesteigert, den desto separierbarer die Klassen, desto genauer kann eine Zuordnung neuer Klassen durch den Klassifikator erfolgen. Weitere Informationen zu Entscheidungsbäumen und der Entropie können aus [A29, A45, A47] entnommen werden.

Werden Vorhersagen von komplexeren Anwendungen mit einer hohen Anzahl an Merkmalsabfragen gefordert, eignen sich Ensemble Methoden. Dabei werden Vorhersagen von mehreren hundert bis tausend Einzelklassifikatoren zu einem Gesamtergebnis aggregiert. Häufig handelt es sich dabei um Entscheidungsbäume. Für die Aggregation der Einzelklassifikatoren kommen übergeordnete Algorithmen zum Einsatz. Klassische Verfahren sind das sogenannte Bagging, Boosting sowie die Random Forest Methodik. Das Ziel besteht darin, bei geringer Modellkomplexität die Fehlerrate durch Minimierung der sogenannten Varianz und Verzerrung einzelner Modelle zu senken [A46, A48, A49]. Die Abhängigkeiten können mittels des Verzerrungs-Varianz-Dilemmas in Abbildung 2.12 verdeutlicht werden.

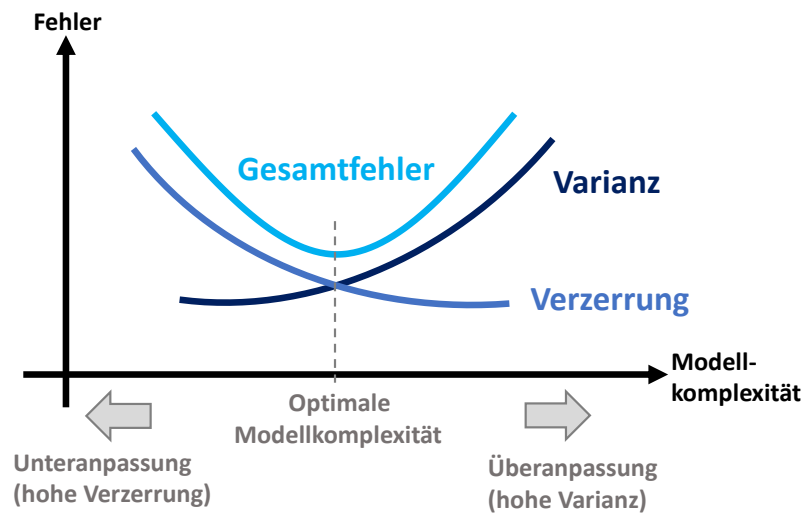


Abbildung 2.12: Verzerrung-Varianz-Dilemma
Quelle: Modifiziert entnommen aus [A48, A50].

Die Varianz gibt an, inwieweit der Klassifikator auch für neue Datensätze außerhalb der bereits bekannten Validierungsdaten mit ausreichender Genauigkeit eingesetzt werden kann. Eine reduzierte Übertragbarkeit auf unbekannte Datensätze ist vor allem bei steigender Modellkomplexität zu beobachten, denn tiefe Einzelklassifikatoren neigen zu einer großen Varianz, was schließlich zu einer Überanpassung führt. Ist der Klassifikator daher übermäßig auf die Zusammenhänge des bereits bekannten Trainingsdatensatzes angepasst, werden schließlich die Klassen von neuen unbekanntem Datensätzen mit verringerter Genauigkeit vorhergesagt. Im Gegensatz dazu neigen weniger komplexe Modelle, also flache Einzelklassifikatoren, aufgrund steigender Verzerrung zur Unteranpassung. Das bedeutet, dass der Klassifikator aufgrund zu geringer Modellkomplexität relevante Merkmal-Label-Beziehungen noch nicht erlernt hat und daher geringe Genauigkeiten bei der Validierung ausweist.

Unüberwachtes Lernen

Im Gegensatz zum überwachten Lernen können Methoden des unüberwachten Lernens eigenständig Muster in Datensätzen erkennen, ohne diese zuvor durch vorgegebene Merkmal-Label-Beziehungen zu trainieren. So können zum Beispiel durch die Methode des Clusterings etwaige Gemeinsamkeiten eines Eingangsdatensatzes identifiziert und logisch gruppiert werden. Typische Anwendungsfälle sind die Analyse von Kundendaten bezüglich des Käuferverhaltens und die Erkennung von betrügerischen Geldtransaktionen. Neben dem Clustering

existieren weitere Methoden des unüberwachten Lernens, welche im Rahmen dieser Arbeit nicht von Relevanz sind und daher nicht weiter erläutert werden [A1, A45].

2.5.3 Methoden und Kennzahlen zur Beurteilung der Wirksamkeit von Machine Learning Modellen

Die Wirksamkeit von Machine Learning Modellen kann durch verschiedenste Kennzahlen erfolgen. Diese dienen dazu, die Wirksamkeit unterschiedlicher Modelle anhand festgelegter Test- und Validierungsdaten aufzuzeigen und zu vergleichen. Hierzu wird der vorhandene Datensatz in Trainings-, und Testdaten aufgeteilt. In der Praxis werden meist 70% des Datensatzes als Trainingsdaten bereitgestellt. Die restlichen 30% werden für den Testablauf zurückgehalten. Eine der etabliertesten und anschaulichsten Methode zu Beurteilung von Machine Learning Modellen ist die sogenannte Wahrheitsmatrix (WM), in der einschlägigen Literatur auch als Confusion Matrix bezeichnet. Abbildung 2.13 zeigt eine WM mit den Klassen „Teilnetz erkannt“ und „Verbundnetzbetrieb“.

		Vorhergesagte Klasse	
		Teilnetz erkannt	Verbundnetzbetrieb
Tatsächliche Klasse	Teilnetz erkannt	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Verbundnetzbetrieb	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Abbildung 2.13: Aufbau einer Wahrheitsmatrix
Quelle: Modifiziert entnommen aus [A51, A52].

Aus ihr lassen sich vier zentrale Indikatoren zur Beurteilung der Wirksamkeit ableiten. In der WM sind die vorhergesagten und die tatsächlichen Klassen in einer $n \times n$ -Matrix gegenübergestellt – wohingegen n die Anzahl der Klassen darstellt. Die Summe aller Kennzahlen in den Quadranten entspricht der Anzahl der Zeilen im Testdatensatz. Die Indikatoren True Positive (TP) und True Negative (TN) auf der Hauptdiagonalen geben die Anzahl korrekt vorhergesagter Klassen zurück. Diese Werte gilt es demnach zu maximieren. Demgegenüber gibt der Indikator False

Negative (FN) Aufschluss über die Anzahl nicht korrekt vorhergesagter Klassen. Dieser wird in der einschlägigen Literatur auch als Typ 2 Error bezeichnet. Bezogen auf das Beispiel aus Abbildung 2.13 sagt der Klassifikator ein Verbundnetzbetrieb vorher, obwohl tatsächlich ein Teilnetz vorliegt. Der Index False Positive (FP) gibt demgegenüber die Anzahl vorhergesagter Teilnetze zurück, obwohl tatsächlich kein Teilnetz vorliegt. Dieser Wert wird als Typ 1 Error bezeichnet und sollte im Rahmen des dargestellten Beispiels nahezu null sein, da dies das Risiko möglicher Fehlinterpretationen bei der Vorhersage von Teilnetzen erhöht.

Sind die Werte aus der WM bekannt, kann die Gesamtgenauigkeit $A_{\text{Class,Total}}$ des Klassifikators wie folgt ermittelt werden [A46, A51, A53].

$$A_{\text{Class,total}} = \left(\frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \right) \cdot 100 \% \quad (2.3)$$

Die Gesamtgenauigkeit ist einfach zu interpretieren. Klassifikatoren mit einer Genauigkeit von um die 50% werden in der einschlägigen Literatur beispielsweise als „schwache Klassifikatoren“ bezeichnet und sind für die weitere Anwendung unbrauchbar [A50]. Abhängig von dem betrachteten Anwendungsfall und der damit verbundenen Datengrundlage sind jedoch Einschränkungen bei der Aussagekraft dieser Bewertungskennzahl zu erwarten. So kann ein Klassifikator, welcher mit einer bedeutend asymmetrischen Verteilung der Label trainiert wurde, dennoch eine hohe Genauigkeit aufweisen. Angenommen der Klassifikator wird durch einen Datensatz mit zwei der Labeln „Groß“ und „Klein“ trainiert, wohingegen 95 Merkmale von „Groß“ und fünf von „Klein“ zur Verfügung stehen. Nach der Formel (2.3) wäre die Gesamtgenauigkeit nahezu 95%. Allerdings wäre die festzustellende Gesamtgenauigkeit zur Vorhersage der Klasse „Klein“ aufgrund der geringen Trainingsdaten deutlich geringer. Des Weiteren kann aus der Gesamtgenauigkeit keine Aussage über die einzelnen Kennzahlen jedes Quadranten der WM getroffen werden. Aufgrund dessen werden im Folgenden weitere Kennziffern definiert.

Die sogenannte „True Positive Rate (TPR)“ zeigt auf, zu welchem Anteil der Klassifikator eine positive Klasse, im Beispiel aus Abbildung 2.13 ein Teilnetz, erfolgreich vorhergesagt hat. Demgegenüber wird durch die „False Positive Rate (FPR)“ der Anteil falsch vorhergesagter Klassen, im Beispiel „Verbundnetzbetrieb“,

angegeben. Die Berechnung beider Bewertungskennziffern erfolgt anhand folgender Gleichungen:

$$\text{TPR} = \left(\frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \right) \cdot 100 \% \quad (2.4)$$

$$\text{FPR} = \left(\frac{\text{FP}}{\text{FP} + \text{TN}} \right) \cdot 100 \% \quad (2.5)$$

Angestrebt wird eine Maximierung der TPR durch Reduzierung der FN sowie eine Minimierung der FPR durch die Steigerung der TN. Durch die Gegenüberstellung der Kennziffern in einem Koordinatensystem kann die sogenannte Receiver Operator Characteristic (ROC) aufgespannt werden. Dabei wird der sogenannte Klassifizierungsschwellwert, also der Wert, bei dem eine Klasse positiv vorhergesagt wird, variiert und die Werte aus (2.4) und (2.5) ermittelt. Die Ergebnisse zwischen den Punkten werden daraufhin interpoliert. Der resultierende Kurvenverlauf sowie die Fläche unterhalb der Kurve können für die Beurteilung der Wirksamkeit eines Klassifikators herangezogen werden. Abbildung 2.14 zeigt eine beispielhafte ROC.

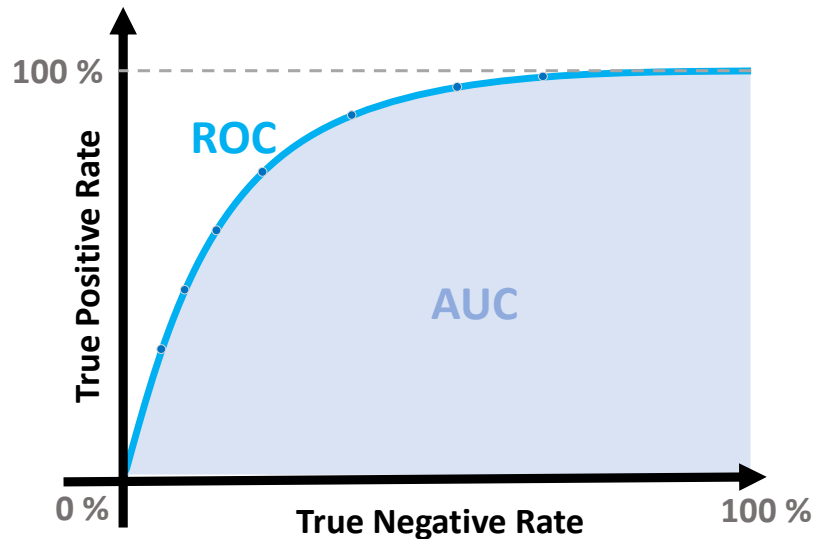


Abbildung 2.14: ROC-Verlauf
Quelle: Modifiziert entnommen aus [A54].

Ziel besteht darin, den Kurvenverlauf durch Steigerung der TPR so weit zu optimieren, dass die Fläche unterhalb der ROC, ausgedrückt durch die sogenannte „Area Under the Curve“, maximiert wird. Bei einer maximalen „Area Under the Curve“ von 1, ist der Klassifikator in der Lage, jegliche Klassen korrekt vorherzusagen. Ein weiterer Vorteil in der Einzelbewertung durch die TPR und FPR besteht darin, dass

die Bewertung unabhängig von der Verteilung der Label in den Testdaten umgesetzt wird [A54].

Auch die Gesamtgenauigkeit ist stark abhängig von der Zusammensetzung der Testdaten, vor allem wenn sortierte Datenreihen vorliegen. Teil man diese durch ein 70/30-Verhältnis in Trainings- und Testdaten auf, würde dies zu einer Volatilität in der Ausgabe der Genauigkeit während des Testlaufes führen. Um eine vergleichbare Bewertung zu erhalten, wird im Folgenden ein Ansatz dargestellt, mit Hilfe dessen die Genauigkeitsschwankungen reduziert werden können - die sogenannte „K-fache Kreuzvalidierung“. Die Vorgehensweise wird anhand der nachstehenden Abbildung erläutert.

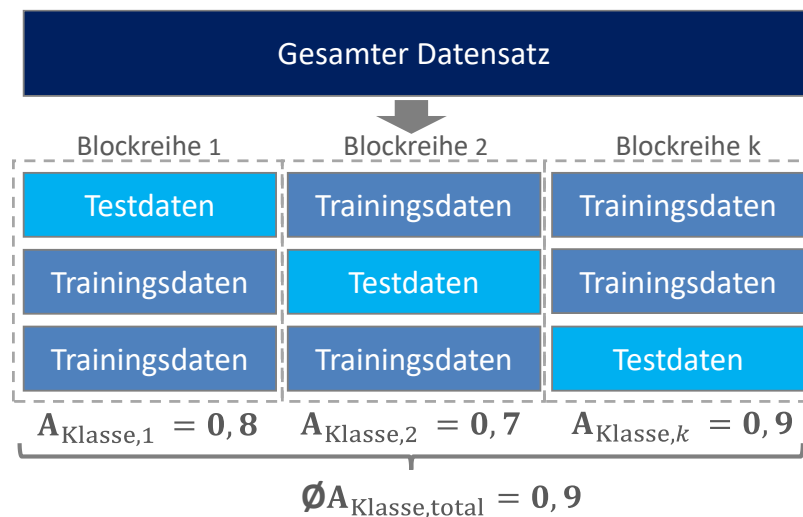


Abbildung 2.15: Exemplarisches Vorgehen der K-fache Kreuzvalidierung
Quelle: Modifiziert entnommen aus [A45, A51].

Der gesamt zur Verfügung stehende Datensatz wird in k Blöcke unterteilt. In diesem Fall werden drei Blöcke gebildet. In der Praxis hat sich dabei ein k-Wert von 10 etabliert. Für jede Blockreihe wird mit der bereits beschriebenen Aufteilung von 70%/30% ein separater Trainings- und Testlauf durchgeführt und die Genauigkeit zwischengespeichert. Die Gesamtgenauigkeit ergibt sich abschließend aus dem Mittelwert der Genauigkeiten jedes Blockes [A45, A54].

2.5.4 Merkmalsextraktion auf Grundlage von Signalverarbeitung

Die Merkmalsextraktion ist ein zentraler Baustein bei der Erstellung von Datensätzen für Verfahren des ML. Die Zielsetzung besteht darin, aussagekräftige Merkmale für eine eindeutige Klassifikation aus einem Eingangssignal zu extrahieren [A46]. Die Merkmalsextraktion besteht aus zwei Phasen, welche in Abbildung 2.16 verdeutlicht

werden. Im Folgenden werden die einzelnen Schritte separat voneinander beschrieben.

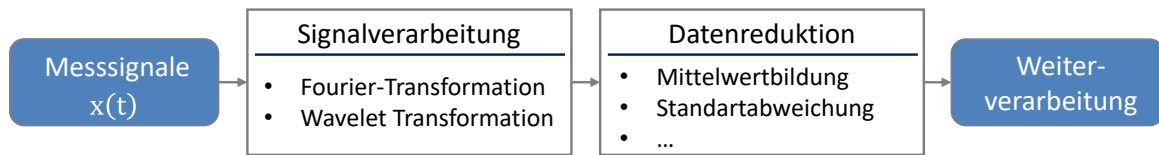


Abbildung 2.16: Ablauf der Merkmalsextraktion

Quelle: Modifiziert entnommen aus: [S55]

In einem ersten Schritt erfolgt die Separation der elektrischen zeit- sowie frequenzabhängigen Eingangsgrößen, wie die Spannung oder die Frequenz, in ihre Frequenz- und Zeitanteile. Ziel besteht in der Extraktion aller charakteristischen Merkmale für die Datenreduktion. So kann gewährleistet werden, dass jede zur Verfügung stehende Information für die Weiterverarbeitung berücksichtigt wird. Hierzu werden in der einschlägigen Literatur verschiedene Signalverarbeitungsverfahren, wie die Fourier-Transformation oder die Wavelet-Transformation, vorgeschlagen. Dabei wird die Fourier-Transformation in die diskrete-FT und in die Kurzzeit-FT untergliedert. Typische Anwendungsgebiete sind die Analyse von Oberschwingungen, die Berechnung von Phasoren sowie die Reduzierung von Rauschen [A56, A57].

Die diskrete-FT ist für transiente nichtlineare Signale, wie Verläufe von Systemgrößen nach einer Störung oder Schaltheilung, ungeeignet, weil Zeitinformationen unberücksichtigt bleiben. Bei der Kurzzeit-FT wird das Zeitfenster über das Eingangssignal bewegt und eine schrittweise Fourier-Transformation ausgeführt, um transiente nichtlineare Signale zu transformieren. Allerdings stellt die Dimensionierung der Fenstergröße eine Grenze des Verfahrens dar, weil ein Kompromiss zwischen der Zeit- und Frequenzauflösung erzielt werden muss. Die Wahl eines kleinen Zeitfensters steigert zwar die Zeitauflösung, führt allerdings zu einer verringerten Frequenzauflösung. Wird das Zeitfenster zu groß gewählt, verschlechtert sich die Zeitauflösung bei zeitgleich verbesserter Frequenzauflösung [A56, A57]. Demgegenüber stellt die sogenannte Wavelet-Transformation ein Verfahren dar, mit Hilfe dessen Frequenzinformationen unter Berücksichtigung des Zeitbereichs extrahiert werden können [A57]. Das Verfahren basiert auf einer Modulation von Fensterfunktionen, welche auch als Wavelets bezeichnet werden.

Durch die Dehnung und Stauchung der Wavelets können unterschiedliche Frequenz- und Zeitbereiche erfasst werden. Abbildung 2.17 verdeutlicht den Zusammenhang zwischen den Wavelets und den Fenstergrößen.

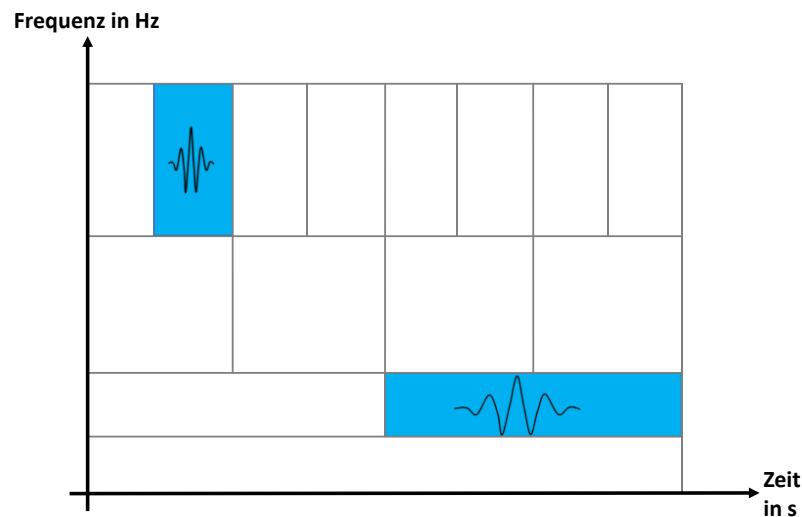


Abbildung 2.17: Zusammenhang zwischen Wavlets und Fenstergrößen
Modifiziert entnommen aus: [A58].

Hochfrequente Anteile der Eingangssignale werden einer gestauchten Fensterfunktion zugeordnet, um die hohe zeitliche Auflösung bei verminderter Frequenzauflösung zu erreichen. Niederfrequente Anteile werden hingegen durch eine gestreckte Fenstergröße über einen verlängerten Zeitraum betrachtet, um eine hinreichend genaue Frequenzauflösung zu erzielen. Die Zeitauflösung wird hierbei aufgrund des größeren Zeitintervalls verringert. Die Anpassung der Wavelets erfolgt über die Integration über die sogenannte Wavelet-Funktion. Die Gleichung (2.6) stellt den mathematischen Zusammenhang dar.

$$W_{\psi}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2.6)$$

a, b Skalierungsfaktoren

$x(t)$ Eingangssignal im Zeitbereich

$\psi(t)$ Wavelet-Funktion

Das Eingangssignal $x(t)$ wird dabei über den gesamten Zeitbereich durch die Wavelet-Funktion abgetastet. Die Wavelet-Funktion wird anwendungsfallsspezifisch

ausgewählt und kann mittels der Variablen a und b in ihrer Amplitude variiert bzw. auf der Zeitachse verschoben werden. Eine Übersicht etablierter Wavelet-Funktionen kann aus [A58, A59] entnommen werden.

Aufgrund der positiven Merkmale wird die Wavelet-Transformation in der einschlägigen Literatur als geeignetes Signalverarbeitungsverfahren im Bereich der Schutztechnik von Energienetzen und in Überwachungseinrichtungen zur Spannungsqualität vorgeschlagen [A59–A61]. Darüber hinaus konnte in [A59] aufgezeigt werden, dass die sogenannte Daubechies-Wavelet-Funktion für die Extraktion von Merkmalen transienter nichtlinearer Signale von elektromagnetischen Vorgängen (engl.: Electromagnetic Transients, kurz: EMT) in elektrischen Energieversorgungsnetzen anwendbar ist. Für den Einsatzbereich der TIV stellt die Wavelet-Transformation ebenfalls ein vielversprechendes Werkzeug zur Signalverarbeitung dar, da anders als bei etablierten TIV aus Abschnitt 2.3.2 eine Vielzahl an Merkmalen im Frequenz- sowie im Zeitbereich extrahiert werden können [A56, A57].

Nach der Extraktion der Merkmale durch die Signalverarbeitungsverfahren wird nach Abbildung 2.16 abschließend die sogenannte Datenreduktion vorgenommen. Hierzu kommen unter anderem statistische Funktionen zur Berechnung der Standardabweichung und des Mittelwertes zum Einsatz. Die verwendeten Formeln der einzelnen statistischen Funktionen sind aufgrund der Übersichtlichkeit im Anhang dieser Arbeit aufgeführt. Die daraus resultierenden Merkmale werden anschließend für die Weiterverarbeitung exportiert [A57].

Die Merkmalsextraktion stellt somit ein Instrument zur automatisierten Erstellung von Trainings- und Testdaten aus Messwerten dar. Auch für den in dieser Arbeit behandelten Ansatz zur Teilnetzidentifikation.

2.6 Zusammenfassung des Kapitels

Der Begriff Teilnetz ist bisher nicht einheitlich definiert, weshalb im Rahmen dieser Arbeit erstmalig eine Abgrenzung erarbeitet wurde. Im Gegensatz zu Inselnetzen treten Teilnetze meist aufgrund von Schutzauslösungen unbeabsichtigt auf, weshalb diese von der Größe her unbestimmt sind. Eine zwingende Voraussetzung für das Entstehen von Teilnetzen ist eine ausgeglichene Wirk- und Blindleistungsbilanz des getrennten Netzabschnittes zum Zeitpunkt der Schalthandlung. Teilnetze verfolgen nicht das Ziel einer Weiterversorgung. Vielmehr vollzieht sich dieser Vorgang außerhalb des Kontrollbereichs des Netzbetreibers, so dass Systemgrößen des getrennten Netzabschnitts nicht aktiv beeinflussbar sind. Aufgrund der dadurch resultierenden Risiken besteht dringender Handlungsbedarf an einer schnellen und zuverlässigen Erkennung von Teilnetzen.

In der Vergangenheit wurden Teilnetzbildungen vor allem in NS-Netzen beobachtet. Aus diesem Grund wurden zahlreiche Verfahren zur Identifikation von NS-Teilnetzen sowie entsprechende Bewertungskriterien, wie die NDZ, entwickelt. Abhängig von der Art der EZA werden TIV zentral oder dezentral innerhalb des NA-Schutzes jeder EZA ausgeführt. Das TIV wirkt direkt auf den Kuppelschalter und trennt die Anlage innerhalb eines in den technischen Anschlussregeln Niederspannung festgelegten Zeitraumes von maximal 9 Sekunden vom Netz.

Anders als in NS-Netzen existieren in der MS-Ebene bislang keine Vorgaben zur Errichtung von TIV, da bislang ein lokales Gleichgewicht zwischen Erzeugung und Verbrauch ausgeschlossen wurde. Aufgrund der sich weiter verändernden Rahmenbedingungen, vor allem durch den weiteren Zubau von EEA, ist in Zukunft vermehrt mit ausgeglichenen Wirk- und Blindleistungsbilanzen in MS-Abgängen zu rechnen.

Auf MS-Ebene beruht die Erkennung von Teilnetzen nach aktuellem Stand lediglich auf der Überprüfung der in den technischen Anschlussregeln Mittelspannung vorgegebenen Grenzwerte von Frequenz und Spannung. Ein Beispiel aus Iberdrola zeigt auf, dass die Überwachung von Frequenz- und Spannungsabweichungen kein eindeutiges Kriterium zur Identifikation von Teilnetzen darstellt. Auf Grundlage dessen wird die Thematik seit einigen Jahren in verschiedenen Forschungseinrichtungen und Gremien untersucht und diskutiert. So werden in der

einschlägigen Literatur erste praktische Ansätze zur MS-Teilnetzidentifikation vorgeschlagenen. Dennoch existiert bisher kein wirtschaftlich sinnvolles und skalierbares Verfahren, um MS-Teilnetze zuverlässig identifizieren zu können. Vor allem bei der Entwicklung von Verfahren ohne statische Grenzwertvergabe und Robustheit gegen Fehlauflösungen, besteht konkreter Handlungsbedarf. Die DENA empfiehlt daher in einer Studie von 2017 weitergehende Untersuchungen und die Durchführung von Pilotprojekten zur Integration von Teilnetzverfahren in der Mittelspannung. Das Forschungsprojekt i-Autonomous zeigt durch die theoretische praktische Untersuchung eines hardwareunabhängigen Engineeringprozesses das Potential einer flächendeckenden und skalierbaren Bereitstellung von Schutz- und Smart-Grid-Funktionalitäten auf.

Im folgenden Kapitel wird die erste Forschungsfrage auf Grundlage einer Risikopotentialanalyse von Teilnetzbildungen im Netzgebiet der Westnetz GmbH beantwortet. Die Forschungsfragen zwei und drei werden in den darauffolgenden Kapiteln 4 und 5 behandelt.

3 Risikopotentialanalyse von Teilnetzbildungen

Um das zukünftige Risikopotential in unterschiedlichen Ausprägungen von MS-Abgängen zu identifizieren sowie die relevanten Anforderungen an ein TIV abzuleiten, wird im Folgenden eine Risikoanalyse potenzieller Teilnetzbildungen für die Jahre 2022 und 2037 durchgeführt. Hierzu werden drei repräsentative Netzgebiete der Westnetz GmbH betrachtet und Lastflussszenarien auf Grundlage realer Einspeise- und Lastdaten sowie anhand aktueller Netzentwicklungsprognosen entwickelt. Als Bewertung wird das Schema der bereits im Abschnitt 2.2 dargestellten NDZ herangezogen.

3.1 Auswahl repräsentativer Netzgebiete

Jedes Abgangsfeld von Mittelspannungsnetzen ist individuell. Vor allem bezüglich der Topologie, der installierten Erzeuger- und Verbraucher sowie der eingesetzten Anlagen zur Energieverteilung. Daher werden für eine umfassende Untersuchung exemplarische MS-Abgänge klassifiziert und zusammengefasst. Ländlich geprägte Netzgebiete sind in der Regel aufgrund der geringen Bevölkerungsdichte von einer geringen Lastdichte geprägt. Zusätzlich ist der Anteil an Einspeisung aus EEA im Vergleich zu städtischen Gebieten größer anzunehmen [A62].

Auf dieser Grundlage werden im Folgenden drei repräsentative MS-Netze mit einer Nennspannung von 10kV identifiziert. Diese werden als offene Ring- oder als Strahlennetze betrieben. Die nachstehende Tabelle stellt die Erzeugerstruktur der ausgewählten Netzgebiete gegenüber. Die Größen werden in bezogenen Größen angegeben. Der Bezug stellt hierbei die Summe der Einspeiseleistungen aller EEA im betrachteten Abgangsfeld dar.

Tabelle 3.1: Erzeugerstruktur repräsentativer Netzgebiete

Quelle: CIM-Datensatz.

Anteil an Erzeugung, normiert auf die gesamte Einspeisung durch EEA	Stadt: Photovoltaik-dominiert ⁵ [p.u.]	Kleinstadt: Photovoltaik- und wind-dominiert ⁶ [p.u.]	Gemeinde: Wind-dominiert ⁷ [p.u.]
Photovoltaik	0,856	0,457	0,379
Windkraft (Onshore)	0,041	0,473	0,537
Biogas	0,103	0,044	0,075
Wasserkraft	0,002	0,024	0,008

Die erste Spalte repräsentiert ein städtisches Netzgebiet im Kreis Gütersloh, in dem rund 50 MS-Abgänge von zwei Umspannanlagen versorgt werden. Dabei wird deutlich, dass aufgrund des städtischen Charakters vor allem die Einspeisung durch PV und Biogasanlagen dominiert. Bei dem zweiten Netzgebiet wird eine Kleinstadt im Sauerlandkreis mit insgesamt 20 MS-Abgängen betrachtet. Aufgrund der ländlichen geografischen Gegebenheiten weist das Netzgebiet eine hohe Einspeisung durch PV und Wind auf. Auch Wasserkraftwerke sind in diesem Netzgebiet vorhanden. Das dritte Netzgebiet stellt eine Gemeinde im Kreis Soest mit dominierender Einspeisung durch WKA dar. Die Energieverteilung erfolgt dabei über rund 45 MS-Abgänge, an denen zum Teil mehrere WKA mit einer Gesamtleistung von 10 MVA im Stich angebunden sind.

3.2 Entwicklung von Lastflussszenarien und Bewertungskriterien

Die Abschätzung des Risikos von Teilnetzbildungen in den betrachteten Netzgebieten erfolgt anhand von Lastflussanalysen durch Anwendung der Netzsimulationssoftware PowerFactory©. Das Last- und Einspeiseverhalten jedes Netzteilnehmers kann dabei durch zentrale Skalierungsfaktoren beeinflusst werden. Im Folgenden werden für die Jahre 2022 und 2037 jeweils zwei Lastflussszenarien entwickelt und die damit verknüpften relevanten Skalierungsfaktoren für die

⁵ Rietberg – Kreis Gütersloh (Nordrhein-Westfalen)

⁶ Brilon – Sauerlandkreis (Nordrhein-Westfalen)

⁷ Lippborg/Ostönnen – Gemeinde Lippetal - Kreis Soest (Nordrhein-Westfalen)

anschließende Lastflussberechnung abgeleitet. Das fünfstufige Schema zur Ableitung eines Szenarios ist aus Abbildung 3.1 zu entnehmen.

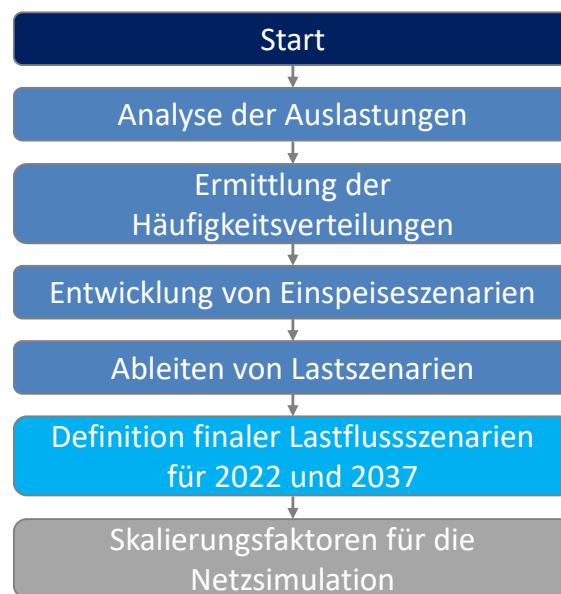


Abbildung 3.1: Ableitung von Lastflussszenarien
Quelle: Modifiziert entnommen aus: [S26]

Analyse der Auslastungen

Im ersten Schritt erfolgt die Ermittlung der minimalen und maximalen Auslastungen des jeweiligen Anlagentyps. Als Datengrundlage werden aktuelle Einspeisedaten⁸ des Jahres 2022 mit einer Auflösung von 15 Minuten aus der Regelzone eines deutschen Übertragungsnetzbetreibers herangezogen, um auch Fluktuationen von Sonne und Wind zu berücksichtigen. Damit ergibt sich eine Gesamtanzahl an Datenreihen von 35.040. Die Auslastung stellt den Anteil der in den Zeitreihen angegebenen Einspeiseleistungen bezogen auf die Summe der installierten Bemessungsscheinleistung jedes Anlagentyps in dem betrachteten Abgangsfeld dar. Der Minimal- bzw. Maximalwert aus allen ermittelten Auslastungen ergibt anschließend die jeweilige minimale bzw. maximale Auslastung für den jeweiligen Anlagentyp. Im Anhang dieser Arbeit ist der Jahresverlauf der Auslastungen der EEA grafisch dargestellt. Neben den minimalen und maximalen Auslastungen werden die Spannweiten berechnet. Diese sind für die Berechnung der Häufigkeitsverteilungen relevant. Die Spannweite wird dabei als Differenz zwischen maximaler und

⁸ Erhoben aus der ENTSO-E Transparency Platform

minimaler Auslastung definiert. In Tabelle 3.2 sind die Ergebnisse aller Berechnungen aufgeführt.

Tabelle 3.2: Durchschnittliche minimale und maximale Auslastung der EEA
Quelle: [S26, A63].

Erzeuger	Minimale Auslastung [p.u.]	Maximale Auslastung [p.u.]	Spannweite [p.u.]
Photovoltaik	0,00	0,627	0,627
Windkraftanlage (Onshore)	0,00	0,875	0,875
Biogas	0,522	0,689	0,167
Wasserkraft	0,090	0,217	0,126

Wie erwartet, sind die Spannweiten aufgrund der Witterungsabhängigkeit bei der Energiezeugung durch PV und WKA mit einem Anteil von bis zu 0,875 deutlich größer als bei der Einspeisung durch Wasserkraftwerke oder Biogasanlagen, dessen Auslastung deutlich präziser auf definierte Arbeitspunkte zu regeln sind.

Ermittlung der Häufigkeitsverteilungen

Im zweiten Schritt werden Häufigkeitsverteilungen der Auslastung jedes Anlagentyps aus Tabelle 3.2 durch den Einsatz von Histogrammen analysiert. Histogramme sind Bestandteil der Statistik und werden als Instrument zur Darstellung der Häufigkeit von Messwerten einer definierten Spannweite eingesetzt. In einem ersten Schritt wird die relative Häufigkeit in Klassen unterteilt. Die Anzahl der Klassen, sowie die Klassenbreite können durch die Spannweiten aus Tabelle 3.2 ermittelt werden [A64].

$$\text{Klassenzahl} = \frac{\text{Spannweite [p. u.]}}{10} \quad (3.1)$$

$$\text{Klassenbreite} = \frac{\text{Spannweite [p. u.]}}{\text{Klassenanzahl}} \quad (3.2)$$

Anschließend werden die sogenannten Ober- und Untergrenzen der Klassen berechnet, wohingegen die Untergrenze der nachfolgenden Klasse $i + 1$ die Obergrenze der vorangegangenen Klasse entspricht:

$$\text{Untergrenze}_{\text{Klasse } i} = \text{Minimale Auslastung} \quad (3.3)$$

$$\text{Obergrenze}_{\text{Klasse } i} = \text{Untergrenze}_{\text{Klasse } i} + \text{Klassenbreite} \quad (3.4)$$

$$\text{Untergrenze}_{\text{Klasse } i+1} = \text{Obergrenze}_{\text{Klasse } i} \quad (3.5)$$

Aus der ermittelten Klassenzahl, der jeweiligen Klassengrenzen und der Häufigkeiten der Auslastung jeder Klasse werden abschließend die resultierenden Histogramme gebildet. Abbildung 3.2 stellt die Histogramme der verschiedenen EEA dar. Die Klassenzahl gibt die Anzahl der Balken an, wohingegen die Klassenbreite durch die Breite der Balken definiert ist. Die Höhe der Balken zeigt die relative Häufigkeit der Auslastung jeder Klasse an.

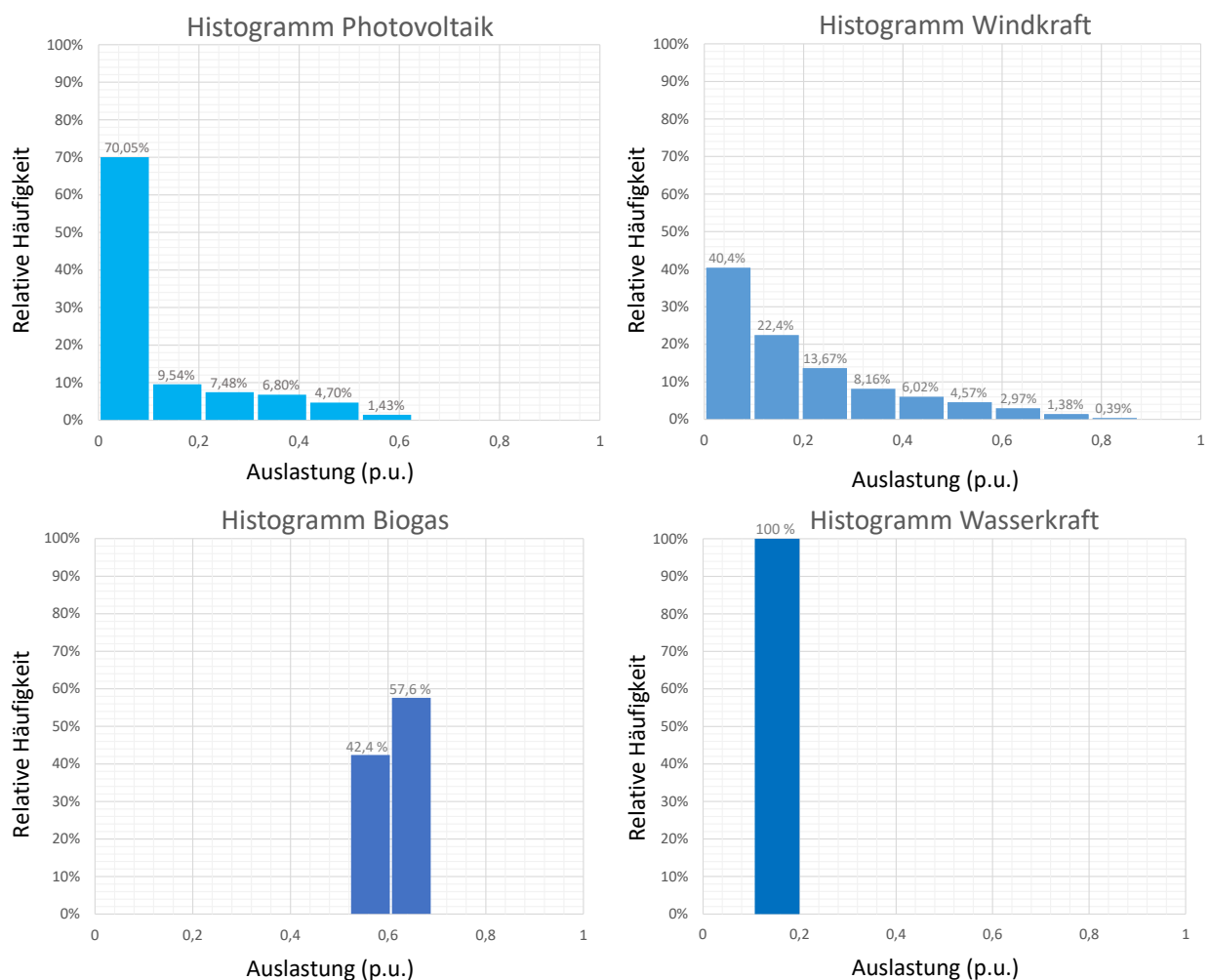


Abbildung 3.2: Histogramme der Auslastung verschiedener Energieträger

Es wird ersichtlich, dass die Klassenzahl bei Windkraft- und PV-Anlagen größer als bei Biogas- oder Wasserkraftanlagen ausfällt. Dies resultiert aus der witterungs- und saisonabhängigen verfügbaren Energie aus Wind und Sonne. Die Auslastung von PV-

Anlagen ist zu 70 % der ersten Klasse zugeordnet. Dies entspricht einer Auslastung zwischen 0 – 0,1 p.u.. Darüber hinaus nimmt die relative Häufigkeit bei stetig steigender Auslastung ab. Demgegenüber ist die relative Häufigkeit je Auslastung bei WKA homogener verteilt. Etwa 75 % der Auslastungen sind den Klassen 1-3 zuzuordnen. Das entspricht einer Auslastung zwischen 0 und 0,3 p.u., bezogen auf die Bemessungsscheinleistung, wohingegen der ersten Klasse eine Auslastung zwischen 0 % und 0,1 p.u. zugeordnet ist. Auch hier nimmt die Häufigkeit bei steigender Auslastung ab. Die Auslastung von Wasserkraftwerken sowie Biogasanlagen ist demgegenüber in maximal zwei Klassen unterteilt, wodurch der bevorzugte Grundlastbetrieb deutlich wird. Die erste Klassenbreite der Biogasanlagen entspricht einer Auslastung zwischen 0,52 p.u. und 0,6 p.u., der zweiten einer Auslastung zwischen 0,6 p.u. und 0,69 p.u.. Gasmotoren werden überwiegend in diesen Leistungsbereich betrieben, was auf die gegebenen technologiespezifischen Grenzen zurückzuführen ist. Hintergründe können aus [E65] entnommen werden. Wasserkraftwerke werden in der betrachteten Regelzone bevorzugt mit einer geringen Auslastung zwischen 0,09 p.u. und 0,22 p.u. betrieben, was dazu führt, dass diese allein einer einzelnen Klasse zuzuordnen sind.

Entwicklung von Einspeiseszenarien

Um aus den Klassen und Häufigkeitsverteilungen realitätsnahe Einspeiseszenarien mit einem breiten Spektrum an Einspeisesituationen zu generieren, werden in einem Folgeschritt die maximalen Häufigkeiten der Klassen-Kombinationen ausgewertet und in zwei Szenarien eingeordnet. Hierzu werden die Auslastungen aus [A63] mit den bereits definierten Klassen verknüpft. Tabelle 3.3 stellt die Ergebnisse der Berechnungen dar. Eine detaillierte Auswertung der Klassekombinationen kann dem Anhang dieser Arbeit entnommen werden.

Tabelle 3.3: Einspeiseszenarien durch Häufigkeitsverteilungen der Klassen-Kombinationen
Quelle: [A63].

	PV		Windkraft		Biogas		Wasserkraft		Szenario
	von	bis	von	bis	von	bis	von	bis	
Klasse	1	1	1	8	1	2	1	1	WKA dominiert
Auslastung [%]	0	0,10	0	0,68	0,52	0,69	0,09	0,22	
Max. Häufigkeit der Klassenkombination [%]	12,8	12,8	12,8	1,3	12,8	10,8	12,8	12,8	
	von	bis	von	bis	von	bis	von	bis	
Klasse	2	5	1	2	1	2	1	1	

Auslastung [%]	0,10	0,52	0	0,19	0,52	0,69	0,09	0,22	PV dominiert
Max. Häufigkeit der Klassenkombination [%]	2,2	2,7	2,9	1,1	2,9	2	2,9	2,9	

Die Einordnung der Szenarien wurde anhand der Auslastungen der Windkraft- und PV-Anlagen vorgenommen, sodass das erste Szenario von einer überwiegenden Einspeisung durch WKA und das zweite Szenario durch eine dominante PV-Einspeisung geprägt ist. Hierzu wurden dem Wind-Szenario alle Klassenkombinationen zugewiesen, in der die PV-Anlagen eine minimale Auslastung der Klasse 1 aufweisen. Aus der Zusammenfassung der einzelnen Klassenkombinationen ergeben sich die in Tabelle 10.1 hellblau markierten Bereiche der Auslastungen jeder Art der EEA für das jeweilige Szenario, welche für die Definition der finalen Lastflussszenarien relevant sind. Werden beispielsweise die resultierenden Klassenkombinationen aus dem WKA-Szenario betrachtet, zeigt sich das alle Arten der EEA mit einer Häufigkeit von 12,8 % der Klasse 1 zugeordnet sind und somit im minimalen Auslastungsbereich betrieben werden. Unter Betrachtung der Histogramme in Abbildung 3.2 bedeutet dies konkret, dass zeitgleich PV- und WKA mit einer minimalen Auslastung von 0 p.u., Biogasanlagen von 0,52 p.u. und Wasserkraftwerke von 0,09 p.u. betrieben werden.

Ableiten von Lastszenarien

Als Grundlage für die Entwicklung von Szenarien für den Energieverbrauch von Haushalten und Gewerbe werden die in der Literatur etablierten Standardlastprofile H0 und G0 des BDEW⁹ eingesetzt und mit den zeitlichen Intervallen der Einspeiseszenarien aus Tabelle 3.3 innerhalb eines Sommer- und Wintertages kombiniert. Die Zeitreihen wurden aus dem Datensatz der ENTSO-E extrahiert. Abbildung 3.3 verdeutlicht die normierten Lastgänge des H0-Standardlastprofils zur Sommerzeit an Werk-, Sams-, und Sonntagen sowie die Zuordnung zu den jeweiligen Einspeiseszenarien. Dabei stellt der manuell in den Ortsnetzstationen abgelesene Schleppzeigerwert den Bezugswert für die maximale Last dar. Der hellblau markierte Zeitraum von 07:45 Uhr bis 19:45 Uhr ist durch die Einspeisung von PV bestimmt, wohingegen das WKA-Szenario vor allem in der Nacht und der Dämmerung präsent ist.

⁹ Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft

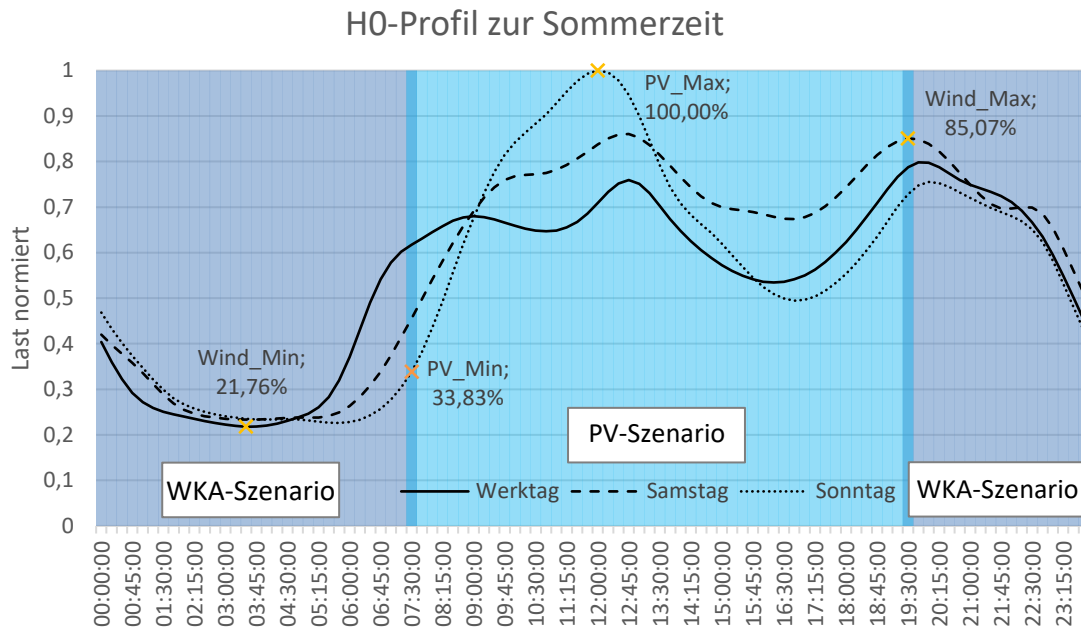


Abbildung 3.3: Normiertes H0-Standardlastprofil
Quelle: Daten entnommen aus [S26, A66].

Es wird ersichtlich, dass die normierte Last eines Haushaltes während des WKA-Szenarios von minimal 0,22 p.u. in den Nachtstunden bis maximal 0,85 p.u. in den Abendstunden eines Samstags variieren kann. Während des PV-Szenarios schwankt die normierte Last hingegen zwischen 0,34 p.u. und 1 p.u. an Sonntagen. Die Berechnungen der Lastbereiche für die Winter- und Übergangszeiten sowie für das G0-Profil wurden analog umgesetzt. Die Zeiträume der verminderten Sonneneinstrahlung in den Wintermonaten wurde entsprechend berücksichtigt. Als Beispiel sind die Ergebnisse aus dem G0-Lastprofil für die Sommerzeit im Anhang dieser Arbeit aufgeführt. Die zusammengefassten Lastbereiche für die Einspeiseszenarien können aus Tabelle 3.4 entnommen werden.

Tabelle 3.4: Einspeiseszenarien durch Häufigkeitsverteilungen der Klassen-Kombinationen
Quelle: [A63].

	Sommerzeit		Übergangszeit		Winterzeit		Szenario
	von	bis	von	bis	von	bis	
Auslastung [%]	0,22	0,85	20,12	0,93	0,18	0,99	WKA dominiert
Auslastung [%]	0,30	1	0,37	0,99	0,50	0,99	PV dominiert

Definition finaler Lastflussszenarien für die Jahre 2022 und 2037 und ermitteln der Skalierungsfaktoren

In im letzten Schritt werden die Ergebnisse der Einspeise- und Lastszenarien zu finalen Lastflussszenarien zusammengefasst. Zur Entwicklung der Szenarien für 2037 werden aktuelle Prognosen verwendet, welche durch die Bundesnetzagentur in Zusammenarbeit mit den vier deutschen Übertragungsnetzbetreiber ausgearbeitet wurden [A67]. Dabei wird eine Steigerung der Erzeugerleistung von WKA und PV von rund 280 % bzw. 580 % prognostiziert, wohingegen die installierte Leistung von Biogasanlagen bis auf die Hälfte rückläufig sein soll. Die Einspeisung durch Wasserkraftwerke wird nach der Studie allerdings nahezu konstant bleiben. Der Stromverbrauch hingegen soll bis 2037 um den Faktor 1,7 ansteigen. Dies ist vor allem auf den stetigen Zuwachs an Wärmepumpen und Elektrofahrzeugen zurückzuführen. Tabelle 3.5 zeigt die finalen Lastflussszenarien für die Jahre auf.

Tabelle 3.5: Finale Lastflussszenarien und Skalierungsfaktoren
Quelle: Prognosen für 2037 entnommen aus [A67].

Einspeisung 2022								Last 2022				Szenario
PV		Wind		Biogas		Wasser		H0		G0		
von	bis	von	bis	von	bis	von	bis	von	bis	von	bis	
0	0,1	0	0,68	0,52	0,69	0,9	0,22	0,18	1	0,17	1	WKA dominiert
0,1	0,52	0	0,19	0,52	0,69	0,9	0,22	0,30	1	0,22	1	PV dominiert
Einspeisung 2037								Last 2037				Szenario
PV		Wind		Biogas		Wasser		H0		G0		
von	bis	von	bis	von	bis	von	bis	von	bis	von	bis	
0	0,58	0	1,9	0,24	0,32	0,9	0,22	0,18	1,7	0,29	1,7	WKA dominiert
10	3	0	0,53	0,24	0,32	0,9	0,22	0,30	1	0,37	1,7	PV dominiert

3.3 Risikoanalyse und Handlungsempfehlung

Im Folgenden wird auf Grundlage von Lastflussberechnungen und unter Berücksichtigung der zuvor definierten Szenarien innerhalb der repräsentativen Netzgebiete das Risiko von Teilnetzbildungen evaluiert. Als Simulationsumgebung wird PowerFactory© eingesetzt. Zur Risikobewertung werden die Wirk- und Blindleistungslastflüsse jedes MS-Abganges betrachtet und anhand eines Flächenkriteriums, angelehnt an der NDZ nach Abschnitt 2.2, analysiert. Durch Variation der minimalen und maximalen Skalierungsfaktoren jedes Netzteilnehmers aus Tabelle 3.5 wird der Lastfluss schrittweise beeinflusst und dokumentiert. Dabei

werden je Abgang vier Simulationen durchgeführt. Ein Ablaufplan der Simulationen für jeden Abgang ist im Anhand dieser Arbeit zu finden. Die resultierenden vier Wertepaare von Wirk- und Blindleistung werden anschließend in einem P/Q-Koordinatensystem miteinander verknüpft, so dass analog zur NDZ, eine Fläche aufgespannt wird. In Abbildung 3.4 ist die Auswertung von drei Abgängen dargestellt.

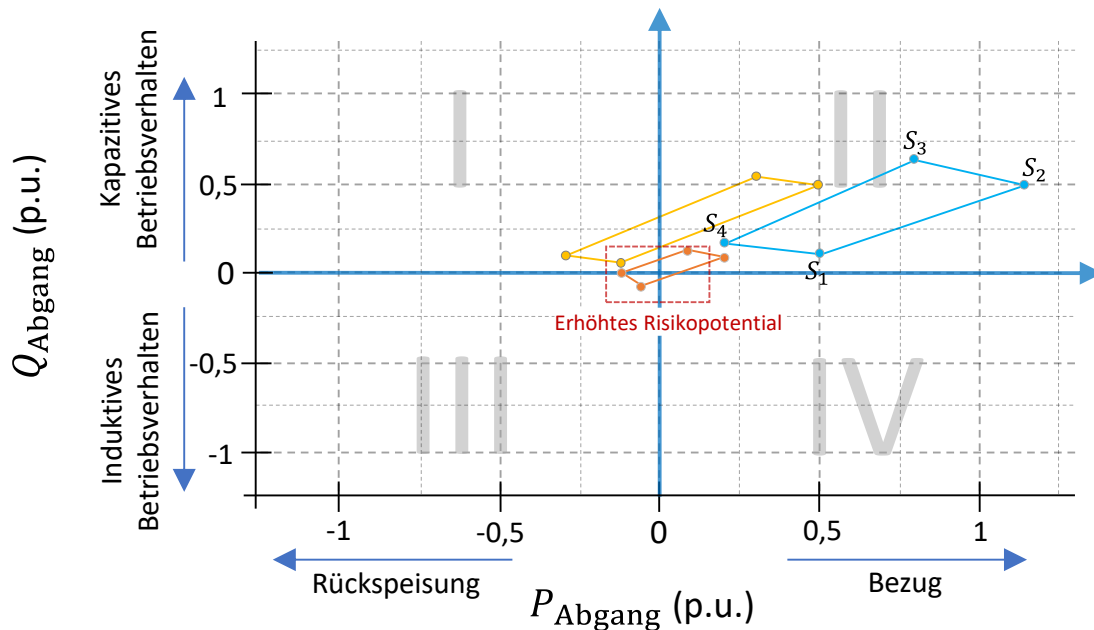


Abbildung 3.4: Flächenkriterium zur Risikobewertung

Die Bezeichnungen S1 bis S4 stellen die Wertepaare der einzelnen Lastflussberechnungen dar. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird bei den gelben und orangenen Darstellungen auf die Bezeichnung verzichtet. Die Größe der Fläche gibt Auskunft über die Fluktuationen des Lastflusses innerhalb des Abgangs, wohingegen die Position als Maß für das Risikopotential von Teilnetzbildungen verwendet werden kann. Befinden sich die Wertepaare innerhalb eines definierten Grenzbereiches von $P_{\text{Grenz}}, Q_{\text{Grenz}} \pm 0,15$ p.u., werden diese einer erhöhten Risikoklasse zugeordnet. Der Ansatz stützt sich auf die Bedingung, dass ein Teilnetz während einer ausgeglichenen Wirk- und Blindleistungsbilanz unter Einsatz etablierter TIV aus Abschnitt 2.3.2 nicht detektiert werden kann. Für die Ermittlung dieses statischen Grenzwertes wird der durchschnittliche Flächenanteil der NDZ für passive, aktive und hybride Verfahren aus der einschlägigen Literatur herangezogen. In [A6] werden beispielsweise die NDZ für verschiedene TIV, EZA und Lasten gegenübergestellt. Das Flächenkriterium in Abbildung 3.4 zeigt auf, dass sich ein

Großteil der Betriebspunkte des in Orange markierten Abgangs innerhalb des Grenzbereichs befindet, wohingegen der blau markierte Abgang kein Risikopotential aufweist. Für Berechnung des finalen Risikopotentials eines Abganges wird die prozentuale Schnittmenge der Flächen verwendet. Neben der Bewertung des Risikos von Teilnetzbildungen und der fluktuierenden Eigenschaften lassen sich weitere Informationen über das Systemverhalten der Abgänge ableiten. So wird deutlich, dass der blau markierte Abgang aufgrund des hohen Verkabelungsgrades kapazitiv geprägt ist und vor allem Wirkleistung aus dem Hochspannungsnetz bezieht.

Im Folgenden werden die Untersuchungen aller Abgänge aus den drei repräsentativen Netzgebieten aus 3.1 analysiert. Aufgrund der Vielzahl an Simulationen werden die Ergebnisse in Form von Balkendiagrammen abgebildet. Abbildung 3.5 stellt den prozentualen Anteil an risikobehafteten Abgängen für die Szenarien für 2022 und 2037 gegenüber.

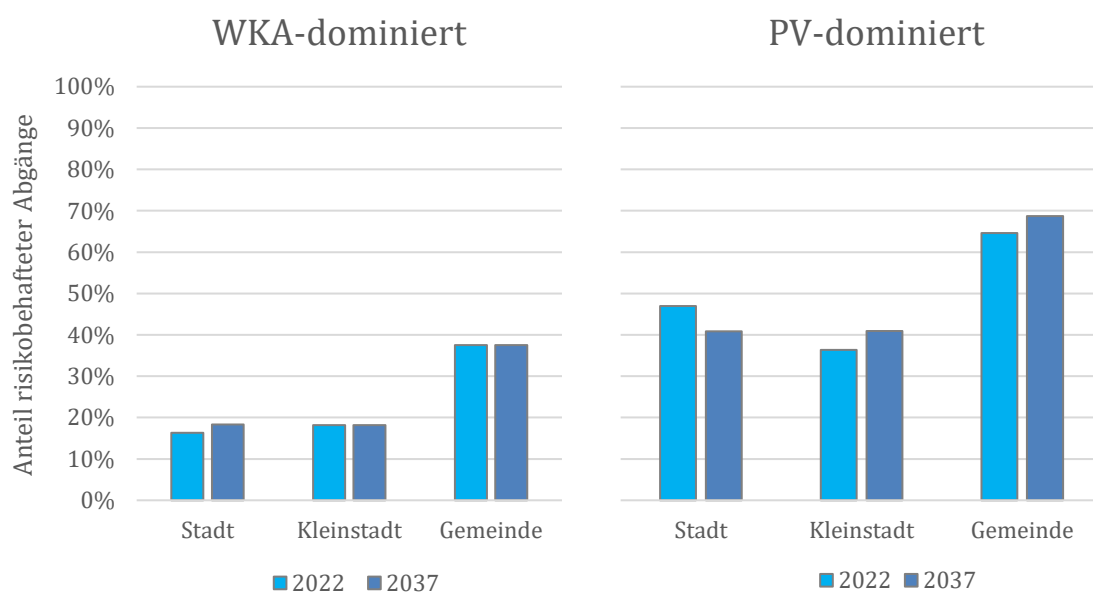


Abbildung 3.5: Anteil risikobehafteter Abgänge in den drei Netzgebieten

Die Ergebnisse zeigen auf, dass bereits heute ein signifikantes Risiko von Teilnetzbildungen existiert. Vor allem in ländlichen Netzgebieten mit hohem Anteil an PV sind nahezu 65 % der Abgänge als potenziell risikobehaftet eingestuft. Dies ist auf die hohe Anzahl homogener verteilter PV-Anlagen zurückzuführen. Denn im Gegensatz zu WKA, welche meist in wenigen Abgängen an zentralen Netzverknüpfungspunkten einspeisen, sind PV-Anlagen dezentral in allen Abgängen in unmittelbarer Nähe des Verbrauchers installiert. Nähere Untersuchungen zeigen auf,

dass WKA vor allem in Schwachlastphasen in der Lage sind, zeitweise die lokalen Lasten zu decken. Somit wird bei einem WKA-dominierten und ländlich geprägten Netzgebiet vor allem in den Nachtstunden mit mittlerer Windstärke das Risiko von Teilnetzbildungen erhöht. Darüber hinaus befinden sich in diesen Abgängen meist Biogas- und Wasserkraftwerke, welche das Potential von Teilnetzbildungen durch frequenzstützende Eigenschaften, wie der vorhandenen Trägheit des Maschinensatzes, weiter steigern. Darüber hinaus wird ersichtlich, dass der Anteil risikobehafteter Abgänge im WKA-dominierten Szenario in allen drei Netzgebieten auch in Zukunft als konstant bleibend anzunehmen ist, wohingegen der Anteil in ländlichen Netzgebieten leicht steigt. Ein Rückgang risikobehafteter Abgänge ist bei PV-dominierten städtisch geprägten Netzgebieten zu beobachten. Dies ist auf eine dominierte Rückspeisung durch die zukünftige massive Einspeisung von PV-Anlagen in Nieder- und MS-Netzen zurückzuführen. Die Betriebspunkte sind daher in den Quadranten I bzw. III (siehe Abbildung 3.4) zu beobachten und entfernen sich stetig vom Nullpunkt des Koordinatensystems.

3.4 Zusammenfassung des Kapitels

Es wird aufgezeigt, dass bereits heute ein erhöhtes Potential von Teilnetzbildungen vorhanden ist. Vor allem in PV-dominierten und ländlich geprägten Netzgebieten mit Biogas- und Wasserkraftanlagen steigt das Risiko von Teilnetzbildungen auch zukünftig weiter an. Dies unterstreicht die Notwendigkeit von TIV auch in der MS-Ebene. Dennoch ist zu beachten, dass die Modellierung der Lasten ausschließlich auf der Grundlage von manuell erfassten Schleppzeigerwerten erfolgt und bei der Lastflussberechnung dynamische Regelungsvorgänge nicht berücksichtigt werden. So wurde die Blindleistungsbereitstellung durch eine statische Festlegung des Leistungsfaktors abgebildet. Darüber hinaus bilden die verwendeten Standardlastprofile den aktuellen sowie zukünftigen zeitlichen Verbrauch rein statisch ohne Berücksichtigung vom dynamischen Verbraucherverhalten dar. Damit stellen weitere Untersuchungen unter Berücksichtigung dieser Einschränkungen eine Grundlage für weitere Forschungsaktivitäten dar.

4 Gegenüberstellung etablierter Teilnetzidentifikationsverfahren in der Niederspannung und Bewertung der Überführbarkeit auf Mittelspannungsnetze

Aufbauend auf der Risikoanalyse wird im Folgenden die Überführbarkeit der in Abschnitt 2.3.2 beschriebenen etablierten TIV auf MS-Netze analysiert. Die Gegenüberstellung erfolgt anhand praxisrelevanter und wirtschaftlicher Kriterien.

4.1 Anforderungen zur Bewertung der Überführbarkeit

Zur Bewertung der Überführbarkeit von TIV auf weitere Spannungsebenen bedarf es aussagekräftiger Kriterien, welche in Abbildung 4.1 in vier Kategorien untergliedert aufgeführt sind. Die Anforderungen resultieren aus Literaturangaben zur Bewertung der Integrierbarkeit von schutz- und leittechnischen Funktionen [A68] sowie aus Fachgesprächen mit dem Produktmanagement sekundärtechnischer Anlagen der Westnetz GmbH im Zuge des Projektvorhabens *i-Autonomous*.

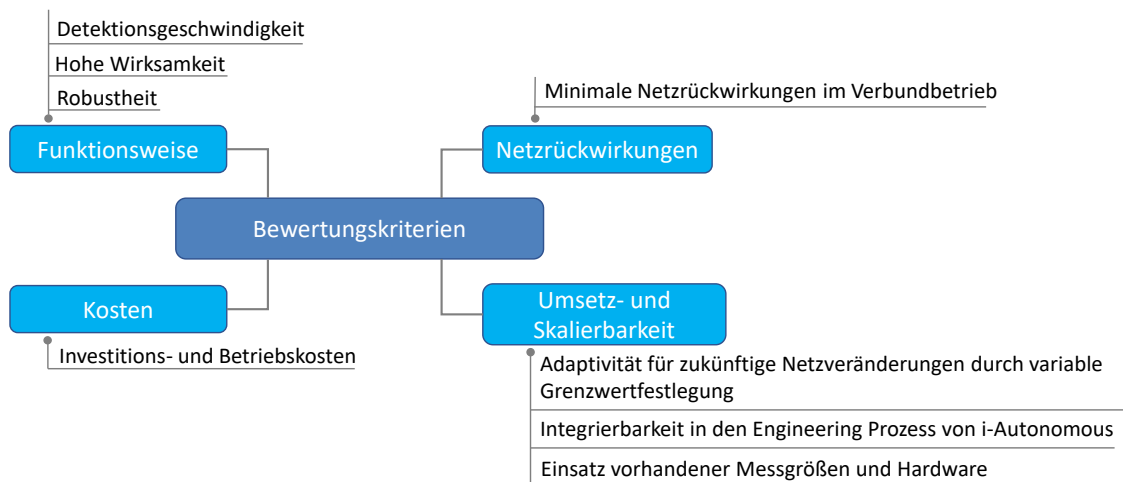


Abbildung 4.1: Anforderungen zur Bewertung der Überführbarkeit von TIV
Quelle: Modifiziert entnommen aus: [A68].

Unter der Rubrik *Funktionsweise* sind die Anforderungen zur Gegenüberstellung der Detektionsgeschwindigkeit, der Wirksamkeit, und der Robustheit jedes Verfahren zusammengefasst. Die *Wirksamkeit* wird anhand der Größe der NDZ hergeleitet. Die *Zuverlässigkeit und Robustheit* des TIV zeigt auf, inwieweit die Funktionsweise des

TIV durch externe Einflussfaktoren, wie Netzschutzfunktionen oder weitere TIV, negativ beeinflusst werden kann. Die Kategorie *Netzurückwirkungen* beinhaltet eine Anforderung, welche sich auf die Minimierung von Auswirkungen des TIV auf die Spannungsqualität und Systemstabilität während des Verbundnetzbetriebs beschränkt. Durch die Anforderungen der Kategorie *Umsetz- und Skalierbarkeit* wird die Anpassungsfähigkeit von TIV auf zukünftige Netzveränderungen, die Integrationsfähigkeit in den in Abschnitt 2.4 vorgestellten Engineeringprozess sowie die Minimierung der Hardware durch Verwendung vorhandener Messtechnik untersucht. In der letzten Rubrik werden die Kosten für die Installation und den laufenden Betrieb des TIV gegenübergestellt.

4.2 Analyse der Überführbarkeit auf Mittelspannungsnetze

Im Folgenden erfolgt die Bewertung der TIV unter Einsatz der zuvor definierten Anforderungen. Die Abkürzungen wurden aus Abbildung 2.2 entnommen. Für die Bewertungen werden Informationen aus der einschlägigen Literatur [A6, A16, A22, A25, A31, A69] sowie Analysen aus dem Projekt *i-Autonomous* herangezogen. Abbildung 4.2 stellt das Bewertungsschema dar.

Die Berechnung der Gesamtwertung GW erfolgt anhand der Summe der Einzelwertungen, bezogen auf die Anzahl der Anforderungen, nach Formel (4.1).

$$GW_{\text{TIV}} = \frac{\sum_{i=1}^{n_{\text{KW}}} EW_i}{n_{\text{KW}}} \quad (4.1)$$

EW_i Einzelwertungen 0/0,5/1 Punkt(e)

n_{KW} Summe der Anforderungen

		<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="background-color: #0070C0; color: white; padding: 5px; text-align: center;">Zentrales Verfahren</div> <div style="background-color: #00AEEF; color: white; padding: 5px; text-align: center;">Dezentrales Verfahren</div> </div>		Umsetzbarkeit						
		Zwingendes Kriterium								
			Ja (1 Pkt.)	Nein (0 Pkt.)	Teilweise (0,5 Pkt.)					
Kategorie	Anforderung		PLC/SCADA	Zinj	PID	ROCOF	THD	ZsF/ZVP	AFS	
Funktionsweise	Geringe Detektionszeit	-								
	Hohe Wirksamkeit (kleine NDZ)	x								
	Zuverlässigkeit und Robustheit	-								
Netzrückwirkungen	Minimale Netzurückwirkungen im Verbundbetrieb	-								
Umsetz- und Skalierbarkeit	Adaptivität für zukünftige Netzveränderungen durch variable Grenzwertfestlegung	-								
	Adaptierbarkeit in einen hardwareunabhängigen Ansatz nach Kapitel 2.4	x								
	Einsatz vorhandener Messgrößen und Hardware	-								
Kosten	Geringe Investitions- und Betriebskosten	-								
Gesamtwertung			0,56	0,56	0,75	0,69	0,63	0,38	0,5	

Abbildung 4.2: Gegenüberstellung von TIV zur Bewertung der Überführbarkeit auf MS-Ebene

Gilt die Anforderung aus der entsprechenden Rubrik als erfüllt oder teilweise erfüllt, wird ein bzw. ein halber Punkt vergeben. Die Punkte aus den Einzelbewertungen werden anschließend zu einer Gesamtpunktzahl addiert und auf die Summe der Anforderungen normiert. Zusätzlich sind zwei der Anforderungen zwingend zu erfüllen. Eine hohe Wirksamkeit und der damit einhergehenden geringen NDZ ist für einen Einsatz auf MS-Ebene deutlich höher zu priorisieren, da eine größere Anzahl an Erzeugungsanlagen und Verbrauchern von einer möglichen Fehlauflösung durch das TIV betroffen wären. Auch die Adaptierbarkeit in einen hardwareunabhängigen Ansatz nach Kapitel 2.4 wird als zwingendes Kriterium definiert, weil bei vielen Verteilnetzbetreibern eine adaptierbare und damit auch skalierbare sowie wirtschaftlich umsetzbare Bereitstellung verschiedener neuartiger Schutzfunktionen innerhalb dezentral verteilter Ortsnetzstationen angestrebt wird. Darüber hinaus

lassen sich Synergieeffekte zum Projektvorhaben i-Autonomous herstellen, wodurch eine praktische Evaluation ermöglicht wird.

Bei Betrachtung der Ergebnisse aus der Gegenüberstellung wird deutlich, dass vor allem Verfahren mit einem dezentral passiven Ansatz die Mehrheit der Anforderungen erfüllen. Dies ergibt sich vor allem durch die geringen Kosten, der bestehenden Skalierbarkeit durch die Vereinbarkeit mit einem hardwareunabhängigen Ansatz zur dezentralen Bereitstellung und Steuerung von Smart-Grid-Diensten sowie aufgrund minimaler Netzzrückwirkungen. Darüber hinaus wird durch die dezentrale Datenerfassung und Auswertung eine minimale Detektionszeit von 100 ms ermöglicht. Allerdings ist die Wirksamkeit aufgrund der gegebenen NDZ beschränkt. Diese wird zwar durch eine Überwachung des Phasenwinkel verbessert, dennoch kann die grundlegende Voraussetzung der Anpassungsfähigkeit für zukünftige Netzveränderungen nicht erfüllt werden. Grund dafür ist die statische Auslöseschwelle, wodurch der Grenzwert entsprechend der neuen Rahmenbedingungen angepasst werden muss. Diese Anforderung kann von zentral aktiven Verfahren, wie der Überwachung des Netzzustandes über Power-Line-Communication, erfüllt werden, da das hochfrequente Trägersignal unabhängig von Netzveränderungen ist. Jedoch fällt die Gesamtwertung aufgrund der hohen Kosten, der verringerten Zuverlässigkeit durch das erhöhte Risiko von Fehlauflösungen bei ausfallender Kommunikationsverbindung und bedingt durch die verringerte Skalierbarkeit im Vergleich zu den dezentral passiven TIV geringer aus. Dezentral aktive Verfahren erreichen im direkten Vergleich auch bei hoher Wirksamkeit die geringsten Wertungen. Wesentlicher Hintergrund ist die aktive Beeinflussung auf die Systemgrößen, wodurch Auswirkungen auf die Funktion von Systemdienstleistungen und die damit einhergehende verringerte Systemstabilität befürchtet werden. Darüber hinaus sind dezentral aktive TIV analog zu den dezentral passiven Verfahren nicht anpassungsfähig für zukünftige Netzveränderungen, da ebenfalls ein statischer Grenzwert vorgegeben wird.

4.3 Zusammenfassung des Kapitels

Die Ergebnisse aus der Analyse der Überführbarkeit etablierter TIV zeigen auf, dass weder zentrale noch dezentrale Ansätze uneingeschränkt auf das MS-Netz übertragbar sind. Zentrale Verfahren weisen die höchste Wirksamkeit auf, sind aufgrund der technologiespezifischen Gegebenheiten jedoch nicht wirtschaftlich und mit ausreichender Zuverlässigkeit übertragbar. Dezentrale TIV sind demgegenüber abhängig von statischen Grenzwertvorgaben, wodurch die Wirksamkeit sowie die Anpassungsfähigkeit für zukünftige Netzveränderungen eingeschränkt ist. Erste Ansätze zur dynamischen Grenzwertvergabe auf Grundlage von Algorithmen des ML wurden bereits in [S70] erarbeitet. Die Arbeit zeigt unter anderem auf, dass die Problemstellung der Identifikation von Teilnetzen einen typischen Klassifizierungsansatz mit Merkmalen und Label darstellt. Die Merkmale können durch diskrete Werte, wie der *Spannung* oder der *Frequenz*, die Label durch das Objekt *Teilnetze* repräsentiert werden. Eine statische Grenzwertfestlegung wäre demnach nicht erforderlich, da das ML-Modell eine Vorhersage von Teilnetzen durch Erkennung von Anomalien vornimmt. Der Einsatz von Klassifikatoren stellt demnach ein Potential für die Identifikation von Teilnetzen dar.

Diese Erkenntnis wird im Folgenden aufgegriffen und mit den Eigenschaften sowie den daraus resultierenden positiven Merkmalen eines hardwareunabhängigen Ansatzes zur dezentralen Bereitstellung und Steuerung von Smart-Grid-Diensten verknüpft. Die daraus hervorgehende neuartige MS-Teilnetzidentifikationsstrategie wird nachfolgend beschrieben.

5 Ausarbeitung der Teilnetzidentifikationsstrategie

Im Rahmen dieses Kapitels wird unter Berücksichtigung der Erkenntnisse aus Kapitel 4 und unter Zuhilfenahme der im Grundlagenteil beschriebenen Inhalte ein TIV für MS-Netze vorgestellt. Hierzu wird in einem ersten Schritt der übergeordnete Engineeringprozess, angelehnt an dem Ansatz zur dezentralen Bereitstellung und Steuerung von Smart-Grid-Diensten aus Abschnitt 2.4, dargestellt. Anschließend werden die Funktionsarchitektur sowie der Ablauf einzelner Teilprozesse des TIV dargestellt.

5.1 Übergeordneter Engineeringprozess zur MS-Teilnetzidentifikation

Die Gegenüberstellung etablierter Verfahren aus Kapitel 4 zeigt auf, dass dezentral passive Ansätze, abgesehen von der verringerten Wirksamkeit und der starren Grenzwertfestlegung, positive Eigenschaften für die MS-Teilnetzidentifikation aufweisen. Auch der Konzept aus Abschnitt 2.4 baut auf einem dezentral passiven Ansatz mittels verteilter Sensorik und Funktionen in Ortsnetzstationen auf. Somit wird, analog zu den etablierten TIV aus Abschnitt 2.3.2, eine dezentrale Ausführung von Algorithmen zur Teilnetzidentifikation ermöglicht. Diese können innerhalb ausgewählter Ortsnetzstationen in Funktionscontainern ausgeführt werden. Folglich lassen sich Eigenschaften etablierter TIV mit neuen technologischen Ansätzen, wie der adaptiven Implementierung von dezentral verteilten ML-Algorithmen in Ortsnetzstationen, verknüpfen. Abbildung 5.1 stellt den modellbasierten Engineeringprozess zur MS-Teilnetzidentifikation dar. Im Folgenden wird lediglich der operative Prozessansatz aus Abbildung 2.8 betrachtet, weil dieser zur Darstellung der Identifikationsstrategie relevant ist.

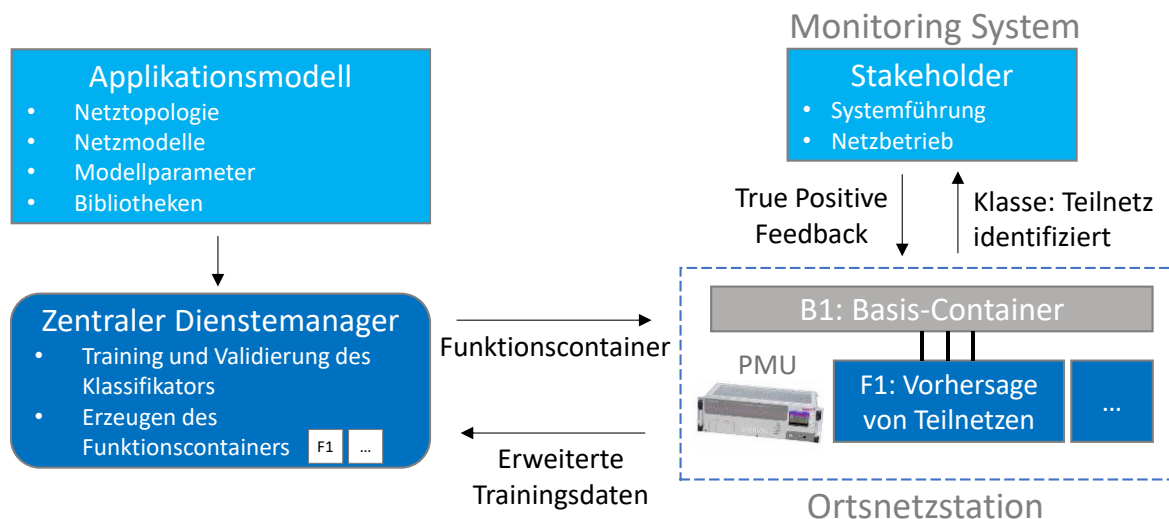


Abbildung 5.1: Übergeordneter Engineeringprozess zur MS-Teilnetzidentifikation
 Quelle: Modifiziert entnommen aus [E35, E42, S71, E72].

Über das Applikationsmodell werden dem zentralen Dienstmanager die notwendigen Datensätze zur Funktionsausführung zur Verfügung gestellt. Die Datenübertragung erfolgt, analog zum Vorgehen aus Abbildung 2.8, anwendungsfallspezifisch mittels des IEC 61850-6 Datenmodells. Datensätze sind Netztopologien, dynamische Netzmodelle, Modellparameter von Betriebsmitteln oder EZA und erforderliche Bibliotheken des ML sowie zur Signalverarbeitung. Innerhalb des zentralen Dienstmanagers werden die Informationen vorverarbeitet und das Training- sowie die Validierung des Klassifikators ausgeführt. Der resultierende Klassifikator wird daraufhin für die Vorhersage verwendet. Der Import des Klassifikators erfolgt durch einen Vorhersagealgorithmus, welcher analog zum Ansatz aus Abschnitt 2.4 in einem Funktionscontainer auf der Automatisierungsplattform innerhalb der Ortsnetzstation ausgeführt wird. Der Klassifikator wird dabei speziell für einen Mittelspannungsabgang trainiert.

Innerhalb eines Basiscontainers werden die Messwerte zwischengespeichert. Die Messwertaufzeichnung erfolgt über eine PMU, um neben den Spannungsbeträgen auch den Phasenwinkel als weiteres Merkmal zur Steigerung der Wirksamkeit nach Abschnitt 4.2 zu berücksichtigen. Die Messwerte werden anschließend durch den Basiscontainer an den Funktionscontainer kommuniziert. Das Ergebnis des Vorhersagealgorithmus wird über das IEC 61850 MMS Kommunikationsprotokoll an das Monitoring System gesendet, auf dessen die Stakeholder, wie der Mitarbeitende der Systemführung oder der Netzbetrieb, Einsicht haben. Wird ein Teilnetz

vorhergesagt, können entsprechende Maßnahmen, wie eine Trennung von netzführenden EZA zur Dunkelschaltung oder Instrumente zur gewollten Inselnetzbildung eingeleitet werden. Zur weiteren Optimierung des Klassifikatoren werden die Mitarbeitenden der Systemführung aufgefordert, korrekt vorhergesagte Teilnetze zu bestätigen. Dieses sogenannte TP-Feedback wird anschließend mit den verknüpften Merkmal-Label-Beziehungen als erweiterter Trainingsdatensatz an den zentralen Dienstmanager weitergeleitet und ein Trainingsprozess zur Optimierung des Klassifikators angestoßen. Der daraus resultierende Klassifikator wird bei einer Aktualisierung des Funktionscontainers berücksichtigt.

Im weiteren Verlauf wird die innere Funktionsarchitektur des TIV dargestellt. Dabei wird auf die Erhebung der Trainings- und Testdaten sowie auf die Auswahl und das Training des Klassifikators eingegangen.

5.2 Funktionsarchitektur des Machine-Learning-Ansatzes

5.2.1 Allgemeiner Funktionsablauf

Die Beschreibung der Funktionsarchitektur orientiert sich an dem in Abbildung 5.2 dargestellten Ablauf.

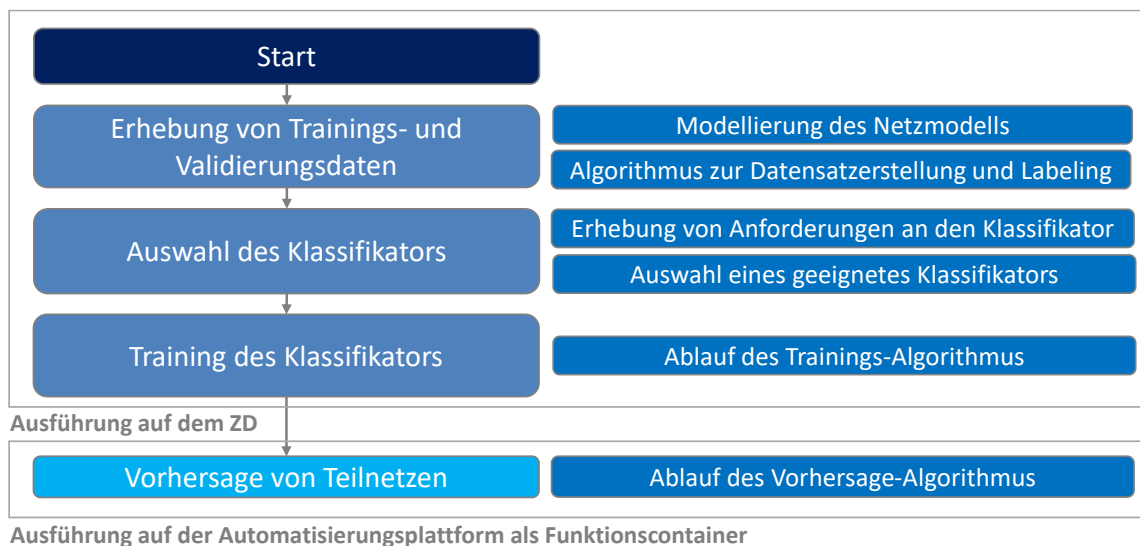


Abbildung 5.2: Allgemeiner Ablauf der Funktionsarchitektur
 Quelle: Modifiziert entnommen aus [E35, E42, S55, S71, E72].

In einem ersten Schritt werden die Datensätze für das Training sowie zur Validierung des Klassifikators erzeugt. Hierzu werden nach den Kriterien aus Abschnitt 3.1 zwei repräsentative MS-Abgänge modelliert, um das Systemverhalten abbilden zu können.

Daraufhin wird das Skript zur Datensatzgenerierung vorgestellt. In einem zweiten Prozessschritt erfolgt die Auswahl des Klassifikator auf Grundlage definierter Bewertungskriterien. Nachdem abschließend der Algorithmus zur Vorhersage von Teilnetzen beschrieben wird, erfolgt die Darstellung des Trainingsprozesses.

5.2.2 Erhebung von Trainings- und Validierungsdaten

Damit ein Klassifikator einen Teilnetzbetrieb von einem Verbundnetzbetrieb sowie die in jeden Betriebszustand möglichen Störereignisse voneinander abgrenzen kann, ist ein aussagekräftiger Datensatz erforderlich. Aufgrund der geringen Anzahl aufgezeichneter Teilnetzereignisse in MS-Netzen, liegen aktuell keine validen Datensätze für den Trainingsprozess vor. Daher wird im Rahmen dieser Arbeit auf dynamische Simulationen in der Simulationssoftware MATLAB/Simulink zurückgegriffen. Unter der Annahme, dass das Systemverhalten von Netzteilnehmern hinreichend genau abgebildet werden kann, bieten Simulationsprogramme den wesentlichen Vorteil einer Automatisierung von Prozessen zur Datensatzgenerierung. Somit lassen sich große und vielseitige Datensätze unter Berücksichtigung unterschiedlicher Szenarien im Verbund- sowie im Teilnetzbetrieb erzeugen.

Im folgenden Abschnitt wird das Netzmodell, die Auswahl der Simulationsszenarien sowie der Prozessablauf zur Datengenerierung dargestellt.

Modellierung des Netzmodells und Auswahl von Simulationsszenarien

Angelehnt an den Ergebnissen der Risikoanalyse aus Kapitel 3 sowie aus den Untersuchungen der DENA-Studie [A12] werden für Datensatzgenerierung ein PV-dominierter und ein ländlich geprägter MS-Abgang gewählt. Abbildung 5.3 stellt den Aufbau eines der MS-Abgänge dar.

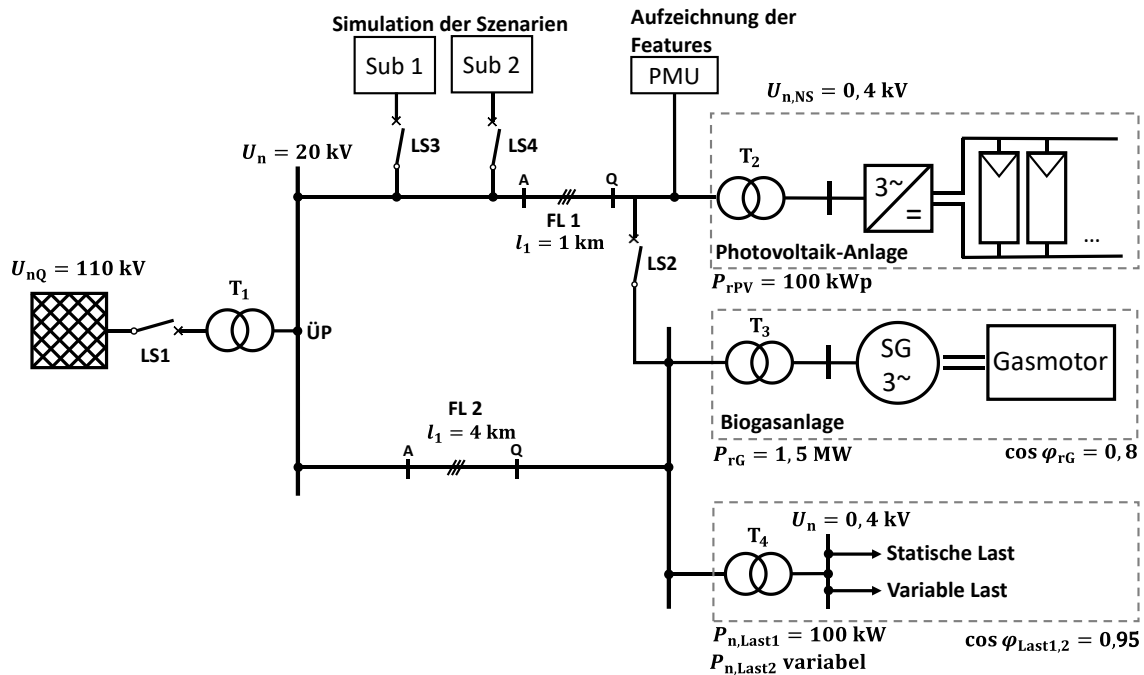


Abbildung 5.3: Exemplarischer Aufbau eines ländlich geprägten Mittelspannungsabganges

Die Nennspannung des als offenen Ring betriebenen MS-Abganges wird auf 20kV festgelegt [A5, A73]. Durch Öffnen des steuerbaren Leistungsschalters LS1 am Übergabepunkt zum Hochspannungsnetz können Teilnetze unter Berücksichtigung zuvor definierter Last- und Einspeiseszenarien nachgebildet werden. Ist eine Simulation in einer geschlossenen Ringanordnung erforderlich, kann dies durch Ansteuern des Leistungsschalters LS2 erreicht werden. Die Energieübertragung kann über Freileitungen und Kabelsysteme realisiert werden. Hierzu wird der Simulink-Block „Distributed Parameter Line“ eingesetzt. Über diesen Funktionsblock können Leitungsparameter auf Grundlage symmetrischer Komponenten, wie in Tabelle 5.1 dargestellt, berücksichtigt werden. Die in der Tabelle dargestellten Parameter repräsentieren ein dreiphasiges Einebenen-Freileitungssystem mit einem Durchmesser des Aluminiumleiterseils von 95 mm^2 . Dabei werden die elektromagnetischen Kopplungen zwischen den stromführenden Leiterseilen einbezogen, um transiente Vorgänge abbilden zu können. Der Index 1 kennzeichnet das Mitsystem, wohingegen der Index 0 für den Kennziffer im Nullsystem beschreibt.

Tabelle 5.1: Leitungsparameter der Freileitung in Simulink
 Entnommen aus: [A74].

Bezeichnung	Symbol	Parameter
Widerstandbelag im Mitsystem	R'^1	0,01273 Ω/km
Widerstandbelag im Nullsystem	R'^0	0,413 Ω/km
Induktivitätsbelag im Mitsystem	L'^1	$1,05 \cdot 10^{-3}$ H/km
Induktivitätsbelag im Nullsystem	L'^0	$3,32 \cdot 10^{-3}$ H/km
Kapazitätsbelag im Mitsystem	C'^1	$11,33 \cdot 10^{-9}$ F/km
Kapazitätsbelag im Nullsystem	C'^0	$5,01 \cdot 10^{-9}$ F/km

Als Erzeugungseinheiten werden eine PV sowie eine Biogasanlage berücksichtigt. Die PV-Anlage setzt sich aus 66 parallel verschalteten Strings mit jeweils 5 in Reihe verschalteten Modulen¹⁰ zusammen. Die Bemessungswirkleistung aller Module beträgt 100 kWp. Der Wechselrichter mit einer Nennspannung von 0,4 kV wird über einen Ortsnetztransformator¹¹ an das 20kV-Netz gekoppelt. Auftretende Oberwellen werden durch einen passiven RLC-Filter minimiert. Als Einstrahlung der PV-Module wird unter Einhaltung definierter Standardtestbedingungen aus [A74] ein Wert von 1000 W/m^2 festgelegt. Die Modellierung der Biogasanlage erfolgt über einen direkt gekoppelten Synchrongenerator mit einer Bemessungswirkleistung von 1,5 MW. Für den Antrieb wird das Simulationsmodell eines Dieselmotors verwendet, weil in der Literatur kein geeignetes Modell eines Gasmotors vorzufinden ist. In [E65] und [A75] konnte aufgezeigt werden, dass das Verhalten eines Gasantriebes durch gezielte Wahl der Reglerparameter hinreichend genau nachgebildet werden kann. Die Drehzahlregelung erfolgt über den Motor, wohingegen der Synchrongenerator den Spannungsbetrag beeinflusst. Die Blockschaltbilder des Regelsystems der einzelnen EZA sowie die verwendeten Parameter können dem Anhang dieser Arbeit entnommen werden.

Neben den Erzeugern befinden sich im Abgang zwei Verbraucher, welche über einen Ortsnetztransformator mit dem MS-Netz verknüpft sind. Für die Last 1 wird eine statische Gesamtnennwirkleistung von $P_{n,Last1} = 100 \text{ kW}$ angenommen, wohingegen der Verbrauch von Last 2 zur gezielten Beeinflussung des Leistungsgleichgewichtes innerhalb des Abganges variabel angepasst werden kann. Für beide Lasten wird zur

¹⁰ Typ: SunPower SPR-305-WHT

¹¹ Schaltgruppe Dyn5

Nachbildung eines ohmsch-induktives Verbraucherverhaltens ein Leistungsfaktor von $\cos\varphi_{\text{ind}} = 0,95$ angenommen.

Die Aufzeichnung der Merkmale erfolgt über eine PMU, welche dezentral am Netzanschlusspunkt der PV-Anlage angeordnet ist. Hierzu stellt die Simulationssoftware ein vordefiniertes PMU-Messsystem¹² mit diversen Einstellungen zur Parametrierung der Abtastrate sowie der Auswahl der Messwerte zur Verfügung.

Bei den Blöcken mit den Bezeichnungen Sub 1 und Sub 2 handelt es sich um aktive Steuerungselemente, um klassische Störszenarien im Verbund- sowie im Teilnetzbetrieb, wie beispielsweise eine Variation nichtlinearer Lasten oder eine zeitweise Aktivierung eines Kurzschlusses (KS) modellieren zu können. In MATLAB werden diese als „Variant Subsystem“ bezeichnet. Die Dauer eines Szenarios kann durch Öffnen bzw. Schließen des entsprechenden Leistungsschalter LS3 bzw. LS4 beeinflusst werden. Tabelle 5.2 stellt eine Übersicht der Szenarien sowie die dazugehörige Variable für den Abruf über ein Automatisierungsskript dar.

Tabelle 5.2: Szenarien zur Datensatzgenerierung

Szenario	Beschreibung	Variable
Teilnetzbildung	Öffnen des Leistungsschalters LS1 für 1,2 s	Sim ₁
Automatische Wiedereinschaltung	Öffnen des Leistungsschalters LS1 für 0,3 s	Sim ₂
2-poliger KS ¹³	Zufälliges Kurzschließen von 2 Phasen	Sim ₃
3-poliger KS	Kurzschließen der 3 Phasen	Sim ₄
1-poliger Erdschluss	Zufälliger Erdschluss einer Phase	Sim ₅
2-poliger Erdschluss	Zufälliger Erdschluss 2 Phasen	Sim ₆
3-poliger Erdschluss	Erdschluss aller 3 Phasen	Sim ₇
Zuschaltung/Abwurf einer linearen Wirklast	Zufällige Zuschaltung/Abwurf linearer Wirkleistung zwischen $1 \text{ MW} > P_{\text{Last,Linear}} > 1,5 \text{ MW}$	Sim _{8/9}
Zuschaltung/Abwurf einer nichtlinearen Wirklast	Zufällige Zuschaltung/Abwurf nichtlinearer Wirkleistung zwischen $1 \text{ MW} > P_{\text{Last,Nichtlinear}} > 1,5 \text{ MW}$	Sim _{10/11}
Zuschaltung/Abwurf einer Kompensationseinrichtung	Zufällige Zuschaltung/Abwurf von Blindleistung zwischen $1 \text{ MVar} > P_{\text{Last,Komp}} > 1,5 \text{ MVar}$	Sim _{12/13}

¹² Erfüllt die Standards des IEEE C37.188.1-2011

¹³ Der Fehlerwiderstand bei allen KS wird auf einen zufälligen Wert zwischen $0,01 \Omega$ und 100Ω gewählt. Entnommen aus [A76].

Das Automatisierungsskript wird innerhalb der Simulationsumgebung von MATLAB/Simulink umgesetzt. Die Simulationsumgebung von Simulink wird dabei als Datenquelle verwendet, wohingegen MATLAB für die Automatisierung der Teilprozesse zum Einsatz kommt. Der Ablauf kann dem Flussdiagramm in Abbildung 5.4 entnommen werden.

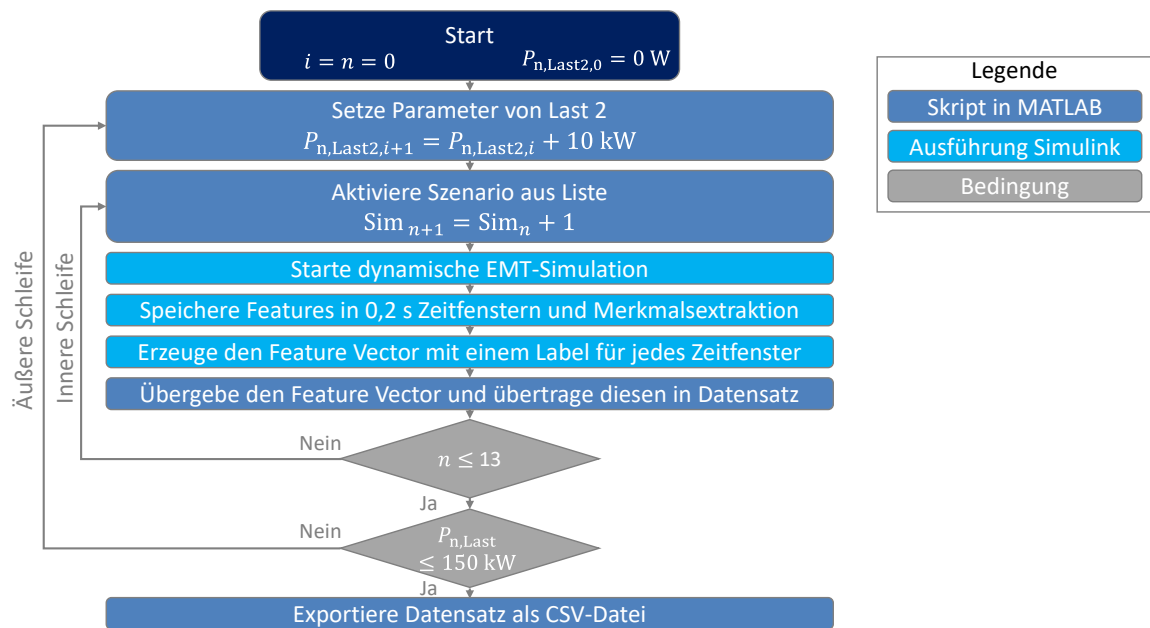


Abbildung 5.4: Flussdiagramm zur Generierung des Datensatzes
Quelle: [E35, E42, E72].

In einem ersten Schritt wird der Parameter der Last 2 aus Abbildung 5.3 auf einen Startwert von 10 kW festgelegt. Daraufhin erfolgt die Initialisierung des ersten Szenarios mit der Variablen Sim_1 aus Tabelle 5.2 und die Ausführung der Simulation durch den Befehl $sim()$. Um zusätzliche transiente Vorgänge während der Schalthandlungen und Kurzschlussereignisse aufzuzeichnen, wird ein EMT-Simulationsmodul eingesetzt. Nachdem die Simulation abgeschlossen ist, werden die Merkmale durch einen PMU-Block in definierten Zeitintervallen von 0,2 Sekunden mit einer Abtastrate von 64 Messwerten je Zyklus erfasst und die Wavelet-Transformation aus Abschnitt 2.5.4 zur Merkmalsextraktion angewendet. Weil in dem betrachteten Anwendungsfall nichtlineare EMT Signale extrahiert werden sollen, erfolgt die Signalverarbeitung nach Abschnitt 2.5.4 unter Einsatz der Daubechies-Wavelet-Funktion. Aus dem gesamten Verlauf der Merkmalsextraktion werden in Summe 35 Merkmale extrahiert, welche in einem erweiterten Teilprozess

zur Erstellung des sogenannten Feature Vectors und für das Labeling verwendet werden. Dieser Teilprozess wird im Folgenden näher beschrieben.

Um eine korrekte zeitliche Zuordnung der Merkmal-Label-Beziehungen für den Trainingsprozess zu gewährleisten, ist eine Zeitsynchronisation zwischen der Abtastrate der PMU-Messeinrichtung und der Messwertausgabe der Simulationsumgebung zu berücksichtigen. Bedingt durch die eingesetzte Simulationssoftware werden je Simulationdurchführung 640 Messwerte als nutzbare Merkmal-Label-Beziehungen in einen Buffer zwischengespeichert. Unter Berücksichtigung einer nach [A77] üblich eingesetzten Abtastrate der PMU von $F_s = 64$ Messwerten je Periode werden alle verfügbaren Messwerte aus dem Buffer innerhalb von 10 Perioden abgetastet. Bei einer vorgegebenen Netznennfrequenz von 50 Hz liegt nach (5.1) das zu betrachtende Zeitfenster, in dem alle Merkmal-Label-Beziehungen aus dem Buffer abgetastet werden, bei $t_{\text{Abtastung}} = 200$ ms.

$$t_{\text{Abtastung}} = \frac{n_{\text{Buffer}}}{F_s} \cdot \frac{1}{f_N} \quad (5.1)$$

$$t_{\text{Abtastung}} = \frac{640}{64} \cdot \frac{1}{50 \text{ Hz}} = 200 \text{ ms} \quad (5.2)$$

n_{Buffer} Anzahl Merkmal-Label-Beziehungen im Buffer

F_s Abtastrate der PMU

f_N Netznennfrequenz

Die in diesem Zeitintervall befindlichen Merkmal-Label-Beziehungen können demnach für das Labeling verwendet werden. Abbildung 5.5 stellt die Zeitfenster sowie den darauf aufbauenden Labeling-Prozess am Beispiel des Szenarios Sim_1 schematisch dar.

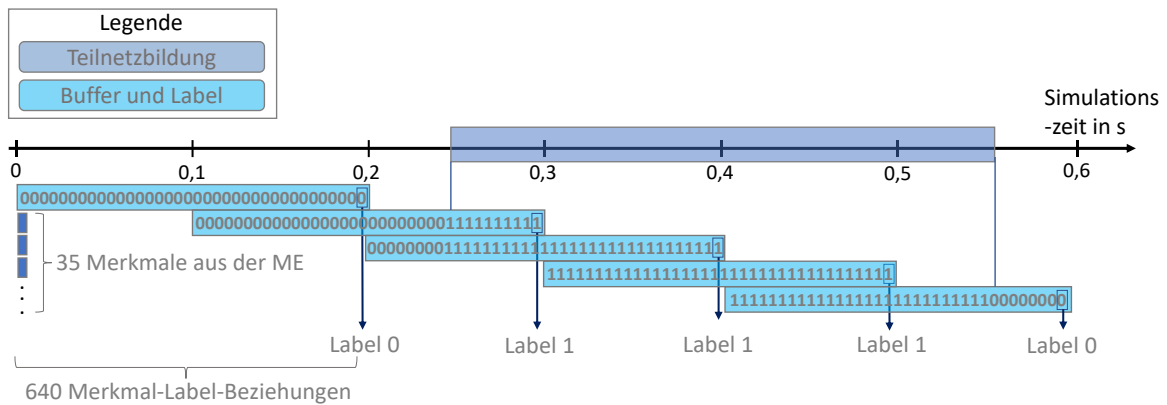


Abbildung 5.5: Überlappungsprinzip und Labeling
Modifiziert entnommen aus: [S55, A78].

Jedes Zeitfenster von 200 ms beinhaltet die Schalterstellungen des LS1 aus Abbildung 5.3 sowie die damit verknüpften 35 Merkmale aus der Merkmalsextraktion. Der Statuswert 0 repräsentiert einen geschlossenen LS1, wohingegen der Statuswert 1 einen geöffneten LS1 kennzeichnet. Jedes Zeitfenster beinhaltet demnach 640 Merkmal-Label-Beziehungen. Des Weiteren wird ersichtlich, dass innerhalb eines Zeitfensters eine Überlappung von 100 ms berücksichtigt wird, um die Merkmal-Label-Beziehung nach dem First-In-First-Out (FIFO) Prinzip zu definieren. Damit werden jede 100 ms insgesamt 320 neue Merkmal-Label-Beziehung in den Buffer geladen, wohingegen die letzten 320 eliminiert werden. Dieses Vorgehen hat zwei wesentliche Vorteile. Zum einen wird eine deutlich feinstufigere Analyse der Ausgangssituation erreicht, da jeder Zeitbereich mehrfach durchlaufen wird, zum anderen kann bei der Klassifikation die Vorhersagezeit halbiert werden, da der Feature Vector alle 100 ms statt alle 200 ms vom Klassifikation durchlaufen werden kann.

Nachdem nun der Feature Vector erzeugt wurde, werden nach Abbildung 5.4 abschließend die Merkmal-Label-Beziehungen für das Szenario an den Feature Vector übergeben, um diesen in einen zentralen Datensatz zu überführen. Dieser Vorgang wird innerhalb einer inneren und äußeren Schleifenbedingung für alle 13 Szenarien sowie für verschiedene Werte der Last 2 wiederholt. Sind die Simulationen vollständig abgeschlossen, werden die Merkmal-Label-Beziehungen in Form einer CSV-Datei exportiert. Die Merkmale und die Label werden dabei als einzelne Spalten abgebildet. Jede Zeile enthält die entsprechenden Merkmal-Label-Zuordnungen. Der Datensatz kann anschließend für das weitere Training sowie für die Validierung des Klassifikators verwendet werden.

Bevor der Trainingsvorgang aufgezeigt wird, ist nach Abbildung 5.2 die Auswahl eines geeigneten Klassifikators für den Anwendungsfall der Teilnetzidentifikation erforderlich. Die Auswahl anhand abgegrenzter Anforderungen wird im Folgenden beschrieben.

5.2.3 Auswahl des Klassifikators

Im Grundlagenteil aus Abschnitt 2.5.2 wurden etablierte Klassifikatoren sowie deren Eigenschaften dargestellt. Um ein Auswahlprozess für den Anwendungsfall der TIV umzusetzen, werden im Rahmen dieses Abschnitts anwendungsfallsspezifische Anforderungen erhoben und eine Abgrenzung vorgenommen.

Erhebung von Anforderungen

Bei der Definition von Bewertungskriterien sind die Eigenschaften von ML-Verfahren aus Abschnitt 2.5.1 sowie spezifische Voraussetzungen aus der Anwendung zur Teilnetzidentifikation zu berücksichtigen. Abbildung 5.6 stellt eine Übersicht und Kategorisierung der Bewertungskriterien, analog zum Vorgehen aus Abbildung 4.1, dar.

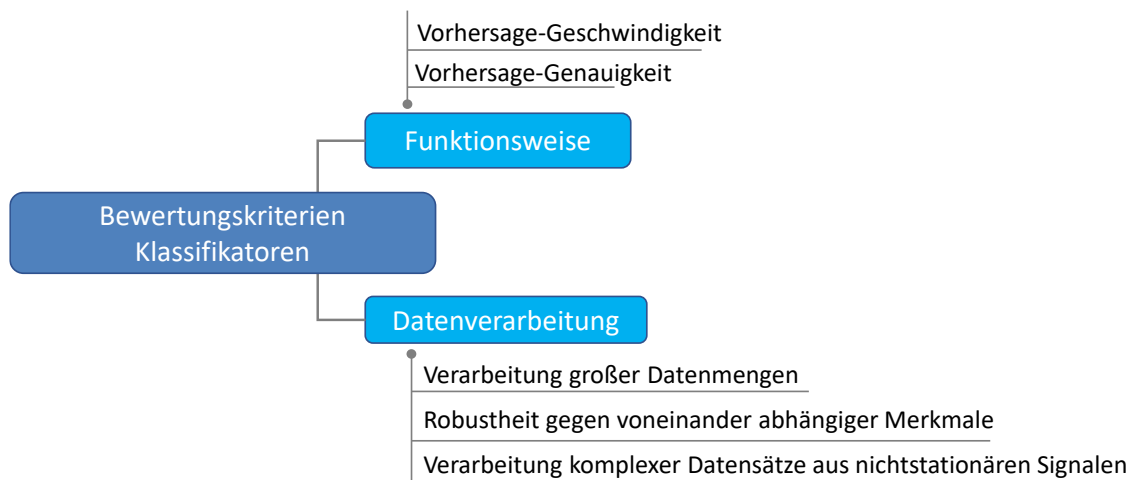


Abbildung 5.6: Bewertungskriterien für die Auswahl des Klassifikators

Die Kategorie *Funktionsweise* berücksichtigt die Anforderungen an die Geschwindigkeit sowie die Genauigkeit zur Vorhersage eines Teilnetzes durch den Klassifikator. Um Abhängigkeiten von der Leistungsfähigkeit der Hardware und den Eigenschaften der Merkmale auf die Vorhersagegeschwindigkeit zu minimieren, werden die Hardware sowie die Merkmale vorgegeben. Nähere Informationen zur Auswahl der Hardware und der Merkmale können aus Kapitel 6 entnommen werden. Der Grenzwert zur maximalen Vorhersagezeit des Klassifikators wird unter

Berücksichtigung der Anforderungen an die Erstellung des Feature Vectors auf 100 ms festgelegt. Die Vorhersage-Genauigkeit wird auf Basis der in Abschnitt 2.5.3 definierten Kennzahlen sowie anhand der Robustheit gegen Unter- bzw. Überanpassung evaluiert. Dabei kann ein Zusammenhang zur NDZ etablierter TIV hergestellt werden. Denn bei steigender Genauigkeit bzw. größerer „Area Under the Curve“ nach Abschnitt 2.5.3 steigt die Anzahl korrekt klassifizierter Szenarien in unterschiedlichen Betriebspunkten. Dies resultiert wiederum in einer Reduzierung der NDZ.

Der zweiten Kategorie werden die Anforderungen an die *Datenverarbeitung* zugeordnet. Aufgrund der Tatsache, dass bei Datensatzerstellung durch den Einsatz der Merkmalsextraktion eine Vielzahl an Merkmalen generiert wird, muss der Klassifikator in der Lage sein, große mehrdimensionale Datenmengen in den in Abschnitt 5.2.2 beschriebenen zeitlichen Intervallen zu verarbeiten. Darüber hinaus werden deutliche Steigerungen der Zeilenanzahl im Trainingsdatensatz aufgrund weiterer dynamischer Netzsimulationen sowie durch stetige Rückmeldungen des TP-Feedbacks aus dem Prozessablauf in Abbildung 5.1 erwartet. Eine weitere Anforderung wird an die Robustheit gegen voneinander abhängiger Merkmale gestellt. Diese Anforderung basiert auf der Grundlage nichtlinearer Zusammenhänge von Systemgrößen elektrischer Energieversorgungsnetze, beispielsweise ausgelöst durch frequenzabhängige Lasten [A79]. Die letzte Anforderung gilt als erfüllt, wenn der Klassifikator komplexe nichtlineare Datensätze aus EMT Signalen, wie im vorherigen Abschnitt dargestellt, verarbeiten kann.

Gegenüberstellung und Auswahl eines geeigneten Klassifikators zur Teilnetzidentifikation

Zur Gegenüberstellung der Klassifikatoren wird auf das Bewertungsschema aus Abschnitt 4.2 zurückgegriffen. Die Anforderungen an die Detektionsdauer und -genauigkeit werden übernommen. Die Berechnung der Gesamtwertung erfolgt nach Gleichung (4.1).

Kategorie	Anforderung	Zwingendes Kriterium	Umsetzbarkeit				
			Logische Regression	Entscheidungsbaum	Naive Bayes	Support Vector Machine	Random Forest
Funktion	Hohe Vorhersage-Geschwindigkeit	-	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	Hohe Vorgersage-Genauigkeit zur Minimierung der NDZ im Vergleich zu etablierten TIV	x	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Datenverarbeitung	Verarbeitung großer mehrdimensionaler Datensätze	-	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
	Verarbeitung transientser nichtlinearer Datensätze	x	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
	Robustheit gegen voneinander abhängiger Merkmale	-	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Gesamtwertung GW			0,4	0,5	0,7	0,7	0,9

Abbildung 5.7: Gegenüberstellung von Klassifikatoren zur Auswahl für die Teilnetzidentifikation auf MS-Ebene
 Quellen: [A1, A43-A45, A49].

Darüber hinaus werden analog zur Bewertung der Überführbarkeit etablierter TIV auf MS-Ebene zwingende Kriterien definiert. Zum einen stellt die Vorhersage-Genauigkeit und damit einhergehend eine Minimierung der NDZ im Vergleich zu etablierten TIV ein zwingendes Kriterium dar. Die Motivation liegt in der Vermeidung von Fehlauflösungen durch unzutreffende Vorhersagen des eingesetzten Klassifikators und damit in Zusammenhang stehender ungewollter Dunkelschaltungen von Verbrauchern sowie unerwünschter Trennungen von DEA. Des Weiteren wird die Verarbeitung transientser nichtlinearer Datensätze als zwingendes Kriterium eingestuft, denn bei der Klassifikation von Teilnetzen sind unter anderem transiente und nichtlineare Signale aus Kurzschlussereignissen zu verarbeiten. Nur so kann eine eindeutige Klassenzuordnung und damit hohe Vorhersage-Genauigkeit erreicht werden. Es besteht somit eine direkte Abhängigkeit zwischen den priorisierten Anforderungen.

Abbildung 5.7 ist zu entnehmen, dass die Klassifikatoren aus dem Grundlagenteil dieser Arbeit untersucht werden. Die Aussage, ob eine Anforderung erfüllt, teilweise

erfüllt oder nicht erfüllt werden kann, wird durch Informationen aus der einschlägigen Literatur [A1, A43, A45, A49] sowie anhand des Wissensstandes aus Abschnitt 2.5.2 dieser Arbeit extrahiert.

Unter Betrachtung der Gesamtwertung wird deutlich, dass nahezu jede Anforderung durch den Random-Forest-Klassifikator (RFK) erfüllt werden kann. Dies resultiert aus den Eigenschaften der Ensemble Methodik. Durch die Vielzahl an kaskadierten Entscheidungsbäumen wird das Risiko von Überanpassungen miniert und als Folge dessen die Vorhersage-Genauigkeit, auch bei großen mehrdimensionalen nichtlinearen Datensätzen, gesteigert. Allein die Anforderung an die Vorhersage-Geschwindigkeit kann aufgrund der Aggregation von Teilvorhersagen vieler einzelner Entscheidungsbäumen, teilweise als erfüllt betrachtet werden. Jedoch besteht die Möglichkeit eine Anpassung der Überlappung nach Abbildung 5.5 vorzunehmen, um den betrachteten Zeitraum durch Streckung auf die maximal mögliche Vorhersage-Geschwindigkeit des RFK anzupassen. Im Gegensatz zum RFK weist das Verfahren der logischen Regression zwar eine hohe Detektionsgeschwindigkeit auf, ist allerdings aufgrund der Inkompatibilität mit komplexen und nichtlinearen Datenmengen für den Anwendungsfall der Teilnetzidentifikation ungeeignet. Aufgrund der daraus abzuleitenden hohen Unteranpassung wird eine geringe Detektionsgenauigkeit erwartet. Einzelne Entscheidungsbäume sind demgegenüber auf nichtlineare Datenmengen mit untereinander abhängigen Merkmalen anwendbar, neigen jedoch aufgrund der hierarchischen Abfrage der Merkmale zur Überanpassung, wodurch die Genauigkeit eingeschränkt wird. Darüber hinaus können Entscheidungsbäume aufgrund der zunehmenden Überanpassung nicht uneingeschränkt auf große Datensätze übertragen werden. Durch den Naive Bayes Klassifikator sowie die Support Vector Machine können analog zum RFK eine Vielzahl an Anforderungen erfüllt werden, allerdings sind diese jedoch aufgrund der Robustheit gegen abhängige Merkmale bzw. durch eine beschränkte Anwendung auf große Datenmengen nicht für den Anwendungsfall der Teilnetzidentifikation geeignet.

Zusammenfassend kann der RFK mit einer Gesamtwertung von 0,9 als geeigneter Klassifikator für den Anwendungsfall der Teilnetzidentifikation ermittelt werden. Besonders aufgrund der Eigenschaften einer hohen Genauigkeit auch bei transienten

nichtlinearen und großen Datenmengen. Allerdings ist anzumerken, dass die Bewertung ausschließlich auf Grundlage der Basiseigenschaften der einzelnen Klassifikatoren aus der einschlägigen Literatur und aus dem im Rahmen dieser Arbeit erarbeiteten Wissensstand durchgeführt wurde. Eine Bestätigung dieser These auf Grundlage aussagekräftiger Validierungsdaten aus simulierten oder realen Teilnetzereignissen stellt einen weiteren Forschungsgegenstand dar.

Nachdem nun der Datensatz erstellt und der RFK ausgewählt wurde, wird im Folgenden der Trainingsprozess dargestellt.

5.2.4 Training des Klassifikators

Analog zum Prozess der Datengenerierung erfolgt das Training des Klassifikators innerhalb der Simulationsumgebungen von MATLAB sowie MATLAB Simulink. Um die erforderlichen Funktionen ausführen zu können, stehen vordefinierte Toolboxen zur Verfügung. Für das Training wird die Toolbox mit der Bezeichnung *Statistics and Machine Learning* importiert. Abbildung 5.8 stellt das Flussdiagramm des Trainings-Skriptes dar.

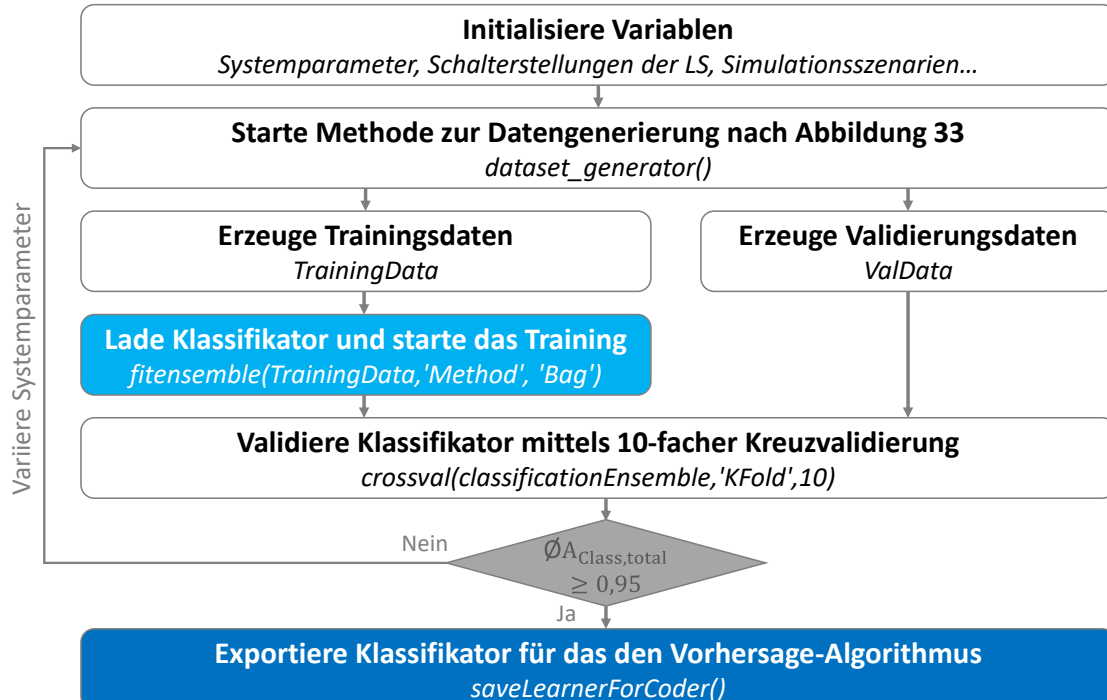


Abbildung 5.8: Flussdiagramm des Trainingskriptes in MATLAB

In einem ersten Schritt werden die Variablen, wie Systemparameter aus Tabelle 5.1, initiale Schalterstellungen und Szenarien aus Tabelle 5.2 initialisiert. Die Variablen werden dabei im sogenannten Workspace von MATLAB gespeichert und stehen somit

auch MATLAB Simulink als Modellumgebung zur Verfügung. Im darauffolgenden Prozessschritt wird die Funktion zur Generierung des Datensatzes nach Abbildung 5.4 ausgeführt. Der daraus resultierende Datensatz mit insgesamt 36 Spalten und 9513 Zeilen wird anschließend in einen Trainings- und Validierungsdatsatz aufgeteilt. Dabei werden 90% der Daten für das Training und die verbleibenden 10% für die Validierung zwischengespeichert. In der einschlägigen Literatur [A51] wird zwar ein Verhältnis von 70%/30% vorgeschlagen, um die Genauigkeit des Klassifikators aufgrund der Diversität an Szenarien gezielt zu steigern, wird im Rahmen dieser Arbeit der Anteil der Trainingsdaten heraufgesetzt. Im weiteren Schritt wird das Training durch die Ausführung der Funktion *fitensemble()* gestartet. Als Funktionsparameter werden der Trainingsdatensatz sowie die Kategorie des Klassifikators übergeben. Bei der Bezeichnung *Bag* handelt es sich um den zuvor ausgewählten RFK. Nach erfolgreicher Durchführung des Trainingsvorganges wird der Klassifikator nach der 10-fach-Kreuzvalidierung aus Abbildung 2.15 bewertet. Übersteigt die durchschnittliche Gesamtgenauigkeit aller Validierungsschritte $\bar{A}_{\text{Class,total}}$ einen festgelegten minimalen Wert von 0,95 erfolgt der Export des Klassifikator an den Vorhersage-Algorithmus, andernfalls wird der Trainingsprozess mit der Generierung eines weiteren Datensatzes unter Berücksichtigung weiterer Parameter iterativ wiederholt. Die Gesamtgenauigkeit des aus dem Trainingsvorgang hervorgehenden RFK von 99,81 % erfüllt die Bedingung und kann infolgedessen exportiert werden. Durch die Ausführung der Funktion *saveLearnerForCode()* wird der Klassifikator in einen spezifischen C++-Code konvertiert und exportiert. Somit kann der Klassifikator plattformunabhängig eingesetzt werden. Der entsprechende Algorithmus wird im Folgenden beschrieben.

5.2.5 Vorhersage-Algorithmus

Im Rahmen dieses Abschnitts wird der Ablauf des Vorhersage-Algorithmus dargestellt. Die Umsetzung erfolgt in der Programmiersprache Python, um eine plattformübergreifende und von der Hardwareplattform unabhängige Anwendung zu erhalten. Abbildung 5.9 stellt das Flussdiagramm des Algorithmus dar.

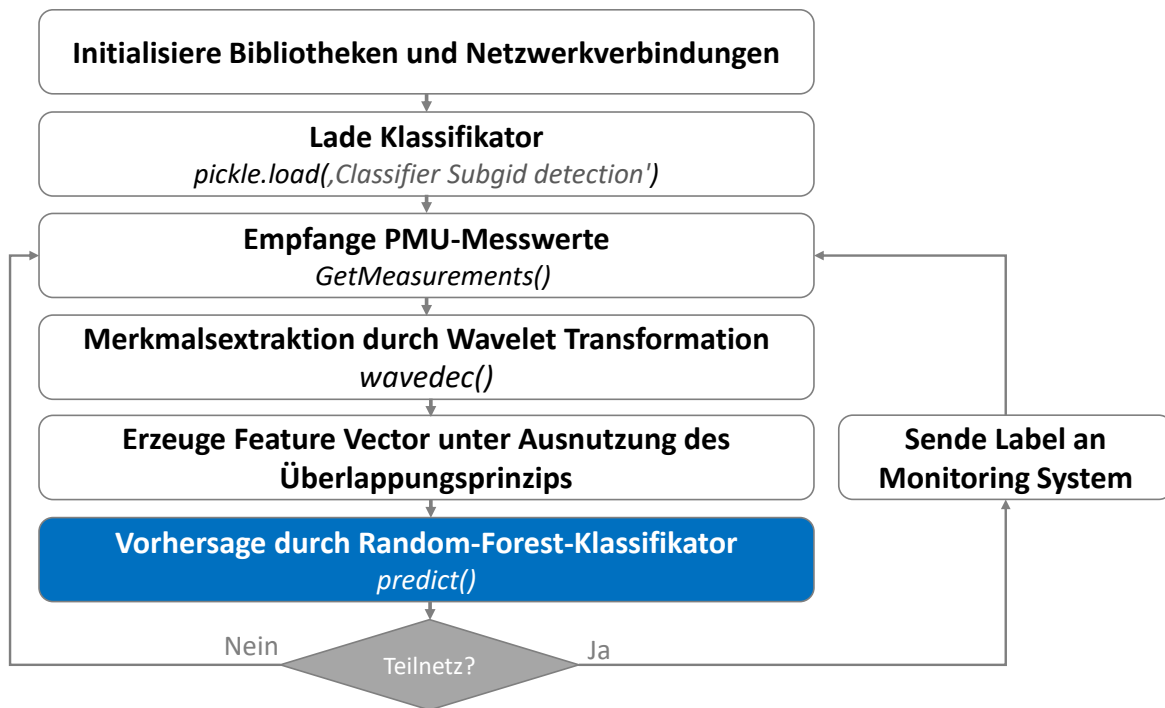


Abbildung 5.9: Flussdiagramm des Vorhersageskriptes

Zu Beginn werden die erforderlichen Bibliotheken für Anwendungen des ML, für mathematische Operationen sowie für die Initialisierung von Netzwerkverbindungen zwischen der Hardwareplattform, dem zentralen Dienstmanager und dem Monitoring System importiert. Die Wahl an Kommunikationsprotokollen ist dabei beliebig anpassbar. Nach dem erfolgreichen Import der Bibliotheken wird der trainierte RFK durch Ausführen der Funktion `pickle.load()` geladen. Die Angabe eines Speicherpfades ist dabei als Übergabeparameter frei wählbar. Im weiteren Schritt werden die Messwerte aus der PMU überführt und die Merkmalsextraktion durch die Wavelet-Transformation vorgenommen. Die Abtastrate der PMU wird dabei analog zu Abschnitt 5.2.2 auf einen Wert von 64 Aufnahmen je Periode eingestellt, so dass innerhalb eines Zeitraumes von 200 ms insgesamt 640 Merkmale generiert werden. Im Anschluss erfolgt in Analogie zum Abschnitt 5.2.2 unter Verwendung des FIFO-Prinzips der Entwurf des Feature Vectors. Der Feature Vector wird anschließend an den Klassifikator zur Vorhersage von TN übergeben. Abbildung 5.10 verdeutlicht das Prozedere anhand einer Teilnetzbildung in einem Zeitraum zwischen 0,25 Sekunden und 0,45 Sekunden.

5.3 Zusammenfassung des Kapitels

Zusammengefasst wurde im Rahmen dieses Kapitels der übergeordnete modellbasierte Engineeringprozess, die Funktionsarchitektur sowie der Ablauf einzelner Teilprozesse der im Rahmen dieser Arbeit entworfenen Teilnetzidentifikationsstrategie vorgestellt. Die Ausführung der Applikation zur Vorhersage von Teilnetzen erfolgt dezentral auf einer Automatisierungsplattform innerhalb der Ortsnetzstation, so dass eine hardwareunabhängige Bereitstellung und Steuerung von Smart-Grid-Diensten umgesetzt werden kann. Der eingesetzte RFK wird auf Basis festgelegter Anforderungen für einen Mittelspannungsabgang ausgewählt und durch einen Trainings- und Validierungsvorgang erzeugt, welcher auf einem zentralen Dienstemanager umgesetzt wird. Die erforderlichen Trainingsdaten werden automatisiert durch dynamische Netzsimulationen unter Berücksichtigung festgelegter Stör- Last- und Einspeiseszenarien erzeugt und dem Trainingsprozess zur Verfügung gestellt. Die Datensatzerstellung erfolgt unter Einsatz der Daubechies-Wavelet-Funktion zur Merkmalsextraktion, weil nichtlineare EMT Signale extrahiert werden sollen. Im einem weiteren Teilprozess der Datengenerierung wird eine Zeitsynchronisation zwischen der Abtastrate der PMU-Messeinrichtung von $F_s = 64$ Messwerten je Periode und der Messwertausgabe der Simulationsumgebung durchgeführt. Diese ist für eine zeitliche Zuordnung der extrahierten Merkmal-Label-Beziehungen für den Prozess zur Erstellung des Feature Vectors und des Labeling relevant. Für die in dieser Arbeit eingesetzte Simulationsumgebung errechnet sich ein Zeitfenster von 200 ms. Neben der Zeitsynchronisation wird eine Überlappung der Merkmal-Label-Beziehungen nach dem FIFO-Prinzip vorgeschlagen. Hierdurch kann eine feinstufigere Abtastung sowie eine Halbierung der Vorhersagezeit erreicht werden. Abschließend wird der erzeugte Feature Vector in Form einer CSV-Datei exportiert. Der darauf anknüpfende iterative Trainings- und Validierungsprozess wird ebenfalls innerhalb der Simulationsumgebungen unter Verwendung vordefinierte Toolboxen umgesetzt. Erreicht der Klassifikator nach der 10-fach-Kreuzvalidierung eine Genauigkeit größer 90 %, wird dieser exportiert und an den Vorhersagealgorithmus übergeben. Der Vorhersagealgorithmus wird in Python umgesetzt, um die Anwendung plattformübergreifend einsetzen zu können. Ziele des Algorithmus sind die

Initialisierung der Kommunikationsschnittstellen für den Engineeringprozess, die kontinuierliche Abfrage von Messwerten sowie die Umsetzung der Klassifikation von Teilnetzen. Auch für die Vorhersage ist, analog zum Trainingsprozess, eine Zeitsynchronisation zwischen der Abtastrate der PMU-Messeinrichtung und der Simulationsumgebung zur Erzeugung der Testdaten zu berücksichtigen. Da die Testdaten aus derselben Simulationsumgebung erzeugt werden, wird ebenfalls ein Zeitfenster von 200 ms festgelegt. Auch hier kommt das FIFO-Prinzip zum Einsatz, so dass jede 100 ms eine Vorhersage durch den Klassifikator erfolgt. Wird ein Teilnetz vorhergesagt, übermittelt der Algorithmus das Label entsprechend des Engineeringprozess nach Abbildung 5.1 an das Monitoring System.

Im weiteren Verlauf wird die Validierung sowie der Funktionsnachweis des vorgeschlagene Teilnetzidentifikationsstrategie beschrieben.

6 Validierung und Funktionsnachweis

Im Rahmen dieses Kapitels wird der Funktionsnachweis des in Kapitel 5 dargestellten TIV beschrieben und das Potential für die Anwendung in realen MS-Netzen aufgezeigt. Hierzu wird der Aufbau sowie die Durchführung von Laborversuchen beschrieben und die Ergebnisse unter Berücksichtigung der Anforderungen aus Kapitel 4 kritisch bewertet.

6.1 Die Testumgebung und -ablauf

Um die Funktionsweise neuartiger Schutzfunktionen, wie die beschriebene Teilnetzidentifikationsstrategie, bewerten zu können, sind praxisnahe Untersuchungen erforderlich. Im Rahmen dieses Abschnitts wird eine Testumgebung auf Grundlage zuvor erarbeiteter Anforderungen ausgewählt und der Testablauf beschrieben. Daraufhin erfolgt der Funktionsnachweis des TIV innerhalb der Testumgebung.

6.1.1 Anforderungen an eine Testumgebung

Im ersten Schritt werden Anforderungen zur Definition des Testaufbaus aufgestellt. In Abbildung 6.1 sind die drei zentralen Anforderungsklassen dargestellt.

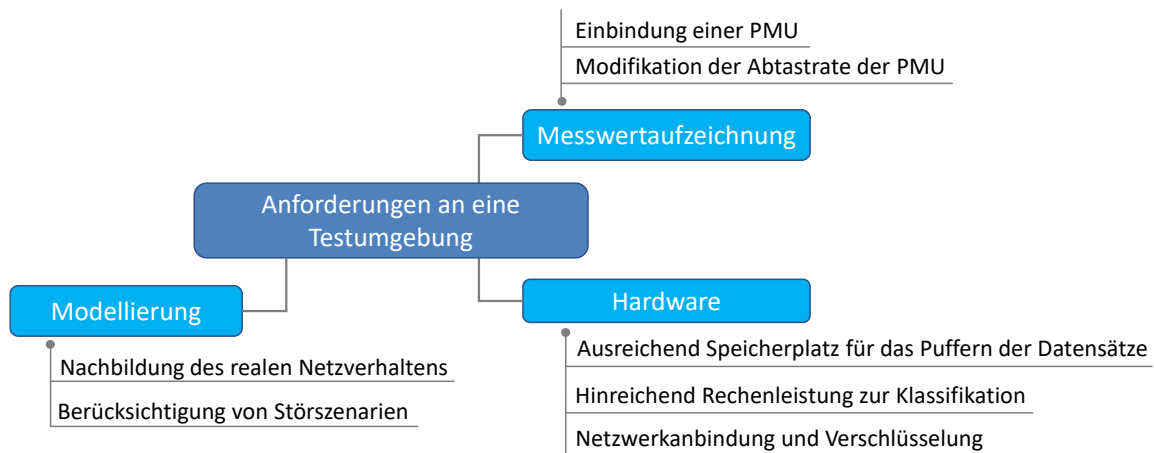


Abbildung 6.1: Anforderungen an die Testumgebung

Die erste Klasse beschreibt die Anforderungen rund um die Messwertaufzeichnung. Um alle aus dem Trainingsprozess berücksichtigten Merkmale für die Klassifikation von Teilnetzen extrahieren zu können, ist die Integration einer PMU erforderlich. Die PMU kann dabei als Simulationsblock oder als reale Feldeinheit implementiert werden. Eine zweite Anforderung im Kontext der Messwertaufzeichnung ergibt sich

durch die Eigenschaft der PMU. Diese sollte zwingend über eine einstellbare Abtastrate verfügen, um die Messwertaufzeichnungen je Periode an den Trainingsvorgang anzugleichen. Denn nur so kann eine Merkmalsextraktion und Klassifikation durch das in Abbildung 5.10 beschriebene Überlappungsprinzip gewährleistet werden. Die zweite Klasse beinhaltet die Anforderungen an die Modellierung des Energieversorgungsnetzes, einschließlich der Betriebsmittel und Erzeugungseinheiten. Die Modelle und Parametrierung sollten das reale Systemverhalten hinreichend genau nachbilden, um eine praktische Implementierung des TIV in realen Energieversorgungsnetzen gewährleisten zu können. Um hierzu eine Aussage zu treffen, besteht die Möglichkeit der Validierung von Änderungsraten der Systemgrößen unter Berücksichtigungen bekannter Szenarien, wie einer Lastzuschaltung. Eine weitere Anforderung wird an die Integration der in Tabelle 5.2 dargestellten Szenarien gestellt. Die Testumgebung sollte eine automatisierte Beeinflussung aller Parameter der EZA, Lasten und Betriebsmittelparame-ter sowie der Topologien ermöglichen, so dass die beschriebenen Szenarien nachgebildet werden können. Die letzte Anforderungsklasse beinhaltet die Anforderungen an die eingesetzte Hardware. Dabei liegt der Fokus vor allem auf der Datenspeicherung, der Rechenkapazität sowie auf der Datenübertragung. Im Zuge der Datenspeicherung findet eine Abgrenzung zwischen dem Arbeitsspeicher¹⁴ und dem Datenspeicher statt. Aus der einschlägigen Literatur [A80, A81] kann entnommen werden, dass für das überwachte Lernen auf Grundlage strukturierter Messwertaufzeichnungen, wie der Spannung, eine minimale Speicherkapazität von 256 MB für den Arbeitsspeicher sowie 10 GB für den Datenspeicher ausreichend ist. Auch in Bezug auf die Rechenkapazität kann in [A80, A81] aufgezeigt werden, dass eine Taktfrequenz von 2 GHz für den betrachteten Anwendungsfall ausreichend ist. Diese Thesen können in Folgearbeiten durch entsprechende Langzeit-Feldversuche praktisch verifiziert werden. Eine weitere Anforderung wird an die Kommunikationsverbindungen gestellt, um die Datensätze sowie die Ergebnisse aus der Klassifikation dezentral und sicher kommunizieren zu können. Die Kommunikation sollte dabei über das IEC 61850-Protokoll oder über Modbus TCP ermöglicht werden. Um eine gesicherte Kommunikation gewährleisten

¹⁴ Random Access Memory (kurz RAM)

zu können, wird empfohlen, standardisierte Verschlüsselungsprotokolle, wie beispielsweise IPsec¹⁵ zu verwenden.

6.1.2 Aufbau der Testumgebung

Im folgenden Abschnitt wird unter Berücksichtigung der Anforderungsbeschreibung die Testumgebung dargestellt. Abbildung 6.2 verdeutlicht den Aufbau der Testumgebung einschließlich der eingesetzten Hard- und Software sowie der Kommunikationsschnittstellen.

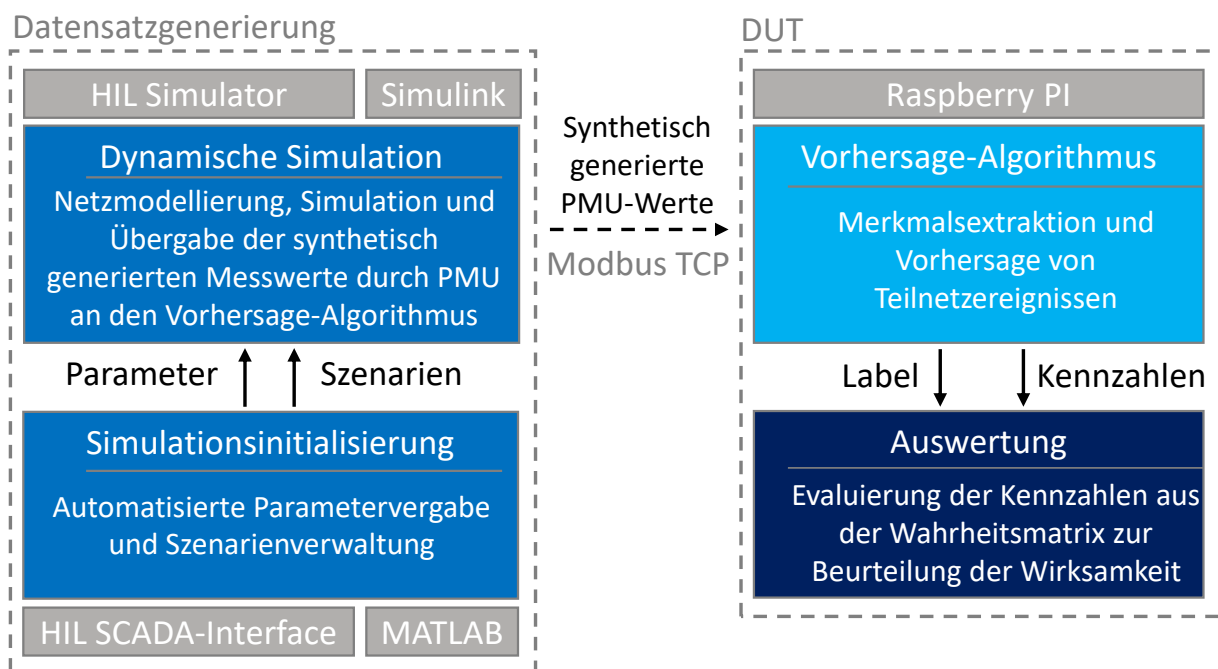


Abbildung 6.2: Aufbau der Testumgebung zur Validierung der Teilnetzidentifikationsstrategie

Die Testumgebung setzt sich aus zwei Einheiten zusammen. Innerhalb der Einheit zur Datensatzgenerierung werden mittels dynamischer Simulationen in MATLAB sowie anhand eines HIL-Echtzeitsimulators die synthetisch generierten PMU-Messwerte erzeugt. Diese werden anschließend dem Prüfling (DUT¹⁶) übergeben. Bei dem DUT handelt es sich um einen Raspberry PI (RPI) der 3. Generation, auf dem der Algorithmus zur Vorhersage von Teilnetzen in der Programmiersprache Python ausgeführt wird. Die Ergebnisse aus der Vorhersage sowie nachgelagerte Analysen der Wirksamkeit des RFK können durch die Systemoberfläche des Raspberry PI eingesehen werden. Die Systemeigenschaften des RPI können die Anforderungen aus

¹⁵ Internet Protocol Security

¹⁶ Device Under Test

Abschnitt 6.1.1 mit einer Taktfrequenz von 4,8 GHz, einem Arbeitsspeicher von 1 GB, einem beliebig erweiterbaren Datenspeicher durch Integration von Speicherkarten und der Möglichkeit der Einbindung in ein verschlüsseltes Netzwerk via Ethernet erfüllen. Anders als in dem Gesamtprozess des Projektvorhabens von *i-Autonomous* vorgesehen, wird für die Datenübertragung allerdings auf das Modbus TCP Kommunikationsprotokoll zurückgegriffen. Dies ist dadurch zu begründen, dass nach aktuellem Stand keine Bibliothek zur Verwendung der IEC 61850 Schnittstelle verfügbar ist. Dennoch wurde bei der Entwicklung des Algorithmus eine Adaptierbarkeit auf das IEC 61850 Kommunikationsprotokoll berücksichtigt, wenn perspektivisch entsprechende Bibliotheken zur Verfügung stehen sollten.

Die Generierung der Messdaten erfolgt innerhalb von zwei Prozessschritten. Im ersten Schritt werden im Zuge der Simulationsinitialisierung die Systemparameter der Erzeugungseinheiten und Lasten sowie die Szenarien aus Tabelle 5.2 verarbeitet. Die generierten Informationen werden anschließend an die Simulationsumgebung weitergeleitet. Innerhalb dieser Umgebung erfolgt anschließend die Modellierung der MS-Abgänge sowie die Simulationsdurchführung. Hierzu werden zwei Simulatoren ausgewählt. Zum einen kommt ein HIL-Echtzeit-Simulator vom Hersteller Typhoon zum Einsatz, zum anderen erfolgt die Simulation durch MATLAB Simulink. Der Einsatz eines HIL-Echtzeit-Simulator verknüpft die Vorteile von realen Feldtests mit etablierten dynamischen Netzsimulationen. Denn dieser ist in der Lage durch direkte Verknüpfung von externen Betriebsmitteln, wie den RPI, das Systemverhalten von Energieversorgungsnetzen unter Berücksichtigung von Schutzfunktionen in Echtzeit nachzubilden. Somit können Funktionen, wie das TIV, ohne aufwendige Feldtests ressourcensparend und sicher erprobt und evaluiert werden [A82]. Auch MATLAB stellt aufgrund der Trennung der Simulationsinitialisierung, durch den eigens entwickelten objektorientierten Programmcode und des Simulators in Simulink eine ideale Grundlage zur simulativen Evaluierung von neuartigen Schutzfunktionen dar. Des Weiteren verfügt die Simulationsumgebung von Simulink im Vergleich zum HIL-Echtzeit-Simulator erweiterte Eigenschaften zur Modellierung von etablierten Schutzalgorithmen. Somit wird ein direkter Vergleich der Wirksamkeit der TIV ermöglicht. Mit diesem Hintergrund wird der HIL-Echtzeit-Simulator zur Bewertung der praktischen

Implementierung des TIV und MATLAB zur theoretischen Analyse der Wirksamkeit eingesetzt.

Die Simulationsinitialisierung innerhalb der HIL-Simulationsumgebung erfolgt unter Verwendung von Python durch das sogenannte SCADA-Interface. Die Parametervergabe der Betriebsmittel sowie die Berücksichtigung der Teilnetzzenarien findet analog in beiden Simulationsumgebungen statt. Damit werden auch die Anforderungen, welche an die Modellierung gestellt werden, erfüllt. Auch die Anforderung hinsichtlich der Messwertaufzeichnung kann als eingehalten betrachtet werden, da in beiden Simulationsumgebungen eine virtuelle PMU als Funktionsblock mit variabler Abtastrate eingesetzt werden kann. Die Einbindung erfolgt direkt in MATLAB Simulink bzw. im HIL-Echtzeit-Simulator.

Im weiteren Verlauf wird der Testablaufplan zur Durchführung der Testreihen durchgeführt. Daraufhin erfolgen die Validierung der Testumgebung und der Funktionsnachweis des TIV.

6.1.3 Testablaufplan zur Bewertung der Funktionsweise

Der Ablaufplan ist ein zentraler Bestandteil zur Planung und Durchführung des Laborversuchs zur Bewertung der Funktionsweise der Teilnetzidentifikationsstrategie. Bei dem Entwurf des Testablaufplans sind die Funktionsarchitektur aus Abschnitt 5.2, das Engineering-Konzept aus dem Projekt *i-Autonomous* sowie die Testumgebung berücksichtigt. Abbildung 6.3 verdeutlicht den Ablauf anhand eines vereinfachten Domänenmodells.

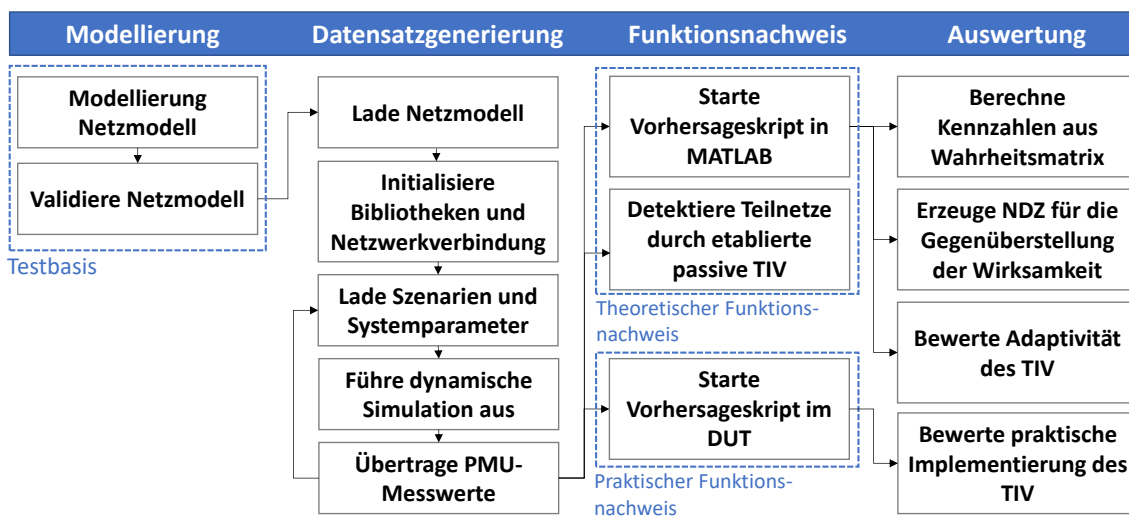


Abbildung 6.3: Ablauf der Validierung im HIL-Feldtest

Die Domäne *Modellierung* ist in zwei Layer untergliedert. Die Modellierung des Netzmodells sowie die Validierung des Systemverhaltens durch Analyse der Systemgrößen nach typischen Einflussfaktoren, wie eine Laständerung. Die beiden Layer stellen die Testbasis für den Laborversuch dar und beinhalten alle notwendigen Informationen für die weiteren Testschritte.

Die daran anknüpfende Domäne zur Datensatzgenerierung übernimmt das gültige Netzmodell und führt, angelehnt am Flussdiagramm aus Abbildung 5.4, den Prozess zur Datensatzgenerierung aus. Hierzu werden erforderliche Bibliotheken, beispielsweise für mathematische Operationen, importiert sowie TCP-Netzwerkverbindungen durch Ausführen von Modbus-Clients unter Berücksichtigung festgelegter IP-Adressen und Ports initialisiert.

Daraufhin finden die dynamischen Simulationen entsprechend des Szenariorahmen nach Tabelle 5.2 statt und der daraus resultierende Trainingsdatensatz für den Funktionsnachweis wird zur Verfügung gestellt. Der Funktionsnachweis wird theoretisch sowie praktisch umgesetzt. Für den theoretischen Funktionsnachweis wird der Vorhersage-Algorithmus nach Abschnitt 5.2.5 durch ein MATLAB-Skript ausgeführt. Um einen Vergleich der Wirksamkeit mit etablierten TIV zu erreichen, wird die Teilnetzidentifikation parallel zur Vorhersage durch den Klassifikator mittels ausgewählter dezentral passiver Verfahren nach Abbildung 2.3 durchgeführt. Im zweiten Schritt erfolgt die praktische Implementierung des ML-Ansatzes unter Verwendung des HIL-Simulators. Hierzu wird der Vorhersage-Algorithmus nach Abbildung 6.2 im RPI ausgeführt.

Die letzte Domäne verfolgt die Auswertung der Vorhersage- bzw. Simulationsergebnisse. Hierzu werden die Wirksamkeit sowie die Detektionsgenauigkeit des Klassifikators auf Grundlage der Kennzahlen aus der WM, der 10-fachen Kreuzvalidierung aus Abschnitt 2.5.3 sowie aus der resultierenden NDZ mit den dezentral passiven TIV verglichen und kritisch hinterfragt. Um darüber hinaus eine Aussage über die Adaptivität des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten TIV für zukünftige topologische und systembedingte Veränderungen in MS-Abgängen zu erhalten, wird der Einfluss einer veränderten Netztopologie und von variablen Systemgrößen auf die Detektionsgenauigkeit untersucht. Abschließend erfolgt die Evaluation der Erkenntnisse aus dem Praxisversuch und es wird ein Ausblick über

eine flächendeckende praktische Umsetzbarkeit der Teilnetzidentifikationsstrategie gegeben.

6.2 Funktionsnachweis

Im Rahmen dieses Abschnitts wird der Funktionsnachweis des TIV unter Berücksichtigung des Testablaufplans erbracht. Im ersten Schritt wird die Modellierung des Testnetzes dargestellt, welches daraufhin durch Analyse der Veränderung von charakteristischen Systemgrößen bei unterschiedlichen Störszenarien validiert wird. Im Anschluss erfolgt die Beschreibung der Datensatzerstellung und des Funktionsnachweises im Laborumfeld. Abschließend werden die Ergebnisse kritisch hinterfragt und zusammengefasst.

6.2.1 Modellierung und Validierung des Testnetzes

Um eine Aussage über die Wirksamkeit bereits trainierter RFK zu erhalten, wird eine Netztopologie ausgewählt, welche sich an dem Modell zur Trainingsdatengenerierung aus Abschnitt 5.2.2 orientiert. Abbildung 6.4 stellt das Testnetz sowie die in blau markierten Szenarien zur Erzeugung des Testdatensatzes dar.

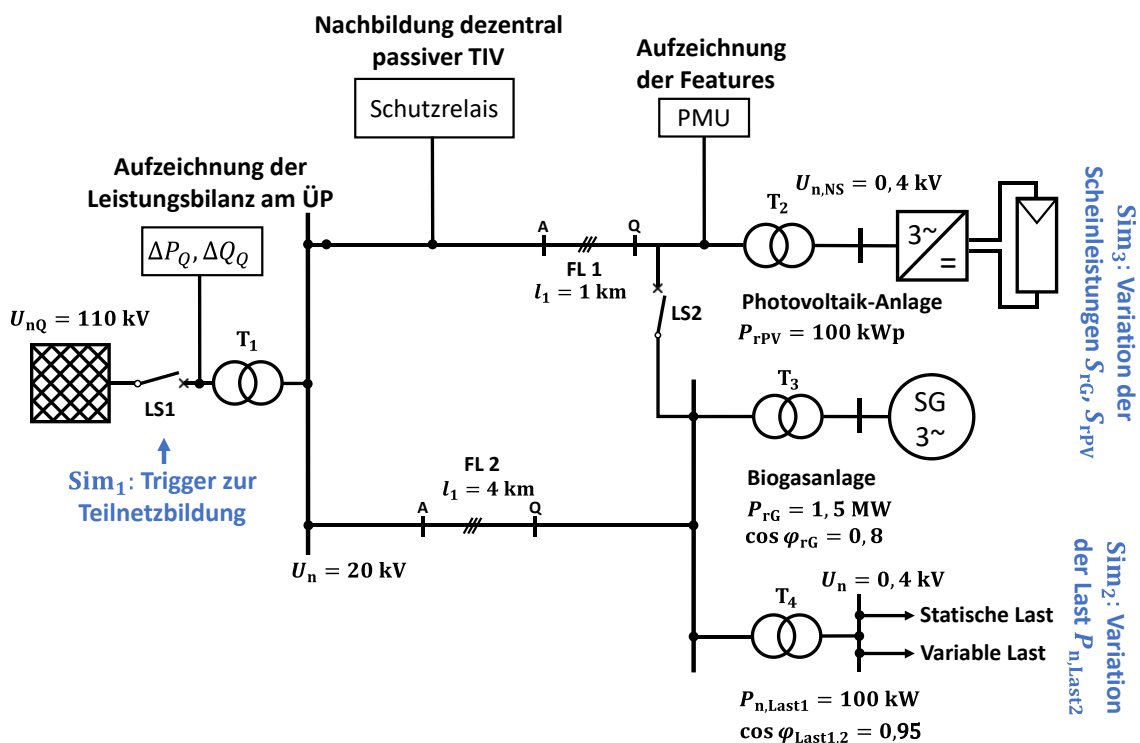


Abbildung 6.4: Aufbau des Testnetzes

Die Grundparametrierung der Erzeugungseinheiten, der statischen Lasten und der Betriebsmittel, wie den Transformatoren und Leitungen, wurde übernommen. Um den Vergleich der Wirksamkeit zu dezentral passiven TIV aufzeigen zu können, werden Schutzrelais mit festgelegten Grenzwerten der maximalen Frequenz- und Spannungsabweichung nach der VDE-AR-N 4105 Anwendungsregel berücksichtigt. Erfolgt eine Grenzwertverletzung, wird das Ereignis, welches im Rahmen dieser Arbeit analog zum ML ebenfalls als Klasse bezeichnet wird, zwischengespeichert und kann für spätere Analysen herangezogen werden. Die dazugehörigen Blockschaltbilder können dem Anhang dieser Arbeit entnommen werden.

Für den Testablauf werden folgende Szenarien betrachtet.

Tabelle 6.1: Szenarien für den Funktionsnachweis

Szenario	Beschreibung	Variable
Teilnetzbildung	Öffnen des Leistungsschalters LS1	Sim ₁
Variable Wirklast durch Variation der Last 2	Änderung der Wirkleistung zwischen $0 \text{ MW} < P_{n, \text{Last}2} < 1 \text{ MW}$ zur Beeinflussung der Leistungsbilanz des Abganges	Sim ₂
Variable Einspeiseleistung	Ändern der Einspeisescheinleistung der DEA zur Beeinflussung der Leistungsbilanz des Abganges	Sim ₃

Zunächst wird durch Änderung des Wirkleistungsbezugs und der Scheinleistungsabgabe der DEA die Leistungsbilanz gezielt beeinflusst. Die Dokumentation der Wirk- und Blindleistungsbilanz für das Aufspannen der NDZ erfolgt am Übergabepunkt zum Hochspannungsnetzes. Bei der Auswahl der Szenarien wird darüber hinaus deutlich, dass anders als bei der Erzeugung des Trainingsdatensatzes, Störereignisse, wie die Modellierung von Kurzschlüssen, nicht berücksichtigt werden. Diese werden bewusst ausgeklammert, weil durch die integrierten passiven TIV aufgrund der vereinfachten Grenzwertüberwachung keine Abgrenzung zwischen einem Kurzschluss und einem Teilnetz ermöglicht wird. Der direkte Vergleich der Wirksamkeit würde demnach verfälscht. Daher wird im Rahmen des Testablaufes allein die Teilnetzbildung als zu erwartende Klasse simuliert.

Ausgehend vom Testablaufplan erfolgt im weiteren Abschnitt die Validierung des Modells, um eine Übertragbarkeit auf reale Netze gewährleisten zu können. Die Validierung wird anhand des Verhaltens nach einer Teilnetzbildung bei

unterschiedlichen Leistungsbilanzen am Übergabepunkt zum Hochspannungsnetz durchgeführt. Nach Abschnitt 2.2 wird angenommen, dass die Änderung des Frequenzverlaufes bei nahezu ausgeglichener Wirk- und Blindleistungsbilanz innerhalb betrachteten MS-Abhanges geringer ausfällt als bei dominierenden Leistungsbezug bzw. Rückspeisung in das Verbundsystem.

Abbildung 6.5 zeigt den Verlauf der Frequenz, gemessen durch die PMU korrespondierend mit dem Lastfluss am Übergabepunkt zum Hochspannungsnetzes. Der LS1 ist bei der Initialisierung der Simulation geschlossen.

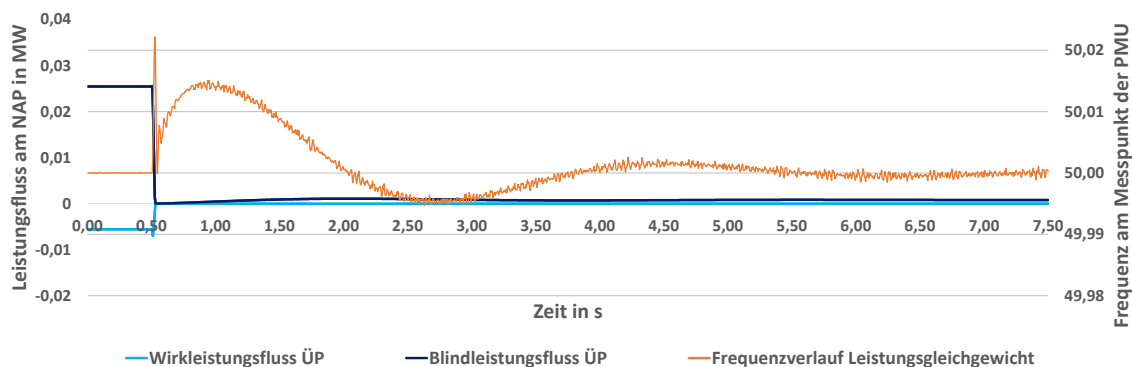


Abbildung 6.5: Frequenzverlauf und Lastfluss am Übergabepunkt zum Hochspannungsnetz während nahezu ausgeglichener Leistungsbilanz

Unter Betrachtung der Verläufe von Wirk- und Blindleistung wird ersichtlich, dass vor dem Schaltereignis kein Leistungsaustausch mit dem Verbundnetz stattfindet und die Frequenz des MS-Abganges im Verbundbetrieb auf den Nennwert von 50 Hz gehalten wird. Um diese ausgeglichene Leistungsbilanz zu erreichen, wird die Biogasanlage bei einem statischen Leistungsfaktor von $\cos \varphi_{rG} = 0,8$ auf eine Auslastung von 70 % und die Last auf $P_{n,Last2} = 150$ kW eingestellt. Zum Zeitpunkt $t_{TN} = 0,5$ Sekunden wird das Teilnetz durch Öffnen des LS1 gebildet.

Dabei wird ersichtlich, dass die Frequenz kurzzeitig um einen Wert von 20 mHz ansteigt und nach einigen Sekunden auf einen neuen stationären Endwert ausgeregelt wird. Darüber hinaus werden aufgrund der verwendeten EMT-Simulation und der hohen Auflösung die Oberschwingungen der Frequenz, ausgelöst durch das Systemverhalten des PV-Wechselrichters, sichtbar.

Zusammenfassend kann beobachtet werden, dass das Systemverhalten der Teilnetzbildung während der ausgeglichenen Wirk- und Blindleistungsbilanz den Erwartungen entspricht. Vor allem aufgrund der erwarteten geringen

Frequenzabweichung. Dieser unterschreitet den vorgegebenen Grenzwert etablierter passiver TIV, weshalb dieser Betriebszustand innerhalb der NDZ zu verorten ist und demnach keine erfolgreiche Detektion erwartet wird.

Demgegenüber sind in Abbildung 6.6 der Verlauf der Frequenz und des Lastflusses am Übergabepunkt zum Hochspannungsnetz nach einer Teilnetzbildung während eines positiven Lastflusses¹⁷ zum Verbundnetz dargestellt.

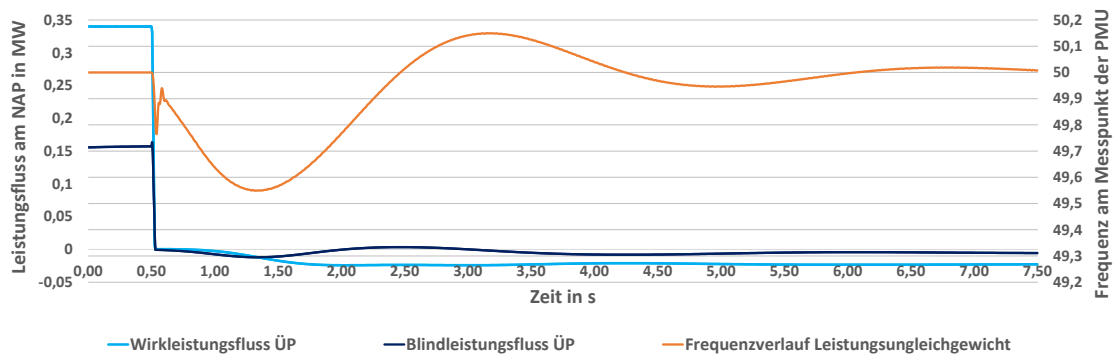


Abbildung 6.6: Frequenzverlauf und Lastfluss am Übergabepunkt zum Hochspannungsnetz während unausgeglichener Leistungsbilanz

Der Vergleich macht deutlich, dass die Frequenzabweichung bis auf ein Minimalwert von 49,65 Hz abnimmt. Hierzu wird der Verbrauch der Last2 auf $P_{n,Last2} = 500 \text{ kW}$ bei einem statischen Leistungsfaktor von $\cos \varphi_{n,Last2,ind} = 0,95$ eingestellt. Auch dieser überschreitet nicht den Grenzwert nach den Vorgaben für passive TIV aus der VDE Anwendungsregel. Der negative Frequenzsprung ist durch die Trennung des Verbundnetzes als frequenzstützendes Element zu begründen. Die vorhandenen Lasten sind im Teilnetzbetrieb von den DEA zu versorgen, wodurch sich der daraus resultierende Wirkleistungsbedarf auf das Bremsmoment des Maschinensatzes vom BHKW auswirkt. Entsprechend der Bewegungsgleichung aus [E65] führt dies zu einer verringerten Drehzahl des Maschinensatzes und letzten Endes zu einer negativen Frequenzabweichung. Nach einer Ausregelzeit von ungefähr 6 Sekunden erreicht die Frequenz den Nennwert von 50 Hz. Damit entspricht auch dieses zu beobachtende Systemverhalten den Erwartungen, so dass das Netzmodell für den weiteren Testlauf als valide Systemumgebung angesehen werden kann.

¹⁷ Bezogen auf das Erzeugerzählpfeilsystem

6.2.2 Generierung des Testdatensatzes

Im weiteren Verlauf wird auf Grundlage des Netzmodells und den Anforderungen an die Messwertaufzeichnung der Prozess zur Generierung der Testdaten für den Funktionsnachweis dargestellt. Der Prozess orientiert sich am Flussdiagramm aus Abbildung 5.4. Allerdings werden, anders als bei der Erzeugung des Trainingsdatensatzes unbekannte Kombinationen von Last- und Einspeisung berücksichtigt sowie topologische und systembedingte Anpassungen durchgeführt. Dieses Vorgehen reduziert die Zusammenhänge von den bereits bekannten Trainingsdaten und führt demnach zu einer Verringerung der Varianz, was nach Abschnitt 2.5.2 wiederum das Risiko einer Überanpassung des RFK reduziert. So wird eine unabhängige Aussage über die Wirksamkeit des Klassifikators ermöglicht.

Im ersten Schritt werden die Systemparameter für die Betriebsmittel, Lasten, EZA sowie die Simulationsparameter aus dem validierten Netzmodell geladen. Daraufhin werden die Szenarien aus Tabelle 6.1 initialisiert, wohingegen die Szenarien mit der Bezeichnung Sim₄ und Sim₅ für den ersten Schritt zur Beurteilung der Genauigkeit unberücksichtigt bleiben, da diese für die spätere Analyse der Anpassungsfähigkeit des TIV auf zukünftige Netzveränderungen herangezogen werden. Für die Last 2 wird ein initialer Verbrauch von $P_{n,Last2} = 0$ kW festgelegt, um diesen zyklisch um 15 kW zu steigern, bis ein Maximalwert von 1 MW erreicht ist. Innerhalb jedes Zyklus wird eine Teilnetzbildung durch Öffnen des LS2 durchgeführt. Dasselbe Prozedere wird für die Auslastungen des BHKW sowie der PV-Anlage durchgeführt. Die Veränderung der BHKWs-Auslastung zwischen 50 % und 70 % wird entsprechend aus den in Kapitel 3 beschriebenen technologiespezifischen Grenzen hergeleitet. Die Variation der Auslastung der PV-Anlage erfolgt ebenfalls auf Grundlage der Lastflussentwicklungen zwischen 0 % und 60 %. Insgesamt werden damit 609 Simulationen durchgeführt. Der Testdatensatz besteht somit aus 609 Zeilen. Die Spaltenzahl von 36 ergibt sich, wie bereits in Abschnitt 5.2.2 beschrieben, durch die Anzahl der Merkmale.

Die Simulationszeit wird unabhängig von der Wahl des Szenarios auf 10 Sekunden festgelegt, um ebenfalls Ausgleichsvorgänge nach der Teilnetzbildung zu berücksichtigen. Nach Ablauf aller Szenarien, werden die Merkmale nach dem Ablaufplan aus Abbildung 6.3 durch den PMU-Block in einem zeitlichen Intervall von

$t_{\text{Abtastung}} = 200$ ms bzw. einer Abtastrate von $F_s = 64$ Messwerten je Periode erfasst. Die aus der Vorhersage extrahierten Ergebnisse werden anschließend für den Funktionsnachweis verwendet. Dieser untergliedert sich, wie in Abschnitt 6.1 dargestellt, in einen theoretischen sowie praktischen Teil unter Verwendung unterschiedlicher Simulatoren. Der Funktionsnachweis wird im Folgenden dargestellt.

6.2.3 Theoretischer Funktionsnachweis und Auswertung

Der theoretische Nachweis erfolgt in der Simulationsumgebung von MATLAB, für den praktischen Teil kommt der HIL-Simulator zum Einsatz. Für die theoretische Evaluation werden in einem ersten Schritt die Indikatoren aus der WM und die daraus resultierenden Kennzahlen kritisch hinterfragt. Darauf aufbauend erfolgt der Vergleich der Wirksamkeiten von passiven TIV und dem ML-Ansatz durch eine Gegenüberstellung der NDZ sowie des daraus abgeleiteten Risiko-Potential-Index. Im letzten Schritt wird eine theoretische Bewertung der Adaptivität des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten TIV statt. Hierzu werden weitergehende dynamische Simulationen unter Anpassungen im Testnetz vorgenommen, die resultierenden Vorhersageergebnisse miteinander verglichen und kritisch hinterfragt.

Darauf aufbauend wird der praktische Funktionsnachweis durchgeführt. Hierzu werden die Erkenntnisse aus den Laborversuchen mit dem Fokus auf eine flächendeckende skalierbare Umsetzung des ML-Ansatzes herangezogen und kritisch hinterfragt. Dabei wird der Engineering-Ansatz aus dem F&E Projekt *i-Autonomous* berücksichtigt.

Beurteilung der Funktionsweise unter Berücksichtigung von Kennzahlen und der NDZ

Im ersten Schritt werden die Indikatoren der WM ermittelt und hinterfragt. Die Ausgabe der WM erfolgt nach Abbildung 6.2 durch das Vorhersage-Skript. In der nachfolgenden Abbildung sind die WM sowie die ermittelten Indikatoren nach den Gleichungen (2.3), (2.4) und (2.5) dargestellt.

		Vorhersage des Klassifikators		Kennzahlen
		Teilnetz	Kein Teilnetz	
Tatsächliche Klasse	Teilnetz	189	12	Genauigkeit 97,8 %
	Kein Teilnetz	1	407	TPR 94 %
				TNR 0,25 %

Abbildung 6.7: Wahrheitsmatrix zum Funktionsnachweis

Auf den ersten Blick wird deutlich, es sich um eine 2x2 Matrix handelt. Dies ist durch den betrachteten Anwendungsfall gegeben, da zwei Klassen „Teilnetz“ und „Kein Teilnetz“ erwartet werden. Die Summe der Kennwerte aller Quadranten entspricht der Gesamtanzahl der Zeilen des Testdatensatzes von 609. Somit wurden alle zuvor festgelegten Szenarien berücksichtigt. Unter Betrachtung der Aufteilung der Einträge innerhalb der Matrix, wird deutlich, dass der größte Anteil den Hauptdiagonalen, also den Werten TP und TN, zugeordnet werden. Damit kann die Genauigkeit des RFK wie folgt ermittelt werden:

$$A_{\text{Class,total}} = \left(\frac{189 + 407}{189 + 407 + 1 + 12} \right) \cdot 100 \% = 97,8 \% \quad (6.1)$$

Da dieser Wert größer als 50 % beträgt kann in einer ersten Aussage nach Abschnitt 2.5.3 von einem starken Klassifikator ausgegangen werden. Allerdings kann allein aus der Genauigkeit keine abschließende Bewertung der Performance des Klassifikators vorgenommen werden, da keine Berücksichtigung des Typ 1- bzw. des Typ 2 Errors erfolgt. Aus diesem Grund werden folgend die aus Abschnitt 2.5.3 definierten Kennzahlen der TPR und FPR herangezogen. Diese werden nach (2.4) und (2.5) wie folgt ermittelt:

$$\text{TPR} = \left(\frac{189}{189 + 12} \right) \cdot 100 \% = 94 \% \quad (6.2)$$

$$\text{FPR} = \left(\frac{1}{1 + 407} \right) \cdot 100 \% = 0,25 \% \quad (6.3)$$

Die TPR verdeutlicht, zu welchem prozentualen Anteil der RFK ein Teilnetz erfolgreich vorhergesagt hat, wenn tatsächlich ein Teilnetz vorliegt. Der berechnete Wert von 94 % zeigt auf, dass der ausgewählte und trainierte RFK in der Theorie für den Anwendungsfall der TIV anwendbar ist. Dennoch sind weitere Analysen, vor allem bezüglich der Übertragbarkeit auf reale Netze sowie der Adaptivität notwendig, um eine abschließende aussagekräftige Aussage zu erhalten. Analog dazu stellt die FPT den Anteil vorhergesagter Teilnetze dar, obwohl sich tatsächlich kein Teilnetz ausgeprägt hat. Diesen Wert gilt es zu minimieren, da dieser ein Indikator für Fehlauflösungen ist. Der niedrige Wert von 0,25 % kann für den Anwendungsfall geduldet werden, da der Prozessablauf aus Abbildung 5.1 im ersten Implementierungsschritt eine nachgelagerte Bewertung durch den Systemführer vorsieht. Eine Analyse der Ursache stellt eine weitere abzuleitende Forschungsfrage dar, obgleich Entscheidungen von ML-Algorithmen nicht immer nachvollziehbar sind.

Ein weiteres Kriterium stellt die NDZ dar. Weil diese für die Bewertung etablierter TIV bereits zum Einsatz kommt, kann mit Hilfe dieser Bewertungsmethode ein unabhängiger Vergleich hergestellt werden. Hierzu werden die Betriebspunkte von Erzeugung und Last, bei dem durch den Klassifikator ein FN-Wert generiert wird, mit den Betriebspunkten nicht detektierter Teilnetze durch das Schutzrelais verknüpft und in einem Koordinatensystem aufgetragen. Für das Schutzrelais werden die Grenzwerte durch das Frequenzkriterium nach der VDE-AR-N 4105 Anwendungsregel eingesetzt. Die daraus resultierenden NDZ bei der TIV sind in Abbildung 6.8 dargestellt.

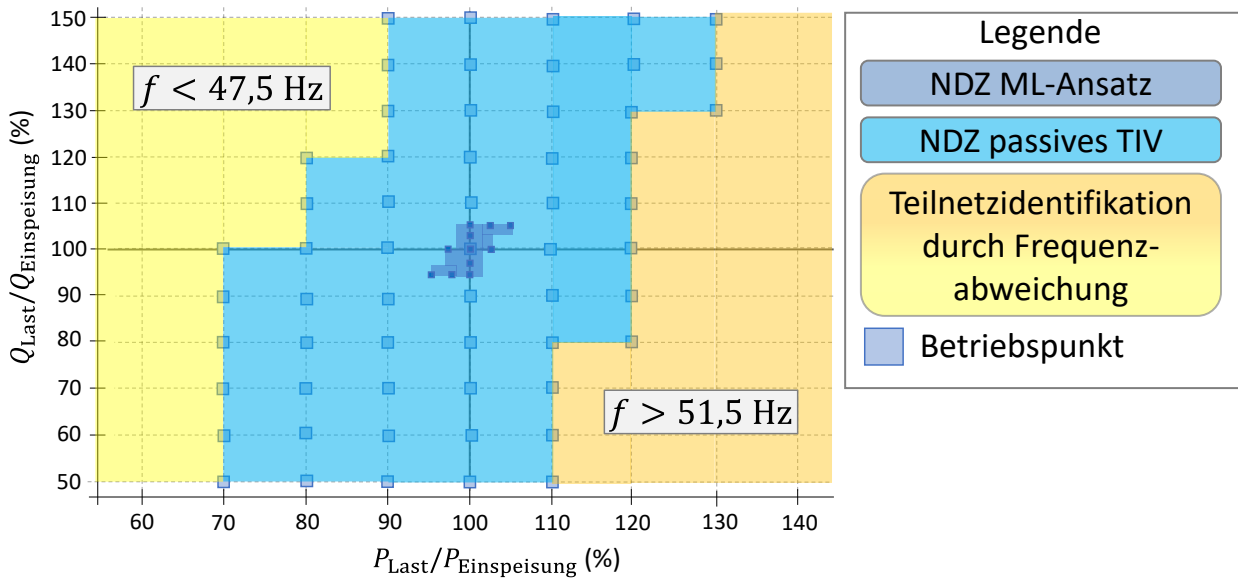


Abbildung 6.8: NDZ zum Funktionsnachweis

Die blau markierten Bereiche stellen die NDZ dar, wohingegen die gelben Flächen die Auslöseschwellen des betrachteten passiven TIV angeben. Werden die Grenzwerte von 51,5 Hz bzw. 47,5 Hz über- oder unterschritten, erfolgt eine Detektion durch das passive TIV. Der Vergleich der NDZ verdeutlicht die Unterschiede bezüglich der Wirksamkeit beider Verfahren. Bei dem ML-Ansatz bildet sich die NDZ bevorzugt im Mittelpunkt des Koordinatensystems aus. In diesem Bereich sind die Betriebspunkte angesiedelt, bei dem die Wirk- und Blindleistungsverteilung im betrachteten MS-Abgang nahezu ausgeglichen und damit die Abweichung der Systemgrößen während der Trennung minimal sind. Bei diesen Betriebspunkten ist auch der RFK nicht in der Lage auftretende Teilnetze zuverlässig zu identifizieren. Ein Vergleich mit der NDZ etablierter passiver Methoden zeigt allerdings die deutlich verbesserte Wirksamkeit des ML-Ansatzes auf.

Für einen numerischen Vergleich wird im Folgenden der Risikopotential-Index beider Verfahren als Verhältnis der Betriebspunkte innerhalb der NDZ und der Summe der betrachteten Betriebspunkte nach (2.1) ermittelt.

$$A_{\text{RPI,passiv}} = \left(1 - \frac{58}{400}\right) \cdot 100 \% = 85,5 \% \quad (6.4)$$

$$A_{\text{RPI,ML}} = \left(1 - \frac{11}{800}\right) \cdot 100 \% = 98,6 \% \quad (6.5)$$

Aufgrund der Tatsache, dass für eine ausreichende Darstellung der NDZ des ML-Ansatzes die doppelte Anzahl an Betriebspunkten notwendig ist, wird auch bei der Berechnung des Risikopotential-Index die Anzahl verdoppelt.

Der Vergleich beider Ergebnisse bekräftigt die bereits aufgezeigte gesteigerte Wirksamkeit des ML-Ansatzes und korreliert mit der bereits ermittelten Gesamtgenauigkeit des RFK von 97,8%. Damit trägt der ML-Ansatz zu einer Verringerung des Risikopotentials von Teilnetzbildungen bei.

Darüber hinaus kann aus der Form der NDZ entnommen werden, dass sich diese vorzugweise im I und III Quadranten ausprägt. Somit kann festgestellt werden, dass eine Teilnetzbildung unabhängig vom eingesetzten Verfahren bei Wirkleistungsbezug vom Verbundnetz und bei kapazitiven Netzverhalten sowie bei Wirkleistungsrückspeisung in das Verbundnetz und induktiven Netzverhalten wahrscheinlich ist. Dieses Verhalten kann jedoch nicht pauschalisiert werden, da sich reale Energieversorgungsnetze je nach Verbrauch- und Erzeugerstruktur unterschiedlich verhalten. Diese Fragestellung stellt daher eine Grundlage für weitere Forschungsansätze dar.

Beurteilung der Adaptivität auf Netzveränderungen

Auch wenn die Wirksamkeit des ML-Ansatzes für einen konkreten MS-Abgang positiv bewertet wird, wurde im Kapitel 4 vorausgesetzt, dass der trainierte RFK auf weitere Abgänge übertragbar bzw. bei auftretenden Netzveränderungen innerhalb des Abgangsfeldes weiterhin zuverlässig betrieben werden kann. Daher wird im Rahmen dieses Unterkapitels der Einfluss auf das Detektionsergebnis unter Berücksichtigung der nachstehenden Szenarien Sim₄ bis Sim₆ analysiert.

Tabelle 6.2: Szenarien zur Analyse der Adaptivität

Szenario	Beschreibung	Variable
Variable Spannungsebene	Ändern der Spannungsebene von 20 kV auf 10 kV	Sim ₄
Verändern der Netztopologie	Ändern der Topologie vom geöffneten Ring auf geschlossenem Ring durch Schließen des LS2	Sim ₅
Variation der Art und Länge des Übertragungsmediums	Ersetzen der Freileitung durch Kabel und Variation der Leitungslänge	Sim ₆

Im ersten Szenariorahmen erfolgt die Veränderung der Spannungsebene des gesamten Abgangsfeldes von 20 kV auf 10 kV. 10 kV-Netze kommen, wie in Kapitel 3 beschrieben, bevorzugt in städtisch geprägten Gebieten zum Einsatz. Diese Änderung wird im Netzmodell manuell umgesetzt, weil eine direkte Abhängigkeit zu diversen Modell- und Reglerparameter der EZA existiert. So müssen unter anderem Parameter zur Spannungsregelung der Biogasanlage auf die neue Nennspannung angepasst werden. Die Spannungsebenen der Erzeuger und Verbraucher werden auf 400 V belassen. Allein die Übersetzungsverhältnisse der Ortsnetztransformatoren werden entsprechend angepasst.

Für das zweite Szenario wird durch Schließen des Leistungsschalters LS2 eine topologische Änderung vorgenommen. Nach der Netznormalkonfiguration wird der betrachtete MS-Abgang als offener Ring betrieben. Durch die Schaltmaßnahme wird der Ring entsprechend geschlossen. Dieses Szenario kann durch einen planmäßigen Weiterbetrieb von Stickleitungen während Wartungsarbeiten oder Entstörungsmaßnahmen eintreten. Der RFK muss auch während dieser zeitlichen Überbrückungen auftretende Teilnetze sicher klassifizieren.

Für das dritte Szenario wird eine Änderung des Übertragungsmediums vorgenommen. Aus Kapitel 3 kann entnommen werden, dass unabhängig von den örtlichen Gegebenheiten ein steigender Trend hin zur Verkabelung von Ortsnetzen zu erkennen ist. Daher wird im Rahmen dieses Szenarios die FL1 durch ein Kabelsystem mit einem Leiterquerschnitt von 150 mm^2 ersetzt und die Leitungslängen teilweise verdoppelt. Die Modellierung erfolgt analog zur Freileitung mittels des Simulink-Block „Distributed Parameter Line“ unter Verwendung angepasster Systemparameter aus [A83]. Die nachfolgende Abbildung verdeutlicht die Anpassungen durch die Szenarien im Testnetz.

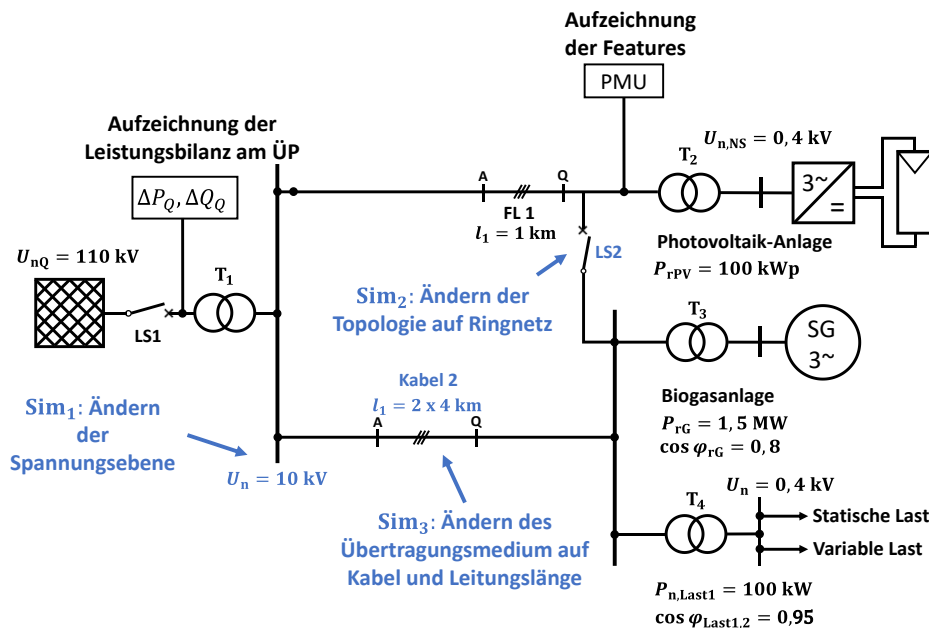


Abbildung 6.9: Platzierung der Szenarien zur Analyse der Adaptivität

Zur Bewertung der Adaptierbarkeit des Klassifikators wird ein Bewertungsschema, angelehnt an der NDZ verwendet. Dabei werden die Szenarien, der Wirk- und Blindlastfluss am Übergabepunkt zum Hochspannungsnetz und die Vorhersageergebnisse aus der WM des RFK aus Abschnitt 5.2.4. miteinander verknüpft.

Auf der Abszisse sind die jeweiligen Szenarien aufgetragen – auf der Ordinate der Lastfluss am Übergabepunkt zum Hochspannungsnetzes. Die Leistungsbilanz wird über die Last2, der PV-Anlage und dem BHKW variiert. Daraufhin wird für jedes dieser Betriebspunkte eine Simulation in Simulink durchgeführt, die Vorhersage auf Grundlage der Messwerte durch den RFK umgesetzt und mit den Vorhersageergebnisse aus dem Testdatensatz aus Abschnitt 6.2.2, also ohne Berücksichtigung des jeweiligen Szenarios, verglichen. Daraus ergibt sich die in Abbildung 6.10 dargestellte Aufteilung der Vorhersageergebnisse.

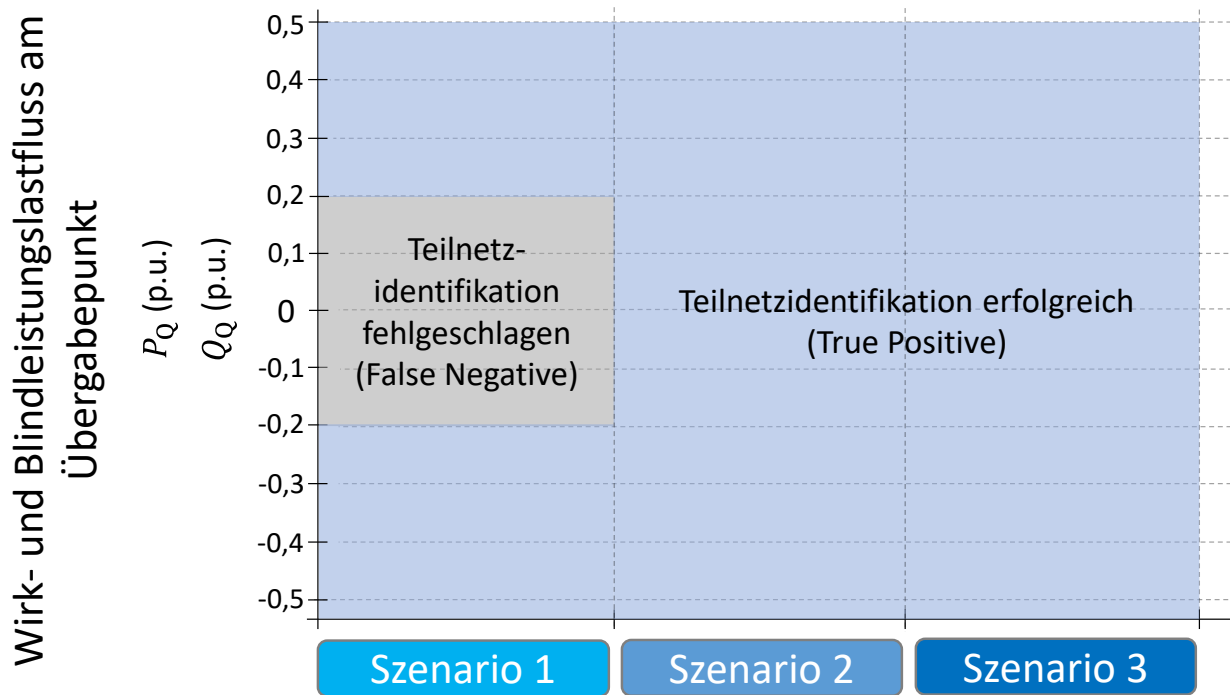


Abbildung 6.10: Vorhersageergebnisse bei unterschiedlichen Szenarien zur Bewertung der Adaptivität

Dabei wird deutlich, dass der eingesetzte RFK auf nahezu alle Netzveränderungen übertragbar ist. Allein im Bereich einer ausgeglichenen Leistungsbilanz am Übergabepunkt zum Hochspannungsnetz führt das Szenario 1, also die Veränderung der Spannungsebene zu einer abweichenden Vorhersage im Vergleich zum Basisnetz. Allerdings ist dieses Ergebnis kritisch zu hinterfragen, da eine Änderung der Spannungsebene keine tägliche Betriebssituation dargestellt. Soll die Versorgung durch eine geänderte Spannung organisiert werden, ist auch ein Austausch weiterer Anlagenteile, wie der Ortsnetztransformatoren, notwendig. Im Zuge dieser Maßnahmen könnte somit eine Erneuerung des Klassifikators ohne erheblichen Mehraufwand erfolgen. Darüber hinaus kann eine direkte Übertragbarkeit dieses Ergebnisses auf reale Netze aufgrund von bestehenden Ungenauigkeiten bei der Modellierung der Systemkomponenten innerhalb der Simulationsumgebung nicht garantiert werden. Damit stellt auch der Bereich der Modellierung von Systemkomponenten einen weiteren abzuleitenden Forschungsansatz dar.

6.2.4 Bewertung der praktischen Implementier- und Skalierbarkeit durch einen HIL-Laborversuch

Im folgenden abschließenden Abschnitt wird die praktische Umsetzung des im Rahmen dieser Arbeit beschriebenen TIV aufgezeigt und entsprechende

Handlungsempfehlungen abgeleitet. Hierzu wird das Testnetz in einem HIL-Echtzeitsimulator nachgebildet und der gesamte Prozessablauf aus Abbildung 6.2 einschließlich der nachrichtentechnischen Anbindungen aufgebaut. Impressionen des Laboraufbaus anhand von Bildaufnahmen können dem Anhang dieser Arbeit entnommen werden.

Im ersten Schritt wird der gesamte Laboraufbau beschrieben. Abbildung 6.11 verdeutlicht die logischen Verknüpfungen aller Hard- und Softwarekomponenten.

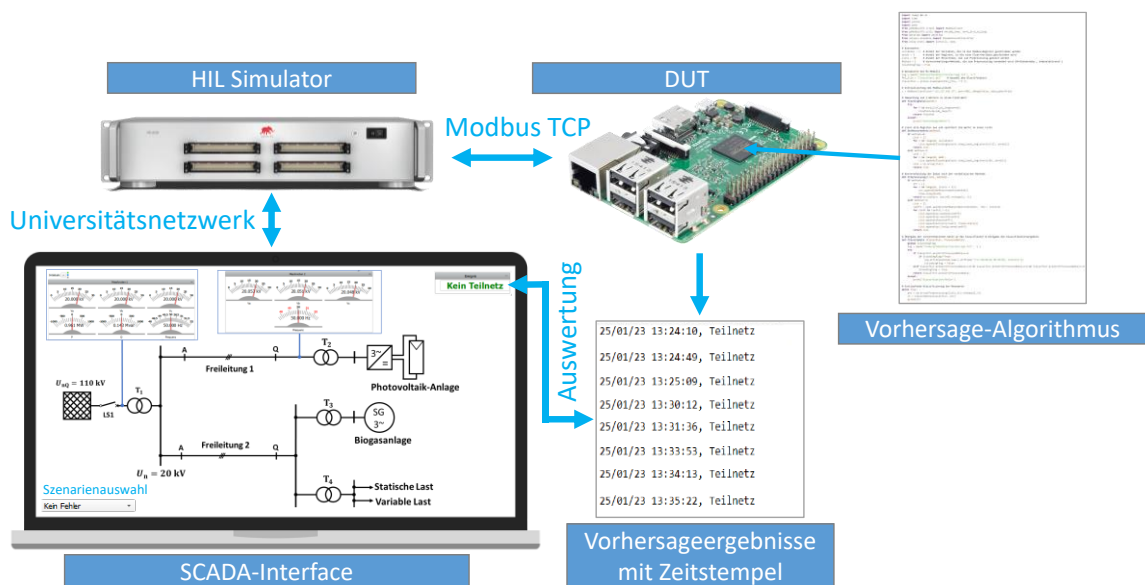


Abbildung 6.11: Laboraufbau zur praktischen Validierung der Teilnetzidentifikationsstrategie

Die Netzmodellierung, Parametrierung der EZA, Lasten und Anlagen sowie die Initialisierung der Szenarien erfolgt durch die Softwareanwendung des HIL-Simulators mit der Bezeichnung *SCADA-Interface*, welche auf einem Laborcomputer installiert wird. Als Netzabbild wird das Basismodell aus Abschnitt 6.2.1 verwendet. Die Umsetzung der Modellierung und Parametrierung ist vergleichbar mit der in MATLAB Simulink. Auch hier können fest definierte Modellblöcke für BHKWs oder Lasten integriert und parametrierbar werden. Ein detaillierter Vergleich des Systemverhaltens der Modelle wird im Rahmen dieser Arbeit allerdings nicht umgesetzt, da sich dieser Laborversuch auf die Bewertung der praktischen Umsetzbarkeit des in Abschnitt 5.2 vorgestellten Prozesses konzentriert.

Der Datenaustausch zwischen dem Computer, auf dem das *SCADA-Interface* installiert ist, und dem HIL-Simulator erfolgt über das Universitätsnetzwerk. Beide Elemente bilden den Prozess zur Messwertgenerierung für den DUT aus Abbildung 6.2 nach.

Bei dem DUT handelt es sich um einen RPI der dritten Generation, auf dem der Algorithmus zur Vorhersage von Teilnetzen in Python ausgeführt wird. Als Klassifikator wird der bereits trainierte RFK eingesetzt. Der RPI verfügt über Anschlüsse zur visuellen Übertragung der Ergebnisse via HDMI und USB-Eingänge für die externe Bedienung der Systeme über Peripheriegeräte. Darüber hinaus ist der RPI mit einer Ethernet-Schnittstelle ausgestattet, um die PMU-Messwerte aus dem Echtzeitsimulator über das Kommunikationsprotokoll Modbus TCP zu empfangen. Die Szenarien für den Funktionsnachweis aus Tabelle 6.1 können manuell über ein Drop-Down Menü im SCADA-Interface ausgewählt werden. Die Art des aktivierten Szenarios sowie der dazugehörige Zeitstempel wird dabei in einer Log-Datei gespeichert. Daraufhin wird vom HIL-Simulator die Echtzeitsimulation durchgeführt und die PMU-Messdaten an den RPI zur Vorhersage weitergeleitet. Dieser protokolliert ebenfalls die Vorhersageergebnisse einschließlich des Zeitstempels. Durch den Vergleich der beiden Protokolle können die Indikatoren der WM identifiziert und ausgewertet werden. Die resultierende WM ist nachfolgend in Abbildung 6.12 dargestellt.

		Vorhersage des Klassifikators		Kennzahlen
		Teilnetz	Kein Teilnetz	
Tatsächliches Label	Teilnetz	8	12	Genauigkeit 75,5 %
	Kein Teilnetz	1	29	TPR 40 %
				TNR 3,34 %

Abbildung 6.12: Wahrheitsmatrix zur Bewertung der praktischen Umsetzbarkeit

Es wird deutlich, dass der Klassifikator im Vergleich zu den Simulationen in MATLAB eine deutlich schlechtere Detektionsgenauigkeit aufweist. Dies ist durch verschiedene Gegebenheiten zu begründen. Zum einen liegt die Vermutung nahe, dass die Modelle das Systemverhalten aus Simulink nicht hinreichend genau abbilden. Damit sind abweichende PMU-Messdaten zu erwarten, welche schließlich

die Anomalie-Erkennung des RFK negativ beeinflussen. Daher liegt eine zentrale anknüpfende Forschungsfrage in einem Vergleich der Modelle der eingesetzten Simulationsumgebungen. Hierzu sollte vor allem ein Vergleich der verwendeten Modelle und Systemkomponenten erfolgen. Darüber hinaus wird empfohlen, die im Rahmen dieser Arbeit entworfene und durch Laborversuche verifizierte Teilnetzidentifikationsstrategie einschließlich des Engineeringprozesses, der Funktionsarchitektur und der empfohlenen Hardware in ein realen Mittelspannungsabgang zu platzieren. Somit besteht die Möglichkeit, reale Teilnetzereignisse zu simulieren und die daraus resultierenden Messdaten zu verarbeiten. Denn nur mit validen Trainings- und Testdaten kann perspektivisch ein zuverlässiger Klassifikator für den Anwendungsfall zur Teilnetzidentifikation erzeugt und praktisch implementiert werden. Das im Projekt *i-Autonomous* aufgespannte Testgebiet mit insgesamt elf ausgestatteten Ortsnetzstationen in zwei MS-Abgangsfeldern stellt dabei eine geeignete Testumgebung für derartige Feldversuche dar.

Zusammengefasst konnte die praktische Umsetz- und Adaptierbarkeit des aufgespannten Gesamtprozesses in einer HIL-Laborumgebung unter Berücksichtigung aller Systemkomponenten aus Abbildung 5.1 aufgezeigt werden. Somit ist zu erwarten, dass das im Rahmen dieser Arbeit erarbeitete TIV auch auf weitere Systemkomponenten unter Einsatz von Virtualisierungstechnologien, wie beispielsweise Docker ausgeführt werden kann. Eine praktische Implementierung und Bewertung durch Langzeittests in einer realen Netzumgebung stellt daher einen weiteren anknüpfenden Forschungsbedarf dar.

7 Zusammenfassung und anknüpfender Forschungsbedarf

Die Energie- und Wärmewende stellt die deutschen Strom und Gasnetze vor große Herausforderungen. Neben der Wirtschaftlichkeit und der Umweltverträglichkeit der Energieversorgung stellt die Sicherheit der leitungsgebundenen Versorgung der Bevölkerung mit Strom und Gas ein zentrales energiepolitisches Ziel dar. In diesem Kontext werden auch Versorgungsunterbrechungen betrachtet. Verteilnetzbetreiber, wie die Westnetz GmbH, sind verpflichtet der Bundesnetzagentur jeweils bis zum 30. April jedes Jahres einen Bericht über die in ihrem Netz auftretenden Versorgungsunterbrechungen vorzulegen. Die Hintergründe solcher Unterbrechungen sind dabei vielseitig. Ausgehend von der zuvor zentral geführten Energieerzeugung hin zu einer dezentralen Erzeugungsstruktur wird in diesem Zusammenhang ein neuartiges Phänomen untersucht - Die sogenannte Teilnetzbildung.

In der einschlägigen Literatur existiert bislang keine einheitliche Definition des Begriffs der Teilnetzbildung. Auch eine Abgrenzung zu Inselnetzen war bisher nicht bekannt. Die im Rahmen dieser Dissertation beschriebene Abgrenzung bietet das Potential zur Harmonisierung der Begrifflichkeiten in Gremienarbeiten, um mögliche Irritationen bei Entwicklungen um diese Themenfelder zu minimieren. Es wurde folgende Abgrenzung erarbeitet: „Teilnetze sind im Gegensatz zu Inselnetzen von der Größe unbestimmt, werden unbeabsichtigt betrieben und verfolgen nicht das Ziel der Weiterversorgung. Vielmehr besteht das Ziel diese durch bestehende Risiken für Mensch und Umwelt innerhalb eines vorgegebenen Zeitraumes kontrolliert abzuschalten“.

Zur Einordnung der Relevanz von Teilnetzbildungen in MS-Netzen sowie zur Ableitung von Anforderungen an Verfahren zur Detektion von Teilnetzen wird im Rahmen dieser Arbeit erstmalig eine Risikopotentialanalyse unter Berücksichtigung realer MS-Abgänge durchgeführt. Hierzu werden Lastflussszenarien auf Grundlage realer Einspeise- und Lastdaten aus drei repräsentativen Netzgebieten der Westnetz GmbH sowie anhand aktueller Netzentwicklungsprognosen entwickelt. Aus der Analyse stellt sich zusammenfassend heraus, dass bereits heute ein erhöhtes Risikopotential von Teilnetzbildungen besteht. Vor allem in ländlichen Netzgebieten

mit hohem Anteil an PV, Biogas- und Wasserkraftanlagen sind derzeit etwa 65 % der Abgänge als potenziell gefährdet eingestuft. Der Zubau weiterer DEA, vor allem von größeren PV-Parks, wird das Risikopotential zukünftig weiter erhöhen. Diese Erkenntnis unterstreicht die Notwendigkeit von TIV auch in der MS-Ebene.

Um eine zuverlässige Identifikation von MS-Teilnetzen zu ermöglichen, werden in der einschlägigen Literatur verschiedene TIV für jede Spannungsebene vorgeschlagen, wohingegen, anders als in den NS-Netzen, für MS-Netze kein standardisiertes Verfahren zur flächendeckenden Umsetzung existiert. Aufgrund dessen wird im Rahmen dieser Arbeit erstmals eine Bewertung der Überführbarkeit etablierter TIV auf MS-Netze durchgeführt. Die Ergebnisse der Analyse zeigen auf, dass weder zentrale noch dezentrale Ansätze uneingeschränkt auf das MS-Netz übertragbar sind. Zentrale Verfahren weisen die höchste Wirksamkeit auf, sind aufgrund der technologiespezifischen Gegebenheiten jedoch nicht wirtschaftlich und mit ausreichender Robustheit gegen Fehlauflösungen übertragbar. Dezentrale TIV sind demgegenüber abhängig von statischen Grenzwertvorgaben, wodurch die Wirksamkeit sowie die Anpassungsfähigkeit für zukünftige Netzveränderungen eingeschränkt ist. Aufgrund des daraus abgeleiteten Forschungsbedarfs sowie einer Empfehlung der DENA zu weitergehenden Untersuchungen bei der Integration von TIV in MS-Netzen wird im Rahmen dieser Arbeit ein Verfahren zur adaptiven Identifikation von Teilnetzen in MS-Netzen durch Einsatz von Methoden des ML vorgeschlagen und evaluiert.

In dem dieser Arbeit zugrundeliegenden öffentlich geförderten Forschungsprojekt mit der Projektbezeichnung *i-Autonomous* wird ein datenmodellbasierter Engineeringprozess zur automatisierten, flächendeckenden und hardwareunabhängigen Verteilung, Bereitstellung und Überwachung von Smart-Grid-Funktionen praktisch umgesetzt und bewertet. Dieser Ansatz stellt die Grundlage für die Funktionsarchitektur des im Rahmen dieser Arbeit vorgeschlagenen TIV dar. Analog zu den bereits etablierten und wirtschaftlich umsetzbaren TIV für NS-Netze wird auch bei diesem Ansatz eine dezentrale Implementierung ermöglicht. Die Algorithmen zur Teilnetzidentifikation können innerhalb ausgewählter Ortnetzstationen durch Funktionscontainer abgebildet und parametrisiert werden. Somit lassen sich erstmals Eigenschaften etablierter TIV mit

neuen technologischen Ansätzen, wie Schutzfunktionen auf Grundlage von ML in Ortsnetzstationen, verknüpfen und in die Praxis überführen.

Der im Rahmen dieser Dissertation erarbeitete adaptive Ansatz zur Teilnetzidentifikation verwendet ein Applikationsmodell, in dem alle erforderlichen Datensätze, Netzmodelle und Bibliotheken zur Ausführung des Trainingsvorganges eines Klassifikators sowie zur Erzeugung des Funktionscontainers zur Vorhersage von MS-Teilnetzen gesammelt werden. Die Daten werden anschließend einem zentralen Dienstmanager zur Verfügung gestellt, um das Training sowie die Validierung des Klassifikators umzusetzen und den Funktionscontainer zu erzeugen. Dieser Funktionscontainer wird anschließend innerhalb einer Automatisierungsplattform in ausgewählten Ortsnetzstationen ausgeführt. Die Übertragung der Daten erfolgt dabei anwendungsfallspezifisch durch ein IEC 61850-6 Datenmodell. Alle für die Vorhersage erforderlichen Messwerte werden über eine PMU ermittelt und einem Basiscontainer übergeben, welcher diese wiederum an den Funktionscontainer kommuniziert. Die Messwerte werden anschließend an einen Prozess zur Datenvorverarbeitung weitergeleitet. Dabei werden durch Verwendung einer Wavelet-Transformation und anschließender Datenreduktion, alle für die Vorhersage erforderlichen Merkmale extrahiert. Daraufhin erfolgt die Vorhersage unter Ausnutzung eines im Rahmen dieser Arbeit definierten Überlappungsprinzips, um eine feinstufigere Abtastung und Reduktion der Vorhersagezeit zu ermöglichen. Zur Ermittlung des Zeitfensters der Abtastung ist eine Zeitsynchronisation zwischen der Abtastung der PMU-Messeinrichtung und der Messwertausgabe der Simulationsumgebung zu berücksichtigen. Für die im Rahmen dieser Arbeit gegebene Konfiguration wird ein Zeitfenster von $t_{\text{Abtastung}} = 200 \text{ ms}$ gewählt, um eine korrekte zeitliche Zuordnung der Merkmal-Label-Beziehungen für den Vorhersagevorgang zu erhalten.

Die Auswahl des Klassifikators für die Teilnetzidentifikation erfolgt auf Grundlage festgelegter Anforderungen an die Funktionsweise und die Datenverarbeitung. So soll dieser unter anderem in der Lage sein, die Datensätze von der PMU und der Merkmalsextraktion zu verarbeiten. Zusammenfassend kann der RFK aufgrund der hohen Detektionsgenauigkeit auch unter Berücksichtigung großer, komplexer und

nichtlinearer Datensätze als geeigneter Klassifikator für den Anwendungsfall der Teilnetzidentifikation ermittelt werden.

Neben einem geeigneten Klassifikator ist ein aussagekräftiger Trainingsdatensatz erforderlich, damit dieser einen Teilnetzbetrieb von einem Verbundnetzbetrieb abgrenzen kann. Aufgrund der geringen Anzahl aufgezeichneter Teilnetzereignisse in MS-Netzen, liegen aktuell keine validen Datensätze für einen geordneten Trainingsprozess vor. Der Einsatz von Simulationssoftware bieten den Vorteil große und vielseitige Datensätze unter Berücksichtigung unterschiedlicher Szenarien im Verbund- sowie im Teilnetzbetrieb zu erzeugen. Als Netzmodell wird, angelehnt an der Risikopotentialanalyse, ein PV-dominiertes und ländlich geprägtes MS-Abgangs gewählt. Die Erzeuger, Lasten, Betriebsmittel und Regeleinrichtungen werden unter Einsatz vordefinierter Blockschaltbilder nachgebildet und parametrisiert. Auf dieser Grundlage erfolgt der Entwurf eines Skriptes zur Datensatzgenerierung. Dabei werden die Betriebspunkte von Last- und Einspeisung im Teilnetz- und Verbundbetrieb sowie Störszenarien nachgebildet. Anschließend werden die Messdaten durch eine virtuelle PMU im Netzmodell ermittelt, analog zum Vorhersageprozess unter Einsatz des Überlappungsprinzips und der Merkmalsextraktion vorverarbeitet und für den Trainingsvorgang gelabelt.

Darauf aufbauend wird das Training und die Validierung des RFK gestartet. Dieser Vorgang erfolgt innerhalb der Simulationsumgebung von MATLAB. Dabei handelt es sich um einen interaktiven Prozess, bei dem der RFK mittels unterschiedlicher Datenkonstellationen trainiert und validiert wird, bis dieser einen definierten Genauigkeitsgrenzwert von 95 % erreicht. Daraufhin erfolgt der Export des Klassifikators an den Vorhersagealgorithmus. Der trainierte RFK aus dieser Arbeit erreicht eine Gesamtgenauigkeit von 99,81 % und wird infolgedessen zur weiteren Verwendung freigegeben.

Der Funktionsnachweis erfolgt in drei Schritten. Im ersten Schritt wird die Testumgebung unter Berücksichtigung vordefinierter Szenarien validiert. Die Analysen zeigen auf, dass das beobachtete Systemverhalten den Erwartungen entspricht, so dass das Netzmodell für den weiteren Testlauf als valide Systemumgebung angesehen werden kann. Auf dieser Grundlage erfolgt im zweiten Schritt der theoretische Funktionsnachweis des entwickelten TIV. Dieser zeigt auf,

dass der RFK eine Genauigkeit von 94 % aufweist und damit die Erwartungen übertrifft. Dagegen wird deutlich, dass durch die FPR von 0,25 % ein Risiko von Fehlauflösungen durch den Vorhersagealgorithmus besteht. Der Vergleich mit den resultierenden NDZ etablierter passiver TIV als Maß für die Wirksamkeit, zeigt demgegenüber auf, dass durch den Einsatz von ML für nahezu alle Betriebspunkte eine Teilnetzidentifikation erfolgreich ist. Allein im Mittelpunkt des Koordinatensystems, folglich bei völlig ausgeglichener Wirk- und Blindleistungsbilanz, werden Teilnetze nicht eindeutig erkannt. Damit kann die Wirksamkeit durch den ML-Ansatz im Vergleich zu dezentral passiven TIV von 86 % auf 99 % gesteigert werden. Als weitere theoretische Analyse wird die Adaptivität eines bereits trainierten Klassifikators auf weitere MS-Abgänge betrachtet. Hierzu werden spezifische Änderungen im Testnetz umgesetzt und die Wirksamkeiten für jedes Szenario neu bewertet. Aus den Analysen geht hervor, dass der eingesetzte RFK auf nahezu alle Netzveränderungen übertragbar ist. Allein bei einer Variation der Spannungsebene ist eine abweichende Vorhersage zu erkennen. Allerdings ist dieses Ergebnis kritisch zu hinterfragen, da eine Änderung der Spannungsebene ohne aufwendige Umbaumaßnahmen ausgeschlossen werden kann. Im dritten Schritt wird die praktische Umsetzbarkeit des entworfenen TIV unter Einsatz eines HIL-Simulators aufgezeigt. Hierzu werden der gesamte Engineeringprozess, der Klassifikator sowie die Netzmodelle auf einen HIL-Simulator überführt und Teilnetzbildungen simuliert. Als Hardwareplattform wird ein RPI eingesetzt, auf dem der Vorhersagealgorithmus implementiert ist. Die Datengenerierung erfolgt über eine virtuelle PMU als Bestandteil des HIL-Simulators. Die Ergebnisse des Praxisversuchs zeigen die praktische Umsetz- und Adaptierbarkeit des aufgespannten Gesamtprozesses auf. Somit ist zu erwarten, dass das im Rahmen dieser Arbeit erarbeitete TIV auch auf weitere Hardwarekomponenten, wie im Projekt *i-Autonomous* umgesetzt, ausgeführt werden kann.

Ausgehend von den Erkenntnissen und Untersuchungen dieser Dissertation können folgende anknüpfende Forschungsbedarfe abgeleitet werden:

Aus der Risikopotentialanalyse geht hervor, dass die Modellierung der Lasten ausschließlich auf der Grundlage von manuell erfassten Schleppzeigerwerten erfolgt und bei der Lastflussberechnung dynamische Regelungsvorgänge nicht

berücksichtigt werden. So wurde die Blindleistungsbereitstellung durch eine statische Festlegung des Leistungsfaktors abgebildet. Damit stellt eine Untersuchung der verwendeten Lastflussergebnisse durch einen direkten Vergleich unter Einsatz von PQ-Messungen an den jeweiligen Ortnetzstationen eine Grundlage für weitere Forschungsaktivitäten dar. Des Weiteren wird auch bei der Datensatzgenerierung mittels simulativer Verfahren die Gültigkeit der eingesetzten Modelle von Lasten, EZA, Betriebsmitteln und Regeleinrichtungen kritisch hinterfragt. Diese Herausforderung ist seit Jahren Bestandteil von Forschungsaktivitäten. Dennoch sollten für den konkreten Anwendungsfall der Datensatzgenerierung für die Teilnetzidentifikation mittels ML gesonderte Analysen folgen, weil eine Teilnetzbildung ein neues nicht in den Modellen und Parametern berücksichtigtes Betriebsszenario darstellt. Aktuelle Trends, wie die Entwicklung eines *digitalen Zwillings* von elektrischen Betriebsmitteln haben das Potential das Systemverhalten von Netzsimulationen weiter an reale Bedingungen heranzuführen und damit die Qualität des Trainingsdatensatzes weiter zu steigern.

Ein weiterer Forschungsbedarf kann aus der Auswahl des Klassifikators abgeleitet werden, weil die Bewertung ausschließlich auf Grundlage der Basiseigenschaften der einzelnen Klassifikatoren aus der einschlägigen Literatur und aus dem im Rahmen dieser Arbeit erarbeiteten Wissensstand durchgeführt wurde. Eine Bestätigung dieser Auswahl auf Grundlage aussagekräftiger Validierungsdaten aus simulierten oder realen Teilnetzereignissen stellt damit einen weiteren Forschungsgegenstand dar.

Des Weiteren können aus den Funktionsnachweisen dieser Arbeit weitere Forschungsbedarfe abgeleitet werden. Eine Analyse der Ursache, warum und unter welchen Voraussetzungen die FPR ungleich Null ist, stellt eine Forschungsfrage dar. Diese ist besonders vor dem Hintergrund relevant, dass Entscheidungen von ML-Algorithmen in vielen Fällen nicht trivial nachzuvollziehen sind. Würden die FPR und damit das Risiko nicht vernachlässigbarer Fehlauflösungen des TIV ansteigen, wäre ein Einsatz von ML im Netzschutz zu hinterfragen.

Darüber hinaus wird empfohlen, dass im Rahmen dieser Arbeit erarbeitete TIV, der verknüpfte Engineeringprozess sowie die berücksichtigte Hardware in weiteren Praxisversuchen außerhalb der Laborumgebung durch Langzeittests in einer realen

Netzumgebung zu evaluieren. Neben der Implementierung des Gesamtprozesses wird empfohlen die Integrierbarkeit von PMU in Ortsnetzstationen weitergehend zu untersuchen. Eine entsprechende Aufnahme einer PMU-Funktionalität in der Hardwareplattform aus dem Projekt *i-Autonomous* stellt einen Forschungsschwerpunkt dar, um eine skalierbare und wirtschaftlich abbildbare Messwertaufzeichnung für die Teilnetzidentifikation sowie weitere Anwendungsfälle, wie die Optimierung von Lastflussanalysen, realisieren zu können. Unter dieser Annahme wird eine abschließende Bewertung der Funktionsweise des vorgeschlagenen TIV, der Übertragbarkeit des Klassifikators auf reale Netze aufgrund von bestehenden Ungenauigkeiten bei der Modellierung der Systemkomponenten innerhalb der Simulationsumgebung und der wirtschaftlichen flächendeckenden Umsetzung ermöglicht.

Abschließend kann aus den Erkenntnissen dieser Arbeit ein weiteres Themengebiet im Kontext resilienter Netze aufgespannt werden. Eine logische Verknüpfung von TIV und Ansätzen der Inselnetzversorgung definierter selbstheilender Netzzellen, kann einen sinnvollen Beitrag zur Steigerung der Resilienz von Energieversorgungsnetzen liefern. Erste Ansätze zur Überführung und zum Betrieb von Inselnetzen, u. a. auf Basis eines Weitbereich-Messsystems, wurden bereits in [E72, A84–A86] erarbeitet.

8 Literaturverzeichnis¹⁸

- [A1] I. Goodfellow, Y. Bengio und A. Courville, *Deep Learning. Das umfassende Handbuch: Grundlagen, aktuelle Verfahren und Algorithmen, neue Forschungsansätze*, Frechen: MITP Verlag, 2018.
- [A2] D. Gromoll, M. Zdrallek, P. Dalamaras und D. Merk, „Data-based Condition Prediction of Medium-Voltage Substations for Optimised Asset Management Strategies Supported by Artificial Intelligence Methods“, Fachtagung VDE Hochspannungstechnik, Berlin, 2022.
- [A3] Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft, „Künstliche Intelligenz für die Energiewirtschaft“, Berlin, Germany, 2020.
- [A4] D. S. Wolf *et al.*, „Anwendung künstlicher Intelligenz im Energiesektor: Ein Policy Paper der wissenschaftlichen Begleitforschung des Technologieprogramms Smart Service Welt II gefördert vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie“, Berlin, 2019.
- [A5] B. Valov, *Handbuch Netzintegration Erneuerbarer Energien: Netzanschluss, Stromerzeugungsanlagen und Regelung*, Kassel: Springer Vieweg, 2020.
- [A6] Sebastian Palm, „Untersuchung und Bewertung von Verfahren zur Inselnetzerkennung, -prognose und - stabilisierung in Verteilnetzen“. Dissertation, Fakultät Elektrotechnik und Informationstechnik, Technische Universität Dresden, Dresden, Germany, 2019.
- [A7] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, „Energiewirtschaftsgesetz (EnWG): Gesetz über die Elektrizitäts- und Gasversorgung“, 2005.
- [A8] T. Christ, C. Walgenbach, G. Stangl, C. Breuer und T. Bley, „Strategisches Entwicklungskonzept für robuste & aktive Mittelspannungsnetze“, 2018.

¹⁸ Index A: Allgemeine Quelle; Index E: Eigens verfasste Literatur im Zuge diverser Veröffentlichungen; Index S: Studentische Arbeiten im Rahmen dieser Dissertation

- [A9] L. Jarass, *Welchen Netzbau erfordert die Energiewende?: Unter Berücksichtigung des Netzentwicklungsplans 2012*, Münster: Verl.-Haus Monsenstein und Vannerdat, 2012.
- [A10] K. Heuck, K.-D. Dettmann und D. Schulz, *Elektrische Energieversorgung: Erzeugung, Übertragung und Verteilung elektrischer Energie für Studium und Praxis*, 9. Aufl. Wiesbaden: Springer Vieweg, 2013.
- [A11] Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen, „EEG in Zahlen 2019“, Bonn, Germany, 2021.
- [A12] M. Mayer, M. Dietmannsberger und S. Prof. Dr.-Ing. habil. Detlef, *dena-Studie: Ausgestaltung robuster und sicherer Regelungssysteme zur Vermeidung ungewollter Inselnetzbildung: Analyse der dena Plattform Systemdienstleistungen*. Berlin: Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena), 2017.
- [A13] L. Hankel, *Solidarität im Verbundsystem: Umgang mit Teil- und Inselnetzen*. Berlin: VDE FFN, 2018.
- [A14] S. K. Manikonda und D. N. Gaonkar, „Comprehensive review of IDMs in DG systems“, *IET Smart Grid*, Jg. 2, Nr. 1, S. 11–24, Surathkal, India, 2019.
- [A15] G. Kerber, G. Kaestle und D. F. Oechsle, *Behandlung von ungewollten Inselnetzen unter besonderer Berücksichtigung robuster Netzanschlussregeln für dezentrale Erzeugungsanlagen*. Wien: IEWT, 2013.
- [A16] VDE, "VDE-AR-N 4105 - Erzeugungsanlagen am Niederspannungsnetz - Technische Mindestanforderungen für Anschluss und Parallelbetrieb von Erzeugungsanlagen am Niederspannungsnetz", Berlin, Germany 2018.
- [A17] VDE, "VDE-AR-N 4110 - Technische Regeln für den Anschluss von Kundenanlagen an das Mittelspannungsnetz und deren Betrieb (TAR Mittelspannung)", Berlin, Germany, 2018.

- [A18] F. José PAZOS, „Operational Experience and field tests on islanding events caused by large photovoltaic plants“, *21st International Conference on Electricity Distribution (CIRED)*, Frankfurt, Germany, 2011.
- [A19] IEEE, „IEEE Standard for Interconnecting Distributed Resources With Electric Power Systems“, Fuel Cells, Photovoltaics, Dispersed Generation, and Energy Storage (IEEE Standards Coordinating Committee 21); IEEE-SA Standards Board; Institute of Electrical and Electronics Engineers, New York, USA, 2003.
- [A20] H. Mrugowsky, *Drehstrommaschinen im Inselbetrieb: Modellbildung - Parametrierung - Simulation*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden; Imprint: Springer Vieweg, 2013.
- [A21] VDE, "DIN EN 62116 Prüfverfahren für Maßnahmen zur Verhinderung der Inselbildung für Versorgungsunternehmen in Wechselwirkung mit Photovoltaik- Wechselrichtern", Berlin, Germany, 2012.
- [A22] Q. Cui, K. El-Arroudi und G. Joos, „Islanding Detection of Hybrid Distributed Generation Under Reduced Non-Detection Zone“, *IEEE Trans. Smart Grid*, Jg. 9, Nr. 5, S. 5027–5037, Wadern, Germany, 2018.
- [A23] D. YanLing, D. Ran, W. DongSheng, W. RuoYang, Y. ShaoJun und N. Hui, „Research on Islanding Detection Method of Distributed Photovoltaic Power Supply Based on Improved Adaboost Algorithm“, *IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*, Montreal, Canada, 2020.
- [A24] A. S. Aljankawey, W. G. Morsi, L. Chang und C. P. Diduch, „Passive method-based islanding detection of Renewable-based Distributed Generation: The issues“, *Energy Conference (EPEC)*, Halifax, Canada, 2010.
- [A25] K. Naraghipour, K. Ahmed und C. Booth, „A Comprehensive Review of Islanding Detection Methods for Distribution Systems“, *9th International Conference on Renewable Energy Research and Application (ICRERA)*, Glasgow, United Kingdom, 2020.

- [S26] T. Bettermann, „Analyse und Evaluierung bestehender Teilnetzidentifikationsverfahren“, Masterarbeit, FH Bielefeld, Bielefeld, 2020.
- [A27] W. Bower, „Evaluation of Islanding Detection Methods“, Albuquerque, USA, 2002.
- [A28] F. Hashemi, M. Mohammadi und A. Kargarian, „Islanding detection method for microgrid based on extracted features from differential transient rate of change of frequency“, *IET Generation, Transmission & Distribution*, Jg. 11, Nr. 4, S. 891–904, Schiras, Iran, 2017.
- [A29] B. K. Panigrahi, A. Bhuyan, J. Shukla, P. K. Ray und S. Pati, „A comprehensive review on intelligent islanding detection techniques for renewable energy integrated power system“, *Intl J of Energy Research*, Jg. 45, Nr. 10, S. 14085–14116, Bhubaneswar, India, 2021.
- [A30] A. Khamis, H. Shareef, E. Bizkevelci und T. Khatib, „A review of islanding detection techniques for renewable distributed generation systems“, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Jg. 28, S. 483–493, Kebangsaan, Malaysia, 2013.
- [A31] A. S. Aljankawey, W. G. Morsi, L. Chang und C. P. Diduch, „Passive method-based islanding detection of Renewable-based Distributed Generation, *Energy Conference (EPEC)*, Halifax, NS, Canada, 2010.
- [A32] M.-S. Kim, R. Haider, G.-J. Cho, C.-H. Kim, C.-Y. Won und J.-S. Chai, „Comprehensive Review of Islanding Detection Methods for Distributed Generation Systems“, *Energies*, Jg. 12, Nr. 5, S. 837, Glasgow, United Kingdom, 2019.
- [A33] A. Hussain, C.-H. Kim und A. Mehdi, „A Comprehensive Review of Intelligent Islanding Schemes and Feature Selection Techniques for Distributed Generation System“, *IEEE Access*, Jg. 9, S. 146603–146624, Suwon, South Korea, 2021.

- [A34] M. Sc. Markus Dietmannsberger, „Wirksame Verfahren zur Inselnetzerkennung in 0,4-kV-Netzen“, Studie im Auftrag des Forums Netztechnik und Netzbetrieb im VDE, Hamburg, Germany, 2015.
- [E35] F. Puhe und C. Rehtanz, „An adaptive Subgrid Identification Strategy for Future Medium Voltage Smart Grids based on Machine Learning“, IEEE PES ISGT EUROPE 2022, Novi Sad, Serbia, 2022.
- [E36] F. Puhe und C. Rehtanz, „Practical Integration of an adaptive Subgrid Identification System in Medium Voltage Smartgrids based on Machine Learning and Virtualization Solutions“, *SMARTCOMP 2022*, Espoo, Finland, 2022.
- [A37] T. Ohno, T. Yasuda, O. Takahashi, M. Kaminaga und S. Imai, „Islanding protection system based on synchronized phasor measurements and its operational experiences“, *IEEE Power and Energy 2008* Pennsylvania, USA, 2008.
- [A38] M. D. Librandi *et al.*, „Frequency Stability of Intentional Controlled Islanding Scheme in the Future European Synchronous Transmission Grid“, *IEEE Madrid PowerTech*, Madrid, Spain, 2021.
- [A39] R. Sun, Z. Wu und V. A. Centeno, „Power System Islanding Detection & Identification using Topology Approach and Decision Tree“, *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, Detroit, USA, 2011.
- [A40] IEC, „IEC 61850-6: Communication networks and systems for power utility automation – Part 6: “Configuration description language for communication in electrical substations related to IED“, 2009.
- [E41] S. Raczka, F. Puhe *et al.*, „A novel software applications rollout and monitoring strategy for enabling the transition to electromobility in future smart grids“, *CIREN Porto Workshop 2022: E-mobility and power distribution systems*, Porto, Portugal, 2022.
- [E42] S. Raczka, F. Puhe, C. Krueger, J. Arph und C. Rehtanz, „Automated integration process of future automation and monitoring systems in distribution grids“, *ETG Kongress 2023*, Kassel, Germany, 2023.

- [A43] Nitin Kumar Chauhan und Krishna Singh, „A Review on Conventional Machine Learning vs Deep Learning“, *International Conference on Computing, Power and Communication Technologies (GUCON)*, Greater Noida, India, 2018.
- [S44] T. Genders, „Analyse von Methoden des maschinellen Lernens zur Teilnetzidentifikation und Ableiten eines Trainingsdatensatzes“. Bachelorarbeit, TU Dortmund, Dortmund, 2021.
- [A45] Christian Janiesch, Patrick Zschech und Kai Heinrich, *Machine learning and deep learning*, Würzburg: Springer Verlag, 2021
- [A46] M. Bowles, *Machine Learning with Spark and Python: Essential Techniques for Predictive Analytics*. Wiley, 2019.
- [A47] A. Navada, A. N. Ansari, S. Patil und B. A. Sonkamble, „Overview of use of decision tree algorithms in machine learning“, *IEEE Control and System Graduate Research Colloquium (ICSGRC)*, Shah Alam, Malaysia, 2011.
- [A48] P. Wennker, *Künstliche Intelligenz in der Praxis: Anwendung in Unternehmen und Branchen: KI wettbewerbs- und zukunftsorientiert einsetzen*, 1. Aufl. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2020.
- [A49] M. A. Kumar und A. J. Laxmi, „Machine Learning Based Intentional Islanding Algorithm for DERs in Disaster Management“, *IEEE Access*, Jg. 9, S. 85300–85309, Hyderabad, India, 2021.
- [A50] J. Rocca, *Ensemble methods: bagging, boosting and stacking: Understanding the key concepts of ensemble learning*. [Online]. Verfügbar unter: <https://towardsdatascience.com/ensemble-methods-bagging-boosting-and-stacking-c9214a10a205> (Zugriff am: 18. August 2023).
- [A51] W.-M. Lee, *Python Machine Learning*, Indiana: John Wiley & Sons Verlag, 2019.
- [A52] A. Luque, M. Mazzoleni, A. Carrasco und A. Ferramosca, „Visualizing Classification Results: Confusion Star and Confusion Gear“, *IEEE Access*, Jg. 10, S. 1659–1677, Sevilla, Spain, 2022.

- [A53] F. Cady, *The data science handbook*. Hoboken: John Wiley & Sons Verlag, 2017.
- [A54] D. Sullivan, *Official Google Cloud Certified Professional Data Engineer Study Guide*. Indianapolis: John Wiley & Sons Verlag, 2020.
- [S55] T. Genders, „Entwicklung eines Algorithmus zur Teilnetzidentifikation auf Grundlage des maschinellen Lernens und Evaluierung auf Basis dynamischer Netzsimulationen“, Masterarbeit, TU Dortmund, Dortmund, 2023.
- [A56] P. F. Ribeiro, P. M. Da Silveira, C. A. Duque und A. S. Cerqueira, *Power systems signal processing*. Chichester, West Sussex: John Wiley & Sons Verlag, 2014.
- [A57] S. H. E. Abdel Aleem, A. Y. Abdelaziz, A. F. Zobaa und R. Bansal, Hg., *Decision making applications in modern power systems*. London, United Kingdom: Academic Press, an imprint of Elsevier, 2020.
- [A58] N. Gupta, S. K und S. Shukla Datta, „Wavelet based real-time monitoring of electrical signals in Distributed Generation (DG) integrated system“, *Engineering Science and Technology, an International Journal*, Jg. 24, Nr. 1, S. 218–228, Lucknow, India, 2021.
- [A59] D. Baleanu, Hg., *Wavelet Transform and complexity*. London: IntechOpen, 2019.
- [A60] Z. Guan und Y. Liao, „A New Islanding Detection Method Based on Wavelet-transform and ANN for Micro-grid Including Inverter Assisted Distributed Generator“, *International Journal of Emerging Electric Power Systems*, Jg. 20, Nr. 5, Lexington, USA, 2019.
- [A61] S. C. Paiva, R. L. d. A. Ribeiro, D. K. Alves, F. B. Costa und T. d. O. A. Rocha, „A wavelet-based hybrid islanding detection system applied for distributed generators interconnected to AC microgrids“, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Jg. 121, S. 106032, Rio Grande do Norte, Brazil, 2020.

- [A62] T. Hammerschmidt und A. Gaul, „Klassifizierung von Versorgungsaufgaben“, *ew Fachthema*, Jg. 111, Dortmund, Germany, 2012.
- [A63] ENTSO-E, *ENTSO-E Transparency Platform*. [Online]. Verfügbar unter: <https://transparency.entsoe.eu/>.
- [A64] H.-F. Eckey, R. Kosfeld und M. Türck, *Deskriptive Statistik*. Wiesbaden: Gabler, 2008.
- [E65] F. Puhe, „Modellierung des Regelungskonzeptes eines hybriden Inselnetzes zur Untersuchung seiner Stabilität bei großen Störungen“, Darmstadt, Germany, 2018.
- [A66] BDEW Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e. V., *Standardlastprofile Strom*. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.bdew.de/energie/standardlastprofile-strom/> (Zugriff am: 8. Januar 2023).
- [A67] Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen, „Bedarfsermittlung 2023-2037/2045 - Genehmigung des Szenariorahmens 2023-2037/2045“, Bonn, Germany 2022.
- [A68] Forum Netztechnik / Netzbetrieb im VDE (FNN), „Anforderungen an digitale Schutzeinrichtungen“, Frankfurt, Germany, 2015.
- [A69] Y. Luo, I. U. Nutkani und L. Meegahapola, „Adaptive Protection Scheme with Passive Islanding Detection for AC Microgrids“, *International Power Electronics Conference (IPEC-Himeji 2022- ECCE Asia)*, Himeji, Japan, 2022.
- [S70] E. Ece, „Dynamische Grenzwertermittlung für Teilnetzidentifikationsverfahren in Mittelspannungsnetzen“, Bachelorarbeit, TU Dortmund - Institut für Energiesysteme, Energieeffizienz und Energiewirtschaft, Dortmund, 2021.
- [S71] F. Mertes, „Praktische Implementierung einer Teilnetzidentifikationsstrategie für Mittelspannungsnetze auf Grundlage von maschinellen Lernverfahren“, Bachelorarbeit, FH Trier, Trier, 2023.

- [E72] F. Puhe, T. Schwierz und C. Rehtanz, „Subgrid Identification and Islanding in Future Medium Voltage Smart Grids based on Container Virtualisation and Machine Learning“, NEIS Conference, Hamburg, Germany 2022.
- [A73] Westnetz GmbH, „Technische Anschlussbedingungen Mittelspannung: Gültig ab: 01.08.2022“, Dortmund, Germany, 2022.
- [A74] I. V. Banu, M. Istrate, D. Machidon und R. Pantelimon, „A study on anti-islanding detection algorithms for grid-tied photovoltaic systems“, *International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM)*, Bran, Romania 2014.
- [A75] L. Wang und P.-Y. Lin, „Analysis of a Commercial Biogas Generation System Using a Gas Engine–Induction Generator Set“, *IEEE Trans. Energy Convers.*, Jg. 24, Nr. 1, S. 230–239, Changhua, Taiwan, 2009.
- [A76] S. Baloch, S. Z. Jamali und S. A. R. Shah, „A Protection Technique for Microgrid Using Wavelet Packet Transform and Data Mining Classifier“, *IEEC 2022*, Swansea, Wales, 2022.
- [A77] M. Hojabri, U. Dersch, A. Papaemmanouil und P. Bosshart, „A Comprehensive Survey on Phasor Measurement Unit Applications in Distribution Systems“, *Energies*, Jg. 12, Nr. 23, S. 4552, Horw, Switzerland, 2019.
- [A78] M. R. Alam, K. M. Muttaqi und A. Bouzerdoum, „Evaluating the effectiveness of a machine learning approach based on response time and reliability for islanding detection of distributed generation“, *IET Renewable Power Generation*, Jg. 11, Nr. 11, S. 1392–1400, Dhaka, Bangladesh, 2017.
- [A79] E. Spring, *Elektrische Energienetze: Energieübertragung und -verteilung*. Berlin: VDE Verlag, 2003.
- [A80] M. Katsaragakis, L. Papadopoulos, M. Konijnenburg, F. Catthoor und D. Soudris, *2020 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS): Proceedings : virtual conference, October 10-21, 2020*. Piscataway, NJ: IEEE, 2020. [Online]. Verfügbar unter:

<https://ieeexplore.ieee.org/xpl/mostRecentIssue.jsp?punumber=9179>
985

- [A81] H. Zhang, L. Feng, N. Wu und Z. Li, „Integration of Learning-Based Testing and Supervisory Control for Requirements Conformance of Black-Box Reactive Systems“, *IEEE Trans. Automat. Sci. Eng.*, Jg. 15, Nr. 1, S. 2–15, Toronto, Canada, 2018.
- [A82] E. de Jong *et al.*, „European White Book on Real-Time Powerhardware-in-the-Loop testing“, *DERlab Report No. R- 005.0*, Arnhem, Netherlands, 2011.
- [A83] C. Schneider, „Erdschlusslöschung im 20-kV-Verteilernetz der KELAG Netz GmbH“, Diplomarbeit, Institut für elektrische Anlagen, TU Graz, Graz, 2010.
- [A84] N. Senroy, G. T. Heydt, und V. Vittal, „Decision Tree Assisted Controlled Islanding“, *IEEE Transactions on Power Systems*, Manchester, United Kingdom, 2006.
- [A85] Y. A. Dong Liu und J. Y. Guangsheng Yan, „An Improved Intentional Islanding Strategy in Distribution Network with Hierarchical Control“, *IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*, Portland, Oregon, 2018.
- [A86] G. Puleo, M. Mütherig, M. Zdrallek und D. Aschenbrenner, „Islanding algorithm for the resupply of critical infrastructure during a prolonged blackout“, *ETG Kongress 2023*, Kassel, Germany, 2023.

9 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1.1: Anzahl möglicher Use-Cases von KI nach BDEW-Umfrage von Netzbetreibern [A3]	1
Abbildung 1.2: Entwicklung installierter Leistung von EEA in Deutschland nach Spannungsebenen	3
Abbildung 1.3: Teilnetzbildung im Verteilnetz der Iberdrola	5
Abbildung 1.4: Strukturierung der Arbeit	7
Abbildung 2.1: Schematische Darstellung der Nichtdetektierbaren Zone.....	11
Abbildung 2.2: Übersicht etablierter Teilnetzidentifikationsverfahren in der Niederspannung	16
Abbildung 2.3: Blockschaltbild dezentral passiver Teilnetzidentifikationsverfahren	17
Abbildung 2.4: Blockschaltbild dezentral aktiver Teilnetzidentifikationsverfahren	18
Abbildung 2.5: Blockschaltbild hybrider Teilnetzidentifikationsverfahren ..	19
Abbildung 2.6: Funktionsweise aktiver Teilnetzidentifikationsverfahren. Hier: PLC	20
Abbildung 2.7: Logik zur Teilnetzidentifikation in Höchstspannungsnetzen	24
Abbildung 2.8: Automatisierter Engineering Prozess nach IEC 61850-6	26
Abbildung 2.9: Abgrenzung der Begriffe von Künstlicher Intelligenz	28
Abbildung 2.10: Kategorisierung von Machine-Learning Methoden und Algorithmen.....	30
Abbildung 2.11: Aufbau und Struktur eines Entscheidungsbaumes.....	31
Abbildung 2.12: Verzerrung-Varianz-Dilemma	33
Abbildung 2.13: Aufbau einer Wahrheitsmatrix	34
Abbildung 2.14: ROC-Verlauf	36
Abbildung 2.15: Exemplarisches Vorgehen der K-fache Kreuzvalidierung ...	37
Abbildung 2.16: Ablauf der Merkmalsextraktion.....	38
Abbildung 2.17: Zusammenhang zwischen Wavlets und Fenstergrößen.....	39
Abbildung 3.1: Ableitung von Lastflussszenarien.....	45

Abbildung 3.2: Histogramme der Auslastung verschiedener Energieträger	47
Abbildung 3.3: Normiertes H0-Standardlastprofil	50
Abbildung 3.4: Flächenkriterium zur Risikobewertung	52
Abbildung 3.5: Anteil risikobehafteter Abgänge in den drei Netzgebieten	53
Abbildung 4.1: Anforderungen zur Bewertung der Überführbarkeit von TIV	55
Abbildung 4.2: Gegenüberstellung von TIV zur Bewertung der Überführbarkeit auf MS-Ebene	57
Abbildung 5.1: Übergeordneter Engineeringprozess zur MS-Teilnetzidentifikation	61
Abbildung 5.2: Allgemeiner Ablauf der Funktionsarchitektur	62
Abbildung 5.3: Exemplarischer Aufbau eines ländlich geprägten Mittelspannungsabganges	64
Abbildung 5.4: Flussdiagramm zur Generierung des Datensatzes	67
Abbildung 5.5: Überlappungsprinzip und Labeling	69
Abbildung 5.6: Bewertungskriterien für die Auswahl des Klassifikators	70
Abbildung 5.7: Gegenüberstellung von Klassifikatoren zur Auswahl für die Teilnetzidentifikation auf MS-Ebene	72
Abbildung 5.8: Flussdiagramm des Trainingskriptes in MATLAB	74
Abbildung 5.9: Flussdiagramm des Vorhersageskriptes	76
Abbildung 5.10: Verwendung des Überlappungsprinzips zur Vorhersage von TN	77
Abbildung 6.1: Anforderungen an die Testumgebung	80
Abbildung 6.2: Aufbau der Testumgebung zur Validierung der Teilnetzidentifikationsstrategie	82
Abbildung 6.3: Ablauf der Validierung im HIL-Feldtest	84
Abbildung 6.4: Aufbau des Testnetzes	86
Abbildung 6.5: Frequenzverlauf und Lastfluss am Übergabepunkt zum Hochspannungsnetz während nahezu ausgeglichener Leistungsbilanz	88

Abbildung 6.6: Frequenzverlauf und Lastfluss am Übergabepunkt zum Hochspannungsnetz während unausgeglichener Leistungsbilanz	89
Abbildung 6.7: Wahrheitsmatrix zum Funktionsnachweis	92
Abbildung 6.8: NDZ zum Funktionsnachweis	94
Abbildung 6.9: Platzierung der Szenarien zur Analyse der Adaptivität	97
Abbildung 6.10: Vorhersageergebnisse bei unterschiedlichen Szenarien zur Bewertung der Adaptivität	98
Abbildung 6.11: Laboraufbau zur praktischen Validierung der Teilnetzidentifikationsstrategie	99
Abbildung 6.12: Wahrheitsmatrix zur Bewertung der praktischen Umsetzbarkeit.....	100
Abbildung 10.1: Auszug aus der VDE-AR-N 4105 - Empfohlene Einstellwerte NA-Schutz in der NS [A1].....	ii

10 Wissenschaftliche Veröffentlichungen und Abschlussarbeiten

Wissenschaftliche Veröffentlichungen			
Konferenzbezeichnung und Ort	Titel der Veröffentlichung	Autoren	Jahr
International Universities Power Engineering Conference (UPEC) in Glasgow (England)	Grid Supporting Inverter for Transient Load Relief in Islanded Microgrids	C. Fuhr T. Wippenbeck D. Maihöfner F. Puhe J. Hanson	2018
ETG CIRED Workshop in München (Deutschland)	Ein Verfahren zur Risikoabschätzung von Teilnetzbildungen in Mittelspannungsnetzen unter Verwendung von Python und PowerFactory	F. Puhe C. Rehtanz	2021
26th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (CIRED)	Automated overhead line inspection using UAVs and image recognition software	F. Puhe C. Hermanns M. Schmidgen	2021
SMARTCOMP in Espoo (Finnland)	Practical Integration of an adaptive Subgrid Identification System in Medium Voltage Smartgrids based on Machine Learning and Virtualization Solutions	F. Puhe C. Rehtanz	2022
IEEE PES ISGT EUROPE in Novi Sad (Serbien)	An adaptive Subgrid Identification Strategy for Future Medium Voltage Smart Grids based on Machine Learning	F. Puhe C. Rehtanz	2022
NEIS Hamburg (Deutschland)	Subgrid Identification and Islanding in Future Medium Voltage Smart Grids based on Container Virtualisation and Machine Learning	F. Puhe T. Schwierz C. Rehtanz	2022
VDE ETG Kongress in Kassel (Deutschland)	Automated integration process of future automation and monitoring systems in distribution grids	S. Raczka F. Puhe C. Krüger J. Arph C. Rehtanz	2023
27th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (CIRED)	An automated system for overhead line inspection with traveling wave measurement and unmanned aerial vehicles	F. Puhe M. Schmalen C. Hermanns B. Keune J. Bleser M. Wittersheim	2023

Abschlussarbeiten			
Name des Absolventen und Hochschule	Art und Titel der Abschlussarbeit	Betreuer	Jahr
Tim Bettermann (FH Bielefeld)	Masterarbeit: Analyse und Evaluierung bestehender Teilnetzidentifikationsverfahren	F. Puhe	2020
Engin Ece (TU Dortmund)	Bachelorarbeit: Dynamische Grenzwertermittlung für Teilnetzidentifikationsverfahren in Mittelspannungsnetzen	F. Puhe	2021
Verena Stabenau (TU Dortmund)	Masterarbeit: Prototypische Umsetzung einer automatisierten Objekterkennung von Mittelspannungsisolatoren	F. Puhe B. Keune	2021
Tobias Genders (TU Dortmund)	Bachelorarbeit: Analyse von Methoden des maschinellen Lernens zur Teilnetzidentifikation und Ableiten eines Trainingsdatensatzes	F. Puhe	2021
Florian Mertes (FH Trier)	Projektarbeit: Konzeptionierung einer Teilnetzidentifikationsstrategie für Mittelspannungsnetze auf Grundlage von Virtualisierungstechnologien	F. Puhe	2022
Tobias Genders (TU Dortmund)	Masterarbeit: Entwicklung eines Algorithmus zur Teilnetzidentifikation auf Grundlage des maschinellen Lernens und Evaluierung auf Basis dynamischer Netzsimulationen	F. Puhe	2023
Florian Mertes (FH Trier)	Bachelorarbeit: Praktische Implementierung einer Teilnetzidentifikationsstrategie für Mittelspannungsnetze auf Grundlage von maschinellen Lernverfahren	F. Puhe	2023

Anhang A: Auszüge nationaler und internationaler Normen und Grenzwerte

Schutzfunktion	Schutzrelais-Einstellwerte ^a					
	Stirlinggeneratoren, Brennstoffzellen		direkt gekoppelte Synchron- und Asynchrongeneratoren mit $P_n > 50 \text{ kW}$		Umrichter	
	direkt oder über Umrichter gekoppelte Synchron- und Asynchrongeneratoren mit $P_n \leq 50 \text{ kW}$					
Spannungssteigerungsschutz $U >>$	$1,15 U_n$	$\leq 100 \text{ ms}$	$1,25 U_n$	$\leq 100 \text{ ms}$	$1,25 U_n$	$\leq 100 \text{ ms}$
Spannungssteigerungsschutz $U >$	$1,10 U_n^b$	$\leq 100 \text{ ms}$	$1,10 U_n^b$	$\leq 100 \text{ ms}$	$1,10 U_n^b$	$\leq 100 \text{ ms}$
Spannungsrückgangsschutz $U <$	$0,8 U_n^c$	$\leq 100 \text{ ms}$	$0,8 U_n$	$1,0 \text{ s}^d$	$0,8 U_n$	$3,0 \text{ s}$
Spannungsrückgangsschutz $U <<$	entfällt		$0,45 U_n$	300 ms^d	$0,45 U_n$	300 ms
Frequenzrückgangsschutz $f <$	$47,5 \text{ Hz}$	$\leq 100 \text{ ms}$	$47,5 \text{ Hz}$	$\leq 100 \text{ ms}$	$47,5 \text{ Hz}$	$\leq 100 \text{ ms}$
Frequenzsteigerungsschutz $f >$	$51,5 \text{ Hz}$	$\leq 100 \text{ ms}$	$51,5 \text{ Hz}$	$\leq 100 \text{ ms}$	$51,5 \text{ Hz}$	$\leq 100 \text{ ms}$

^a Die zeitliche Vorgabe „ $< 100 \text{ ms}$ “ für den Schutzrelais-Einstellwert geht von einer maximalen Eigenzeit für den NA-Schutz + Kuppelschalter von ebenfalls 100 ms aus. Damit ergeben sich die maximal 200 ms „Gesamtabschaltzeit“. Ist die Eigenzeit der Komponenten $< 100 \text{ ms}$ (z. B. 50 ms), so kann entsprechend mehr Zeit für die Messung und die Auswertung der Schutzfunktion verwendet werden (z. B. dann bis zu 150 ms). Es würde sich dann also ein höherer Schutzrelais-Einstellwert als „ $< 100 \text{ ms}$ “ ergeben können, nämlich „ $< 150 \text{ ms}$ “. Als Einstellwert sind in diesem Fall jedoch auch nur die 100 ms am NA-Schutz zu visualisieren. Die Abschaltzeit von 200 ms darf aber in keinem Fall überschritten werden.

^b Es muss sichergestellt sein, dass am Netzanschlusspunkt die Spannung $1,10 U_n$ nicht überschritten wird. Wird diese Anforderung durch einen zentralen NA-Schutz sichergestellt, ist es zulässig, den Spannungssteigerungsschutz an der dezentralen Erzeugungseinheit/-anlage auf bis zu $1,15 U_n$ einzustellen. Der Anlagenerrichter sollte in diesem Fall mögliche Auswirkungen auf die Kundeninstallation berücksichtigen. Die Kombination von zentralem NA-Schutz ($U >: 1,1 U_n$) und integriertem NA-Schutz ($U >: 1,1 U_n$ bis $1,15 U_n$) ist dann zu empfehlen, wenn der Spannungsfall in der Hausinstallation nicht zu vernachlässigen ist. Dies ist typischerweise bei längeren Anschlussleitungen der Fall.

^c Zum Schutz der Erzeugungseinheit darf auch schon vor Erreichen des Einstellwertes von $0,8 U_n$ eine Abschaltung durch einen zusätzlichen Eigenschutz-Einstellwert (z. B. $0,83 U_n$) realisiert werden.

^d Wird das der Erzeugungsanlage vorgelagerte Mittelspannungsnetz des Netzbetreibers, mit einer Automatischen Wiedereinschaltung (AWE) betrieben, so werden folgende Schutzeinstellungen empfohlen: $U <<$ -Relais: $0,45 U_{NS}$, unverzögert (d. h. kleinstmöglicher Zeitverzögerung) und $U <$ -Relais: $0,8 U_{NS}$, 300 ms . Die Vorgabe trifft der Netzbetreiber.

Abbildung 10.1: Auszug aus der VDE-AR-N 4105 - Empfohlene Einstellwerte NA-Schutz in der NS [A1]

Tabelle 10.1: Allgemeine internationale Normen und Grenzwerte für TIV [A2]

Standard	Q	Detection time	f Range	Voltage range
IEEE 929-2000	2.5	within 2 s	59.3–60.5 Hz	0.88–1.1 pu
IEEE 1547	1	within 2 s	59.3–60 Hz	0.88–1.1 pu
IEC 62116	1	within 2 s	59.3–60 Hz	0.88–1.15 pu
UL 1741	1	within 2 s	59.3–60.5 Hz	0.88–1.1 pu
UK G83/2 (DGs up to 16 A/phase)	0.5	within 0.5 s	47.5–51.5 Hz (stage 1) 47–52 Hz (stage 2)	0.87–1.1 pu (stage 1) 0.8–1.19 pu (stage 2)
UK G83/3 (17 kW/ph or 50 kW/three phase)	0.5	within 0.5 s	47.5–51.5 Hz (stage 1) 47–52 Hz (stage 2)	0.87–1.1 pu (stage 1) 0.8–1.19 pu (stage 2)
Canadian C22.2 No. 107-01	2.5	within 2 s	59.5–60.5 Hz	0.88–1.06 pu
German VDE 0126-1-1	2	within 0.2 s	47.5–50.2 Hz	0.88–1.15 pu
French	2	instantly	49.5–50.5 Hz	0.88–1.06 pu
ERDF-NOI-RES 13E Japanese JIs	0	within 2 s (active IDM) 0.5–1 s (passive IDM)	setting value setting value	setting value setting value
Korean	1	within 0.5 s	59.3–60 Hz	0.88–1.1 pu

Anhang B: Übersicht der Merkmale etablierter TIV

Tabelle 10.2: Zusammenfassung der Merkmale etablierter TIV [A2–A4]

Identifikationsverfahren		Effektivität	Zuverlässigkeit	Geschwindigkeit	Wechselwirkungen	Netzurückwirkungen	Systemdienleistungen	
Zentrale Verfahren	SCADA-Überwachung	Keine NDZ	Hoch	langsam	Keine Wechselwirkungen	Keine Netzurückwirkungen	Keine Einschränkungen	
	Power-Line-Communication	Keine NDZ	Sehr hoch	Schnell	Keine Wechselwirkungen	Keine Netzurückwirkungen	Abhängig von Frequenz	
	Impedanzeinprägung	Sehr gering	Sehr hoch	Schaltverzögerung notwendig	Keine Wechselwirkungen	Keine Netzurückwirkungen	Keine Einschränkungen	
Dezentrale Verfahren	Passive Verfahren	Überwachung von Spannungsharmonischen	Groß	Abhängig von Wahl der Grenzwerte	Schnell	Keine Wechselwirkungen	Keine Netzurückwirkungen	Möglich durch zeitliche Entkopplung
			Groß	Abhängig von Wahl der Grenzwerte	Sehr schnell	Keine Wechselwirkungen	Keine Netzurückwirkungen	Möglich durch zeitliche Entkopplung
	Rate of Change of Frequency	Klein	Abhängig von Wahl der Grenzwerte	Schnell	Keine Wechselwirkungen	Keine Netzurückwirkungen	Möglich durch zeitliche Entkopplung	
		Gruppenwertung 1 - Funktion (Gewichtung: 25 %)				Gruppenwertung 2 - Netzbetrieb (Gewichtung: 25 %)		

Aktive Verfahren	Rate of Change of Frequency over Output Power	Kleiner als ROCOF	Empfindlicher als ROCOF	Schnell	Keine Wechselwirkungen	Keine Netz-Rückwirkungen	Möglich durch zeitliche Entkopplung
	Netzimpedanzmessung bei spezifischer Frequenz	Klein	Fehlausungen bei vielen WR	Mittel	möglich	Steigt mit Anzahl der WR	Deaktivierung während FRT
	Netzimpedanzmessung durch Variation der Wirkleistung	Klein	mittel	Mittel	Steigt mit Anzahl der WR	Steigt mit Anzahl der WR	Deaktivierung während FRT
	Slip-Mode Frequency Shift	Sehr klein	mittel	Mittel	möglich	ja	Deaktivierung während FRT

Anhang J: Formeln zur Datenreduktion

Mittelwert:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i$$

Standardabweichung:

$$S = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N |A_i - \mu|^2}$$

Kurtosis:

$$k = \frac{E(x - \mu)^4}{S^4}$$

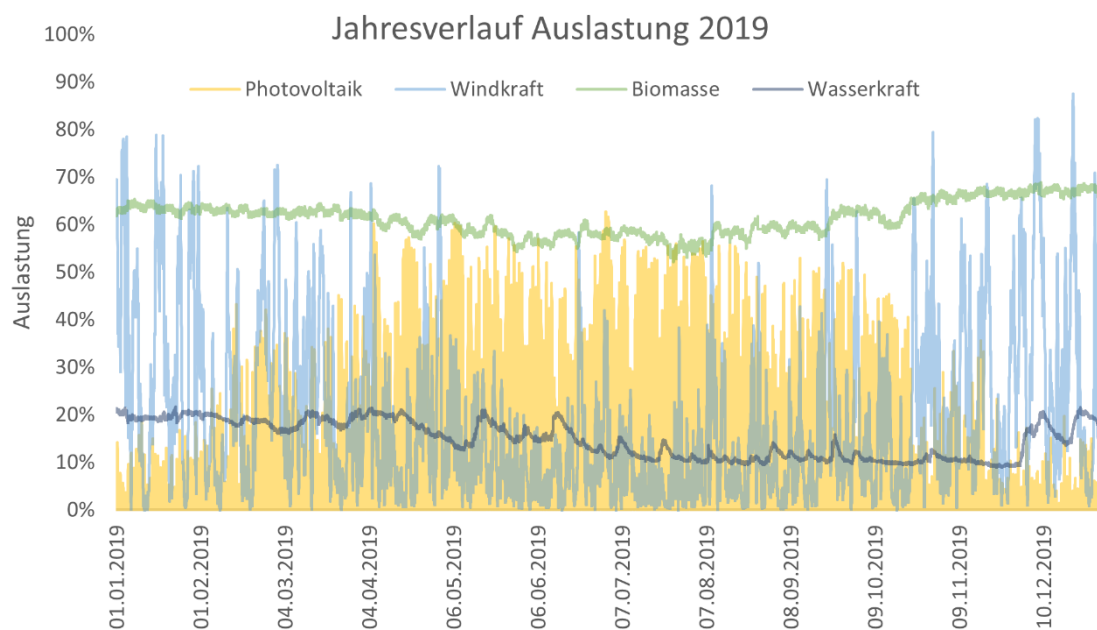
Skewness:

$$s = \frac{E(x - \mu)^3}{s^3}$$

Energy: (euclidian Norm)

$$\|v\| = \sqrt{\sum_{i=1}^N |v_k|^2}$$

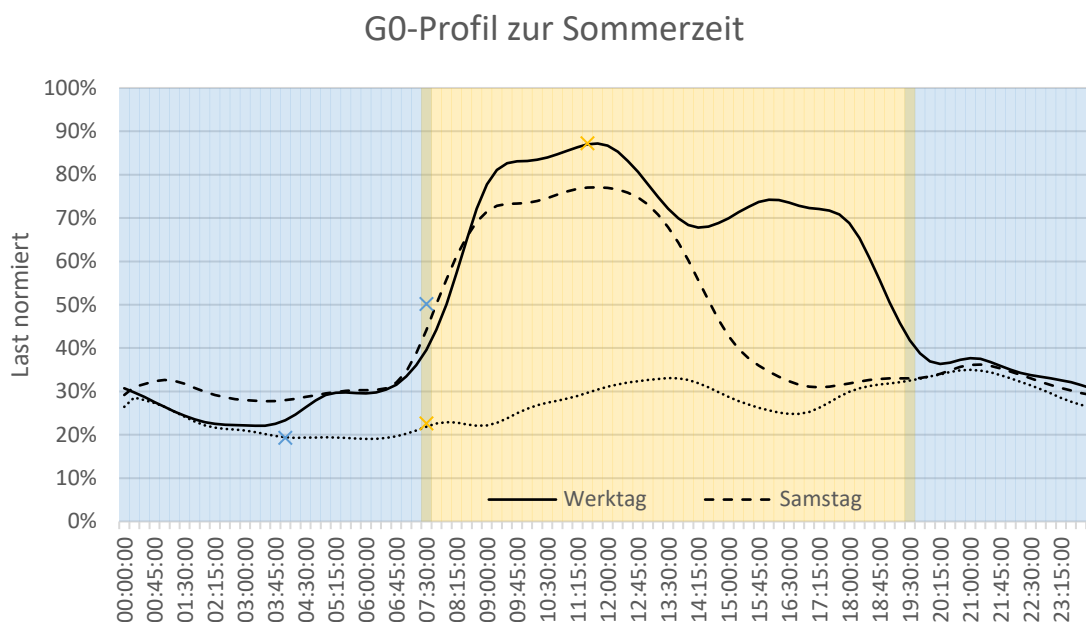
Anhang C: Auszug des Jahresverlaufes der Auslastungen einzelner EEA



Anhang D: Detaillierte Berechnung der Klassekombinationen zur Ermittlung der Einspeiseszenarien

Klassenkombinationen: Szenario 1				Relative Häufigkeit [%]
Biogas	PV	Wasserkraft	Windkraft	
1	1	1	1	12,83
2	1	1	1	10,78
2	1	1	2	9,50
2	1	1	3	7,73
1	1	1	2	6,70
2	1	1	4	5,33
2	1	1	5	4,75
2	1	1	6	3,64
1	1	1	3	2,89
2	1	1	7	2,42
2	1	1	8	1,26
1	1	1	4	1,05
Klassenkombinationen: Szenario 2				
1	4	1	1	2,94
1	3	1	1	2,70
1	5	1	1	2,69
1	2	1	1	2,29
2	2	1	1	2,01
2	3	1	1	1,31
2	4	1	1	1,19
2	2	1	2	1,14
1	2	1	2	1,06

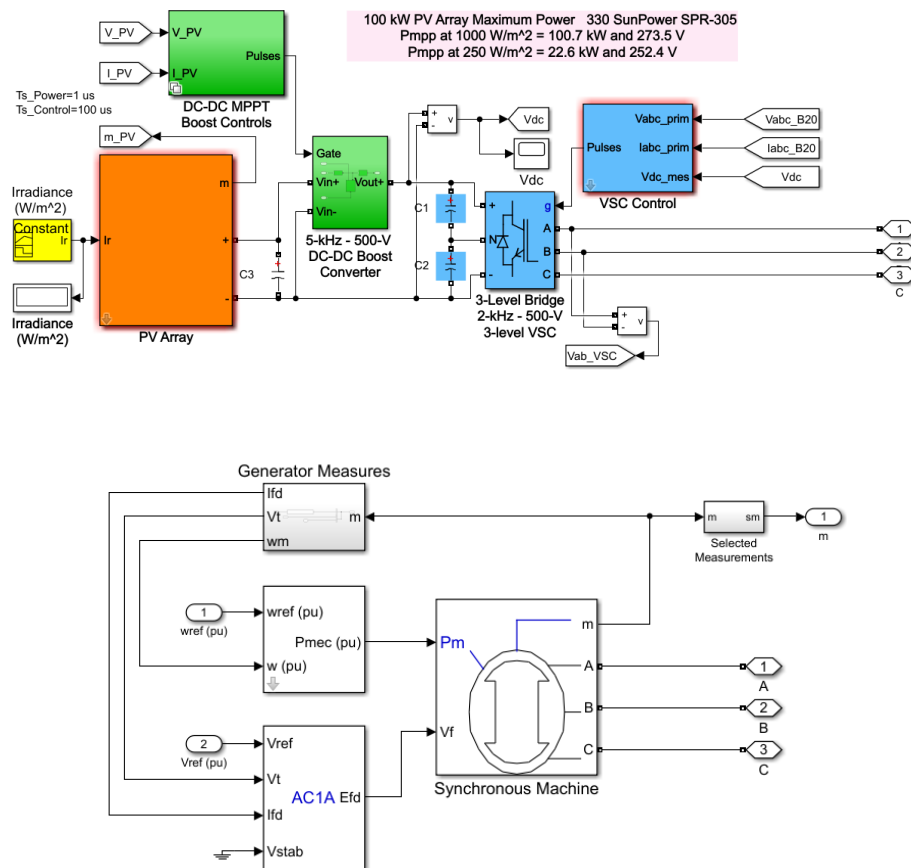
Anhang E: G0-Lastprofil



Anhang F: Ablaufplan der Netzsimulationen für jeden Abgang zur Risikobewertung von Teilnetzbildungen

	Simulation 1	Simulation 2	Simulation 3	Simulation 4
Biogas	52	52	69	69
PV	0	0	10	10
Wasserkraft	9	9	22	22
Windkraft	0	0	68	68
Last	18	100	100	18

Anhang H: Modellierung der Erzeugungsanlagen in MATLAB/Simulink und Parametrierung



A.1: Zusammenfassung der Modellparameter der BHKW-Drehzahlregelung.

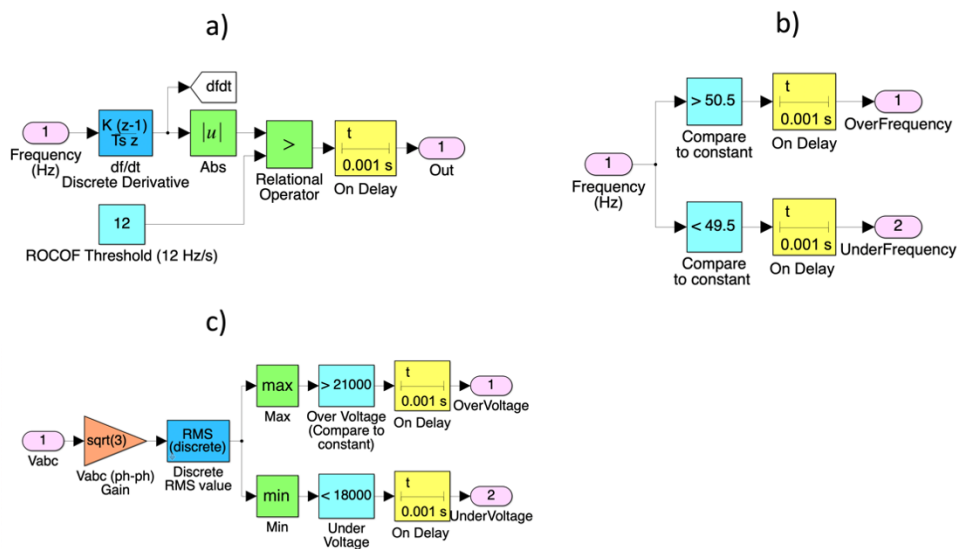
Block	Parameterbezeichnung	Symbol	Wert	Einheit
Electric control box	First time constant	T_1	0,5	s
	Second time constant	T_2	0,1	s
	Derivative time constant	T_3	0,5	s
Actuator	Gain	K	15	p.u.
	Derivative time constant	T_4	1	s
	First time constant	T_5	0,1	s
	Second time constant	T_6	0,2	s
	Min. Throttle	T_{\min}	0	p.u.
	Max. Throttle	T_{\max}	1,1	p.u.

Engine	Combustion Delay	T_D	0,05	s
Droop	Droop gain	Droop	0,04	s

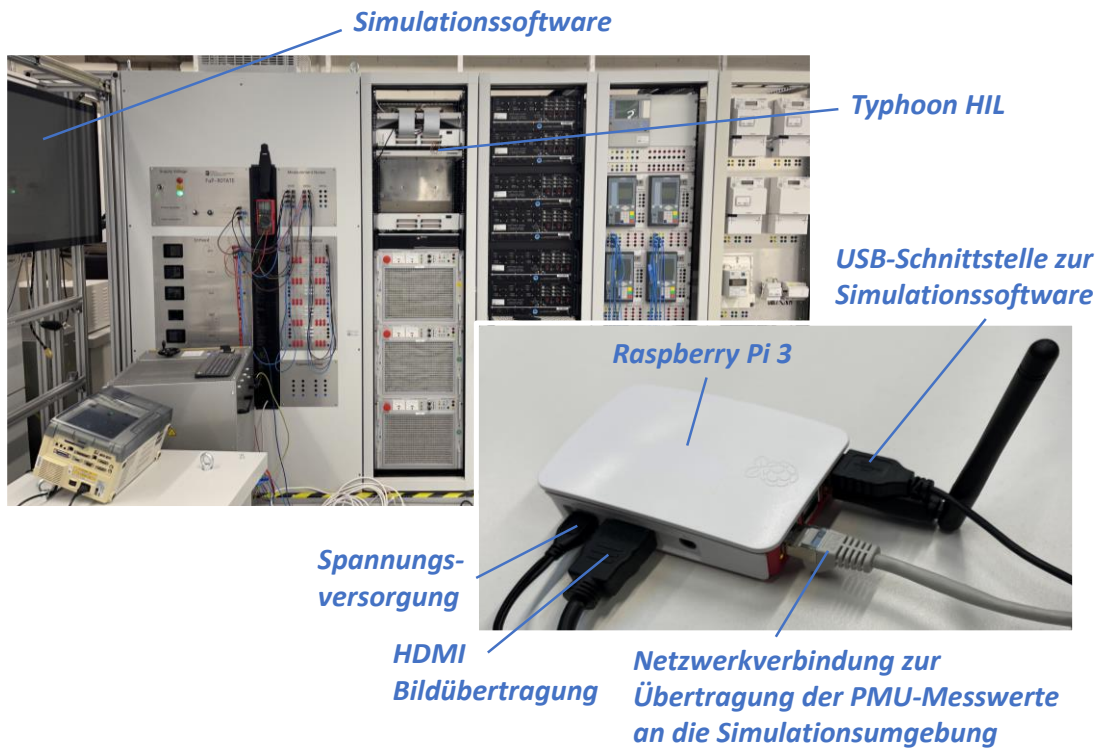
A. 2: Zusammenfassung der Modellparameter der BHKW-Spannungsregelung.

Block	Parameterbezeichnung	Symbol	Wert	Einheit
Lead-Lag	Filter Delay Time	T_b	10	s
	Filter derivative time constant	T_a	2	s
Excitation system	Controller Gain	K	100	p.u.
	Exciter time constant	T_e	0,5	s
	Controller minimum output	E_{min}	-3	p.u.
	Controller maximum output	E_{max}	3	p.u.

Anhang L: Nachbildung dezentral passiver TIV



Anhang K: Der Laboraufbau



Anhang G: Möglicher praktischer Einsatz im Testgebiet Schermbeck

