



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Masterthesis

Wolf Adrian Limburg

Prognosebasierte Eigenverbrauchsoptimierung des
Windparks Hamburg-Curslack mit dem parkinternen
Batteriespeicher

Wolf Adrian Limburg

Prognosebasierte Eigenverbrauchsoptimierung des Windparks
Hamburg-Curslack mit dem parkinternen Batteriespeicher

Masterthesis eingereicht im Rahmen der Masterprüfung

im Studiengang Renewable Energy Systems
am Department Umwelttechnik
der Fakultät Life Sciences
der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

Betreuender Prüfer: Prof. Dr.-Ing. Hans Schäfers

Zweitgutachter: Dipl.-Ing. Mike Blicher

Abgegeben am 17.08.2021

Zusammenfassung

Wolf Adrian Limburg

Thema der Masterthesis

Prognosebasierte Eigenverbrauchsoptimierung des Windparks Hamburg-Curslack mit dem parkinternen Batteriespeicher

Stichworte

Windenergie Prognose, Windpark-Eigenverbrauch, maschinelles Lernen, lineare Optimierung, Batteriespeichersystem, Hybridkraftwerk, Energiekosten

Kurzzusammenfassung

In dieser Masterarbeit wird eine Anwendung zur optimierten Versorgung des Energiebedarfs eines Windparks in Stand-by Zeiten entwickelt. Die Deckung des Bedarfs erfolgt mit zwischengespeicherter Windenergie aus einem im Arealnetz des Windparks integrierten Batteriespeicher. Die Deckung des Energiebedarfs wird mit der Befähigung des Batteriespeichers zur Vorhaltung von Primärregelleistung als Teil einer Reservegruppe in einer Multi-Use-Case Anwendung kombiniert. Dafür wird die Leistung des Windparks unter Nutzung eines Random Forest Regressors prognostiziert und mit einer linearen Optimierung ein Batteriefahrplan erstellt. Es wird eine Steuerung entwickelt, in der der Fahrplan in einer Reaktion auf live bezogenen Messwerte aus dem Windpark und dem Batteriespeicher umgesetzt wird. Die Anwendung wird kontinuierlich und automatisiert betrieben und ihr Verhalten und Einsparpotenziale unter verschiedenen Bedingungen untersucht. Die Funktionalität der Anwendung konnte gezeigt werden und in einer repräsentativen Untersuchung wurde eine Einsparung der betrachteten Kosten von 34 % erfasst. Die Qualität der Leistungsprognose in längeren Flauten und die Sperrung jeglicher Freigaben der Batterie in Zeiten externer Abregelungen des Windparks wurden als Herausforderungen in der Entwicklung der Anwendung identifiziert.

Wolf Adrian Limburg

Title of the paper

Forecast-based optimization of the self-consumption of the wind farm Hamburg-Curslack with its integrated battery storage system

Keywords

Wind energy forecast, wind farm self-consumption, machine learning, linear optimization, battery storage system, hybrid power plant

Abstract

In this master thesis an application for the optimized supply of a wind farm's energy demand during stand-by is developed. The demand is covered with stored wind energy from a battery storage integrated in the wind farm grid. The coverage of the self-consumption is combined with the capability of the battery storage to provide primary control reserve as part of a pooling in a multi-use case application. For this purpose, the power output of the wind farm is forecasted using a random forest

regressor and a battery schedule is created with a linear optimization. A control strategy is developed in which the schedule is implemented in a live control reacting to measurements within the wind farm and the battery storage. The application is operated continuously and in an automated way and its performance and saving potential under different conditions will be investigated. The functionality of the application could be demonstrated and in a representative study a saving of 34% of the considered costs was recorded. The quality of the power forecast in longer lulls and the blocking of any releases of the battery in times of external shutdowns of the wind farm were identified as challenges in the development of the application.

Inhaltsverzeichnis

Symbole	IV
Abkürzungen	V
Abbildungsverzeichnis	VI
Tabellenverzeichnis	VIII
1 Einleitung	1
2 Aufgabenstellung	4
3 Grundlagen	5
3.1 Strombezugskosten und Einsparpotenziale	5
3.2 Das Speicherregelkraftwerk	6
3.3 Der Random Forest Regressor	9
3.4 Lineare Optimierung mit Pyomo	10
4 Das Gesamtkonzept der Eigenverbrauchsoptimierung	12
5 Leistungsprognose	15
5.1 Lokale Windvorhersagen	15
5.2 Diskrepanz zwischen prognostizierten und historischen Windgeschwindigkeiten	19
5.3 Modelle der Leistungsprognose	22
5.4 Physikalische Methode zur Leistungsprognose	22
5.5 Statistische Methoden zur Leistungsprognose	28
5.6 Eingangsgrößen und Parametrierung des Random Forest Regressors.....	30

5.7	Gegenüberstellung der Prognosemodelle.....	31
5.8	Anwendung der Leistungsprognose in der Eigenverbrauchsoptimierung ...	36
6	Das Optimierungsmodell	38
6.1	Problemstellung und Ziel der Optimierung.....	38
6.2	Der Bedarf eines Optimierungsmodells in der EVO.....	39
6.2.1	Lange Flauten/ Niedrigwindzeiten	40
6.2.2	Erweitertes Anwendungsportfolio des Batteriespeichers.....	41
6.3	Aufbau des Optimierungsmodells.....	43
6.3.1	Zielfunktion.....	44
6.3.2	Technische Daten des BESS	45
6.3.3	Lade- und Entladefreigabe	46
6.3.4	Leistungsbilanzen.....	47
6.3.5	Kosteneffizienz	48
6.3.6	Konkurrierende Nutzungen - PRL	51
6.3.7	Nachhaltiger Betrieb der Batterie.....	53
6.3.8	Vereinfachungen / Einschränkungen	54
6.4	Betrachtung/Bewertung der Optimierung	55
7	Die Live-Anwendung der EVO	60
7.1	Ziel der Live-Anwendung	60
7.2	Einbettung der Live-Anwendung in das Gesamtsystem	61
7.3	Aufbau der Live-Anwendung	63
7.3.1	MQTT Verbindung	65
7.3.2	Überprüfung des bezogenen Ladestands.....	65
7.3.3	Batteriefahrplan und Abregelung des Windparks	66
7.3.4	Freigaben des Batteriespeichers	66
7.3.5	Ladung des Batteriespeichers auf Zielladestand	66
7.3.6	Deckung des Eigenverbrauchs	68
7.3.7	Ergebnisgrößen der Live-Anwendung	70
8	Betrachtung der Funktion und Ergebnisse der EVO	74
8.1	EVO im Ad-hoc Betrieb.....	74

8.2	Betrieb nach Batteriefahrplan	76
8.2.1	Beschränkung der Entladeleistung	77
8.2.2	Abregelung der maximalen Leistung des Windparks	79
8.2.3	Bereitstellung von PRL	81
8.2.4	Lange Flauten & die Qualität ihrer Vorhersagen	82
8.3	Kosteneinsparungen	84
9	Fazit	87
	Literaturverzeichnis	90
	Anhang	93
	Digitaler Anhang	94

Symbole

Symbol	Beschreibung	Indizes	Beschreibung
e	Freigabe	$accu$	akkumuliert
h	Höhe über Grund	Bat	Batterie
k	spezifische Kosten	$calc$	berechnet
K	absolute Kosten	ch	Laden
lp	spezifischer Leistungspreis	dch	Entladen
LP	Leistungspreis	em	versäumte Einspeisung
t	Zeitschritt	$fail$	Verletzung einer Vorgabe
v	Windgeschwindigkeit	h	In Höhe h
z_0	Rauigkeitslänge	$live$	live gemessen
α	Hellmann-Exponent	nb	Zustand ohne BESS
β	Negativität	p	Netzbezug
Δt	Zeitschrittlänge	$pred$	prognostiziert
		$real$	Realer Wert
		ref	Referenz
		$sched$	Fahrplan
		sim	simuliert
		WEA	Summe aller WEA

Abkürzungen

Abkürzung	Bedeutung
BESS	Batteriespeichersystem
CC4E	Competence Center für erneuerbare Energien und Energieeffizienz
EEG	Erneuerbare-Energien-Gesetz
EV	Eigenverbrauch
FoCon	Forschungs-Controller
MQTT	Message Queuing Telemetry Transport
NAS	Natrium-Schwefel
NEW 4.0	Norddeutschen Energiewende 4.0
NRMSD	Normalized Root Mean Square Deviation
PRL	Primärregelleistung
SCADA	Supervisory Control and Data Acquisition
SDL	Systemdienstleistung
SoC	State of Charge
SRKW	Speicherregelkraftwerk
TEC	Technologiezentrum Energie-Campus Bergedorf
USV	Unterbrechungsfreie Stromversorgung
UW	Umspannwerk
VC	Visual Crossing
WEA	Windenergieanlage
WP	Windpark

Abbildungsverzeichnis

3.1 Schematischer Aufbau des SRKW	7
3.2 Hysterese der Ladefreigabe des BESS	8
4.1 Grundkonzept des Zusammenwirkens der drei Teile der EVO.....	12
4.2 Datenaustausch zwischen den Instanzen der EVO.....	13
5.1 Auswahl der bezogenen Prognosedaten für einen vorausschauenden Zeitraum von 20 Tagen	18
5.2 Vergleich prognostizierter Windgeschwindigkeiten mit Messwerten vom Dach des TEC über drei Wochen.....	19
5.3 Gegenüberstellung gemessener (historischer) und prognostizierter Windgeschwindigkeiten und einer angepassten Prognose	20
5.4 Prozentualer Vergleich der gemessenen zu den jeweils prognostizierten Windgeschwindigkeiten	21
5.5 Leistungskurven der Anlagen vom Typ N117/2400 und N117/3000	23
5.6 Gegenüberstellung der Erzeugungsleistung und der damit korrelierenden Eigenverbrauchsleistung des Windparks.....	24
5.7 Curve Fitting der über der WEA Leistung aufgetragenen Eigenverbrauchsleistung.....	25
5.8 Nach Hellmann und logarithmischem Höhenprofil transformierte prognostizierte Windgeschwindigkeiten auf Nabenhöhe der WEA und die entsprechend formulierten Erzeugungsleistung im Vergleich mit gemessenen Werten	27
5.9 Ablauf der Datenaufbereitung in der Erstellung der statistischen Leistungsprognose	29
5.10 Vergleich der prognostizierten Leistung am UW nach RFR und Leistungskurve sowie die prognostizierte Windgeschwindigkeit auf Nabenhöhe	35
5.11 Vergleich der prognostizierten Leistungen für eine Niedrigwindaufkommen...	36

6.1	Einordnung der Fahrplanoptimierung in das Gesamtkonzept der EVO.....	39
6.2	Bestandteile und Anforderungen an das Optimierungsmodell.....	43
6.3	Vorausschauende Fahrweise des BESS in Bewirtschaftung von Flaute und PRL Bereitstellung.....	53
6.4	Batteriefahrplan und formulierte Zwischenergebnisse für eine Dauer von drei Tagen	56
6.5	Betrachtung eines Fahrplans für eine Zeit mehrerer aufeinander folgender Flauten	58
7.1	Gesamtkonzept und Datenaustausch der EVO - Fokus auf Live-Anwendung ..	62
7.3	Ablaufdiagramm der Live-Anwendung.....	64
7.4	Abhängigkeiten der Kostenelemente von der UW- und Batterieleistung	72
8.1	Live-Reaktion der EVO auf eine auftretende Flaute ohne Fahrplan.....	75
8.2	Umsetzung einer Beschränkung der Entladeleistung des BESS durch den Fahrplan.....	78
8.3	Reaktion der EVO im Fall von Abregelungen der maximalen WP Leistung	79
8.4	PRL Vorhaltung durch die EVO	82
8.5	Anwendung der EVO auf eine lange Flaute.....	83
8.6	Entwicklung der Energiekosten im Zuge der EVO über eine Woche.....	85

Tabellenverzeichnis

3.1	Relevante Kostenanteile des Strombezugs und -Verkaufs	5
3.2	Hyperparameter zur Anpassung der Random Forest Regressors	10
5.1	Verfügbare Prognosedaten für das Wetter am TEC	17
5.2	Verfügbare Eingangsgrößen des Random Forest Regressors	31
5.5	Vergleich der erstellten Prognosemodelle	34
7.1	Ergebnisgrößen der Live-Anwendung	71

1 Einleitung

Unter den Erzeugern elektrischer Energie in Deutschland ist die Windkraft nicht nur die stärkste erneuerbare Energiequelle, sondern seit 2019 mit einem Anteil von 20,9 % und in 2020 von 23,7 % (vorläufige Angabe) an der Bruttostromerzeugung Deutschlands, die stärkste Energiequelle im gesamten Strommix [1]. Mit Windkraft und Photovoltaik werden die führenden Erzeuger der fortschreitenden Energiewende im Stromsektor volatile Energiequellen bleiben. Mit dem Vormarsch der Sektorenkopplung sollen die Erzeuger elektrischer Energie über den Einzug in den Verkehr- und Wärmesektor auch an dem Vorantreiben der gesamtheitlichen Energiewende teilhaben. Die Dezentralisierung und Diversifizierung der Stromerzeugung bringt Herausforderungen auf dem Gebiet der Netzstabilität und -sicherheit mit sich. Tatsächlich geht die Volatilität der Windenergie über eine schwankende Erzeugung elektrischer Energie hinaus. Fällt die Windgeschwindigkeit auf Nabenhöhe der Windenergieanlagen (WEA) unter deren Anlaufgeschwindigkeit, wird der Windpark (WP) zu einem Verbraucher elektrischer Energie aus dem Stromnetz (Netz). Elektrische Verbraucher, wie die Betriebsführung, Pitch- und Azimutsysteme, Hydraulik und Pumpen, Kühlung oder Heizung und die Lüftung der WEA, weisen auch in Zeiten ausbleibender Erzeugung einen Energiebedarf auf [2]. Diese Bedarfe belasten mit dem zeitgleichen Ausfall der Energieeinspeisung aus den betroffenen WEA bzw. WP das Stromnetz durch eine verstärkte Fluktuation der Leistungsbilanz an ihrem Netzanschlusspunkt. Dieser Effekt auf das Stromnetz verstärkt sich durch den Umstand, dass eine Flaute meist mehrere beieinanderliegende WP gleichermaßen betrifft. Darüber hinaus zwingen sie den*die Betreiber*in des WP zu einem Strombezug und damit zu einem Einkauf der benötigten Energie aus dem Netz. In Offshore-Anwendungen werden nach dem Stand der Technik oft Systeme zur individuellen Versorgung der WEA bei Stillstandzeiten in Form von Notstrom-Dieselmotoren oder USV Anlagen eingesetzt [3]. Diese haben jedoch vorrangig das Ziel die WEA in Zeiten von Netzfehlern oder Unterbrechungen der Verbindung mit dem Stromnetz zu versorgen. In Onshore WP werden sie hingegen in der Regel nicht eingesetzt.

Mit dem Projekt Speicherregelkraftwerk (SRKW) steht der HAW Hamburg in Kooperation mit der Vattenfall AB und der Nordex Energy SE ein Hybridkraftwerk in Form eines Forschungswindparks mit parkinternem Batteriespeicher für die Erforschung eines entsprechenden synergetischen Systems mit Fokus auf den Betrieb des Batteriespeichers zur Verfügung. Ein derartig zentraler, in das Netz des WP eingebundener Batteriespeicher lässt sich als Senke für einen Bruchteil der erzeugten Energie aus den WEA nutzen, um deren Verbräuche im Fall von Flauten zu versorgen und somit den Energiebezug aus dem Netz zu verhindern. Im SRKW wurde der Batteriespeicher vorrangig in Hinblick auf sein Potenzial zur Verbesserung der Netzqualität im Sinne verschiedener Systemdienstleistungen (SDL) und ihrer Kombination bzw. simultanen Anwendung untersucht, sowie Möglichkeiten zur Fahrweise des Speichers zur ergänzenden Unterstützung des Betriebs des WP betrachtet. Deshalb soll auch hier die Versorgung des Eigenverbrauchs (EV) des WP in einem ganzheitlichen Konzept in Kombination mit anderen Nutzungsarten des Batteriespeichers ausgearbeitet werden. Eine entsprechende Anwendung könnte Anreize für eine Verbreitung des Einsatzes von Batteriespeichern in WP für eine kosteneffiziente und netzdienliche Deckung des EV als Teil eines breiten Portfolios an Speicheranwendungen setzen.

Es gibt bisher eine überschaubare Anzahl vergleichbaren Hybridkraftwerken, in welchen ein Batteriespeicher den Netzanschlusspunkt mit einem WP (und anderen, vorwiegend erneuerbaren, Erzeugern) teilt. Das Notrees Wind Storage Demonstration Project in Texas nutzt ein 36 MW/24 MWh Batteriespeichersystem (BESS) zur Glättung des Outputs eines 152,6 MW WP und zur Erbringung frequenzstabilisierender SDL [4]. Dabei ist der Batteriespeicher jedoch nicht im Arealnetz des Parks integriert. In [5] wird ein Hybridkraftwerk aus einem 51 MW WP und eine 34 MW Speicher mit Natrium-Schwefel (NAS) Batterien vorgestellt. Das System teilt einen gemeinsamen Anschluss an das öffentliche Stromnetz in Futumata, Japan. Auch hier liegt der Fokus auf einer Glättung der Leistungseinspeisung des WP. In diesem Projekt wird die Kapazität des BESS ebenfalls für auftretenden EV beansprucht. Allerdings handelt es sich bei diesen Verbräuchen um den elektrischen Bedarf der Heizelemente zum Erhalt der hohen Betriebstemperaturen von NAS Batterien im Fall einer Netzunterbrechung. In [6] wird die in dieser Arbeit verfolgte Deckung des EV aus einem Batteriespeicher für einen 10 MW WP in Kanada durchgeführt. Anhand einer lokalen Windvorhersage wird dort die Anzahl an Niedrigwindstunden für die nächsten 48 Stunden ermittelt und die Entladung des 1 MW/ 2 MWh BESS in Hinblick auf die Reduktion der Energiebezugskosten und des Leistungspreises entsprechend angepasst.

Nach zwei jeweils einmonatigen Einsätzen des Systems in den Jahren 2014 und 2016 kommen die Autor*innen zu dem Schluss, dass eine derartige singuläre Anwendung den Investitionsaufwand für einen entsprechenden Batteriespeicher nicht kompensieren kann. Deshalb soll die Deckung des EV in dieser Masterarbeit als eine Teilanwendung mit einem weiteren Geschäftsmodell zur Nutzung der Speicherkapazität kombiniert entwickelt werden. Ein entsprechendes Konzept für eine mehrschichtige Anwendung eines BESS zur Optimierung des Betriebs eines WP durch eine Verringerung des Energiebezugs des Parks aus dem Netz, den Ausgleich von Erzeugungsschwankungen und der Zwischenspeicherung von aberegelter Windenergie wird in [7] und [8] vorgestellt. Dabei wird die Größe des Batteriespeichers und die Auswahl seiner Anwendungsarten ausgelegt und die Methodik ihrer Durchführung erarbeitet. Wie in [6] erkennen und betonen die Autor*innen die Notwendigkeit einer Kombination von Speichernutzungen für einen rentablen Einsatz des BESS.

In [9] wird das grundlegende Konzept einer einfachen Deckung des EV für das SRKW als singuläre Anwendung vorgestellt und das Einsparpotential anhand einer historischen Betrachtung für den Mai 2019 untersucht.

2 Aufgabenstellung

In dieser Arbeit soll eine Eigenverbrauchsoptimierung (EVO) des WP Hamburg-Curslack mit dem parkinternen Batteriespeicher entwickelt werden. In der EVO soll der Netzbezug des WP während Stand-by Zeiten so weit wie möglich vermieden werden und die Deckung des EV kosteneffizient, in Hinblick auf die variablen Energiekosten und den Leistungspreis, aus eingespeicherter Windenergie erfolgen. Dabei gilt es eine Synergie dieser Batterieanwendung mit konkurrierenden Speichernutzungen zu erschaffen um die EVO als eine multifunktionale und darüber hinaus kombinierbare Use Case Anwendung für die Optimierung des Betriebs eines WP mit Batteriespeicher zu implementieren. Als stellvertretende konkurrierende und das Portfolio eines derartigen Speichers erweiternde Nutzung, wird die Bereitstellung von Primärregelleistung (PRL) mit der Kapazität der Batterie in der EVO mit der Deckung des EV vereint. Im Zuge einer Leistungsprognose des WP gilt es Zeitpunkt und Länge erwarteter Flauten zu bestimmen, um die kosteneffizienteste Deckung der entsprechenden Leistungsbedarfe zu ermöglichen. Des Weiteren ist die Prognose unabdingbar, um potenzielle Zeiträume für die Vermarktung der Energie des Batteriespeichers am PRL-Markt zu identifizieren und zu planen. Durch den Anschluss des Batteriespeichers im Arealnetz des WP ergeben sich limitierende Faktoren für die Ansteuerung des Speichers, welche in der Entwicklung der Anwendung zu berücksichtigen sind. Die Funktionsfähigkeit der Anwendung im Sinne ihrer Anforderungen ist zu beweisen.

3 Grundlagen

3.1 Strombezugskosten und Einsparpotenziale

Kommt es zu einer Flaute oder kompletten Abregelung des WP wechselt seine Rolle vom Erzeuger zum Verbraucher elektrischer Energie. In der Regel wird der auftretende Verbrauch mit Energie aus dem Stromnetz kostenpflichtig gedeckt. Die Kosten für die bezogene Energie setzen sich aus fixen und variablen Anteilen zusammen. Die variablen Kosten ergeben sich aus der Bepreisung der bezogenen Kilowattstunden. Der monatliche Netzbezug schwankt stark mit dem Aufkommen von Niedrigwindzeiten und anderen Gründen für einen Stillstand. Im Mittel machten sie 2019 und im ersten Halbjahr 2020 etwa 70 % der monatlichen Stromkosten aus. Im Großteil schwankt die pro Monat bezogene Menge an Energie dabei zwischen etwa 2.000 kWh und 10.000 kWh, wobei die Werte am oberen Ende des Spektrums durch eine übermäßige Anzahl manueller Abschaltungen aus Wartungs- und anderen Gründen verschuldet sind. Die Kosten pro Kilowattstunde sind in Tabelle 3.1 zu sehen. Darüber hinaus sind dort der spezifische Leistungspreis in €/kW sowie die Höhe der Vergütung für jede eingespeiste Kilowattstunde Windenergie aufgeführt.

Tabelle 3.1 Relevante Kostenanteile des Strombezugs und -Verkaufs

Spezifische variable Energiekosten	0,17483	$\frac{\text{€}}{\text{kWh}}$
Spezifische Einspeisevergütung	0,08	$\frac{\text{€}}{\text{kWh}}$
Spezifischer Leistungspreis	22,84	$\frac{\text{€}}{\text{kW a}}$

Es können nicht die gesamten variablen Energiekosten eines Monats mit der EVO eingespart werden, auch wenn der komplette Energiebedarf für jenen Monat mit dem BESS abgedeckt würde. Wird ein Energiebedarf des Parks aus dem BESS mit Windstrom gedeckt, müssen die eingesparten variablen Kosten eines Netzbezugs der versäumten Vergütung in Folge des

Nichteinspeisens der genutzten Windenergie gegenübergestellt werden. Pro Kilowattstunde kann also die Differenz aus den variablen Energiekosten und der Einspeisevergütung von

$$0,1748 \frac{\text{€}}{\text{kWh}} - 0,0800 \frac{\text{€}}{\text{kWh}} = 0,0948 \frac{\text{€}}{\text{kWh}}$$

eingespart werden. Die Kostenbetrachtung erfolgt in dieser Arbeit aus der Sicht der WP-Betreiberin, welche vom Direktvermarkter eine feste Einspeisevergütung pro kWh erhält. Der Leistungspreis ist Teil der Netzentgelte. Er bepreist den höchsten auftretenden Leistungsbezug während einer Abrechnungsperiode von einem Jahr mit einem Preis pro Kilowattstunde. Mit einer Absenkung des maximalen Leistungsbezugs durch eine (Teil-) Deckung aus dem Batteriespeicher lässt sich also theoretisch auch der zu entrichtende Leistungspreis verringern. Es kann durch eine Vorgabe des Direktvermarkters, welcher mit der Energie aus dem WP an der Strombörse handelt, oder im Zuge des Einspeisemanagements Maßnahmen zum Erhalt der Netzstabilität durch den Netzbetreiber (§ 14 EEG [10]) zu einer Teil- oder kompletten Abregelung der Einspeiseleistung des WP kommen. In diesen Zeiten unterliegt der Batteriespeicher einer Sperrung jeglicher Freigaben und kann weder geladen noch entladen werden. Diese gegenwärtig eingesetzte Regulatorik stellt ein Hindernis für die kostensparende Wirkung der Minderung des maximalen Leistungsbezugs dar.

3.2 Das Speicherregelkraftwerk

Das Speicherregelkraftwerk (SRKW) ist ein Forschungsprojekt im Rahmen der Norddeutschen Energiewende 4.0 (NEW 4.0) [11], welche sich den Herausforderungen einer zu 100 % aus erneuerbaren Erzeugern gespeiste Energieversorgung der Zukunft stellt. Das SRKW besteht aus dem WP Hamburg-Curslack mit seinen fünf WEA und einer Gesamtnennleistung von 12,6 MW, sowie einem in das Arealnetz des Parks eingebundenen 720 kW/ 792 kWh Lithium-Ionen BESS. Es wird in einer Kooperation zwischen dem Competence Center für erneuerbare Energien und Energieeffizienz (CC4E) der HAW Hamburg, Vattenfall AB und Nordex SE betrieben. Die Forschung konzentriert sich in erster Linie auf den Betrieb des Batteriespeichers und die Untersuchung von dessen netz- und parkdienlichen Anwendungsmöglichkeiten in Form dynamischer Regelverfahren, SDL, sowie deren Kombination und Entwicklung entsprechender Geschäftsmodelle [12]. Für eine

reibungslose Zusammenarbeit von WP und BESS, sowie für eine Untersuchung der Einwirkung der Aktivität des BESS auf die Gegebenheiten im Arealnetz, ist das SRKW mit einem umfangreichen Messnetzwerk ausgestattet.

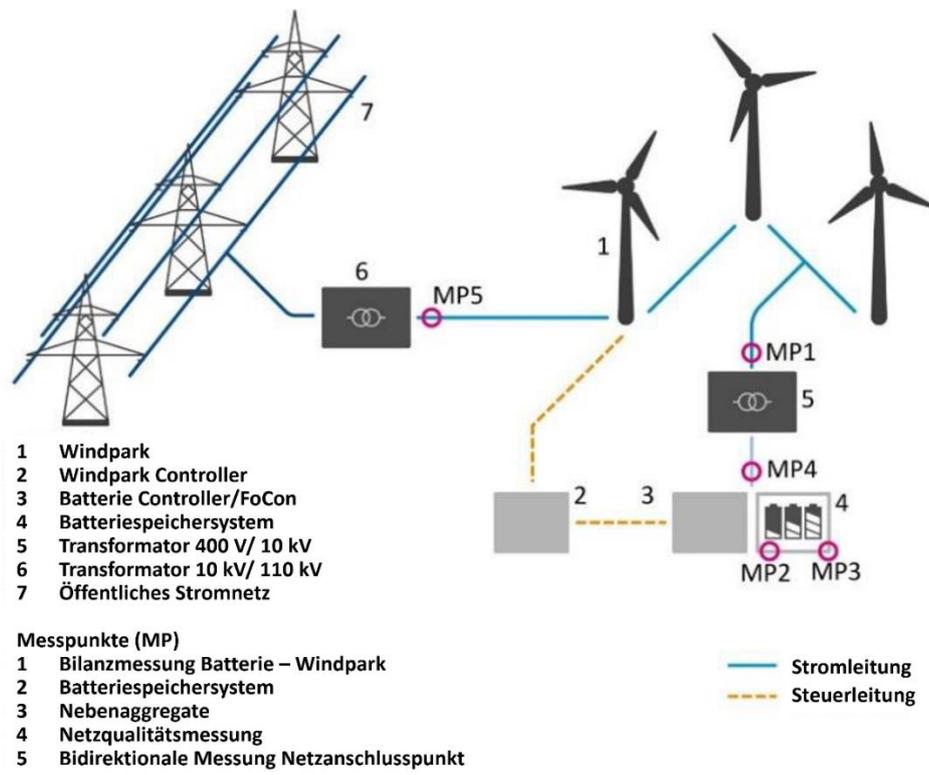


Abbildung 3.1 Schematischer Aufbau des SRKW [9]

Abbildung 3.1 zeigt den schematischen Aufbau des SRKW in Hamburg-Curslack. Das BESS ist über einen Transformator in das 10 kV Netz des WP eingebunden, welches wiederum per Umspannwerk (UW) Energie in das öffentliche 110 kV Hochspannungsnetz einspeist. Über diese Verbindung kann die Batterie Einfluss auf die Leistungs- und Energiebilanzen im WP und am Netzanschlusspunkt nehmen.

Darüber hinaus hat der Park einen eigenen Messmast für die Erfassung von Wind- und anderer Messwerte in verschiedenen Höhen. Da sich BESS und WP einen Netzanschlusspunkt teilen, ist sicherzustellen, dass der Batteriespeicher ausschließlich mit Energie geladen wird, die von den WEA vor Ort erzeugt wurde. Eine Ladung des Speichers aus dem öffentlichen Stromnetz würde zu einer unzulässigen Veredelung von Grau- zu Grünstrom führen, wenn die besagte Energie im Anschluss wieder ins Stromnetz gespeist (und als Grünstrom vergütet und erfasst) wird. Um den Status des SRKW als einen Erzeuger

erneuerbarer Energie im Sinne §3 Abs. 1 S. 1 EEG [13] zu erhalten, wird daher jegliches Laden des BESS aus dem Netz durch eine Graustromverriegelung unterbunden. Die Graustromverriegelung entzieht dem Batteriespeicher bei Unterschreitung eines Schwellenwertes der Leistung am Netzanschlusspunkt des WP bzw. am UW die Ladefreigabe. Um ein schnelles Hin- und Herspringen zwischen erteilter und entzogener Ladefreigabe für den Fall einer Fluktuation der Leistung am UW um den Schwellenwert zu verhindern, erfolgt die Graustromverriegelung unter Anwendung einer Hysterese aus zwei Werten. Abbildung 3.2 zeigt das Prinzip der Hysterese der Ladefreigabe mit der oberen und unteren Grenze von 1600 kW bzw. 100 kW. Sinkt die erzeugte Leistung des WP nach einem Betrieb mit hoher Erzeugung, wird die Ladefreigabe beim Unterschreiten einer Leistung von 100 kW entzogen. Läuft er im Anschluss wieder an, wird die Ladefreigabe erst bei einer Leistung von 1600 kW am UW erneut erteilt. Im rot-karierten Bereich der Grafik kann die Batterie also nicht geladen, ihre Energie aber für die Deckung eines auftretenden EV genutzt werden, da die Entladefreigabe von der hier beschriebenen Verriegelung unberührt bleibt. Sowohl Lade- als auch Entladefreigabe sind darüber hinaus an den Ladestand des Batteriespeichers geknüpft, um eine komplette Entladung oder Überladung des Speichers zu verhindern.

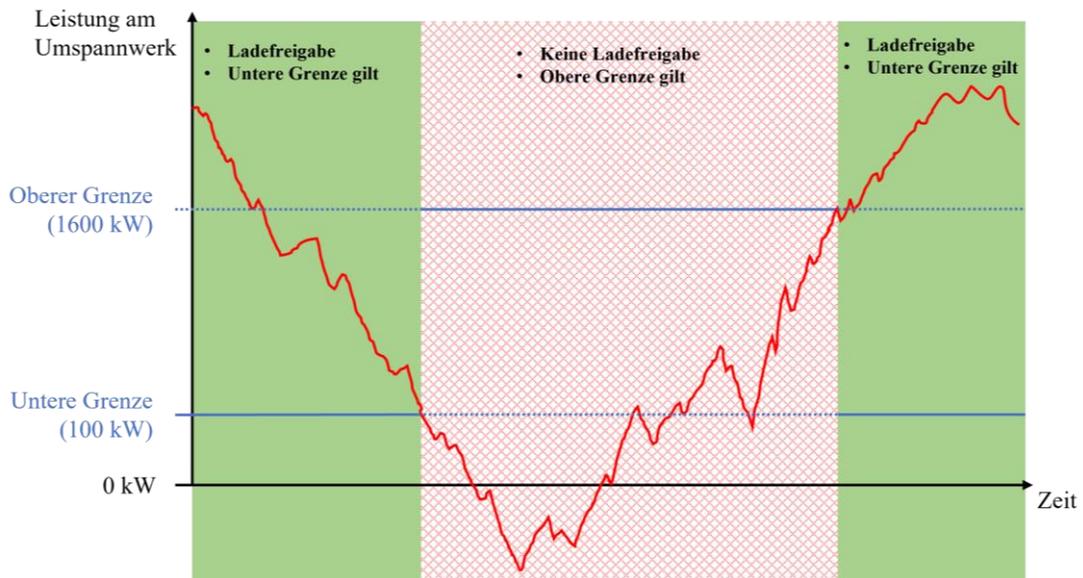


Abbildung 3.2 Hysterese der Ladefreigabe des BESS (eigene Darstellung)

3.3 Der Random Forest Regressor

Für die Vorhersage der Leistungsbilanz am Netzanschlusspunkt des SRKW wird unter anderem der maschinelle Lernalgorithmus Random Forest Regressor genutzt. Daher soll dieser Algorithmus hier kurz vorgestellt werden.

Der Random Forest Regressor ist eine Methode aus dem Feld des maschinellen Lernens zur Erstellung von Prognosen in Form eines überwachten Lernmodells (Supervised learning), bei dem ein funktioneller Zusammenhang zwischen den übergebenen Eingangsgrößen (Features) und einer oder mehreren Zielgrößen gefunden wird. Die Methode des Random Forests kann sowohl zur Anwendung als kontinuierliche Regression (Regressor), wie bei dem hier verfolgten Ziel einer Leistungsprognose, als auch für die Klassifizierung diskreter Datensätze (Classifier) eingesetzt werden. Der Random Forest Regressor ist ein leistungsstarkes Modell mit hoher Robustheit. Er zeichnet sich durch eine hohe Genauigkeit und unkomplizierte Handhabung aus. Als eine sogenannte Ensemble-Methode vereint und mittelt der Random Forest Regressor eine Vielzahl unabhängiger Entscheidungsfindungsprozesse in Form von Entscheidungsbäumen (Decision Trees). Jeder dieser Bäume entwickelt eine individuelle Entscheidungsmethode aus einem beschränkten zufälligen Teil der Eingangsgrößen (Features) und des Trainingssets [6, S. 319]. Die Ergebnisse der Entscheidungsbäume werden schließlich gemittelt. Dieses Vorgehen macht den Random Forest Regressor zu einem robusten maschinellen Lernalgorithmus mit Schutz vor Überinterpretation und Overfitting. [7] – [9]. Mit Scikit-learn, einer freien Python Bibliothek für maschinelle Lernanwendungen, lässt sich der Random Forest Regressor auslegen, trainieren und anwenden. [18]

Mit den so genannten Hyperparametern in Tabelle 3.2 lässt sich die Struktur und das Verhalten des Lernalgorithmus anpassen. Für den Random Forest Regressor sind die wichtigsten drei dieser Parameter `n_estimators`, `max_features` und `min_samples_leaf`. Mit diesen lassen sich die Anzahl der Entscheidungsbäume (*n_estimators*), die Anzahl der zufällig für das Training jeden Knotens in einem Baum hinzugezogenen Eingangsgrößen (*max_features*) und die minimale Anzahl an Datenpunkten, welche pro Entscheidungspfad aus einem Knoten und damit auch an jedem Ende (leaf) eines Baumes vorliegen (*min_samples_leaf*), festlegen [19]. Alle drei Parameter nehmen Einfluss auf den Kompromiss zwischen Genauigkeit und Komplexität des Modells. Je mehr Entscheidungsbäume ein Modell enthält, desto diverser und genauer ist der Korrelationsfindungsprozess, während der damit zunehmende Umfang die Komplexität und

damit den Rechenaufwand des Modells erhöht. Dieser mit $n_estimators$ ausgeübte Einfluss wird durch das Einwirken der beiden übrigen Parameter auf die Komplexität der Struktur eines jeden dieser Bäume verstärkt.

Tabelle 3.2 Hyperparameter zur Anpassung der Random Forest Regressors [19]

Hyperparameter		
Parameter	Beschreibung	Standartwert
<code>n_estimators</code>	Anzahl Entscheidungsbäume	100
<code>max_features</code>	maximale Anzahl berücksichtigter Features pro Knoten	<code>n_features</code>
<code>min_samples_leaf</code>	minimale Anzahl Datenpunkte pro Entscheidungspfad	1
<code>min_samples_split</code>	minimale Anzahl Datenpunkte pro Knoten	2
<code>max_depth</code>	maximale Anzahl Knoten pro Entscheidungsbaum	None

3.4 Lineare Optimierung mit Pyomo

Im Zuge der Masterarbeit wird eine automatisierte Formulierung eines Batteriefahrplans mit stundenscharfen Vorgaben für den Betrieb des BESS durch eine lineare Optimierung mit Pyomo entwickelt (Kapitel 0). Deshalb soll an dieser Stelle kurz das Vorgehen zum Erstellen und Lösen von linearen Optimierungsmodellen mit Pyomo vorgestellt werden.

Pyomo ist eine freie Optimierungs-Bibliothek für Python und steht für „Python Optimization Modeling Objects“ [20]. Wie der Name anklingen lässt, führt Pyomo nicht in erster Linie die Optimierung durch, sondern erstellt vielmehr ein Optimierungsmodell, welches dann zur Lösung des Optimierungsproblems von Pyomo an einen externen Solver übergeben wird. Je nach Art des Problems und des genutzten Solvers übersetzt Pyomo das Modell in ein damit kompatibles Gleichungssystem. Je nach Art des Solvers und dessen Lösungsverfahren können so lineare oder nichtlineare Optimierungsprobleme gelöst werden. Die wesentlichen Bestandteile eines Optimierungsmodells sind die Zielfunktion und die Nebenbedingungen. Die Zielfunktion beschreibt eine zu optimierende Größe oder einen zu optimierenden Ausdruck. Als Ziel kann dabei entweder eine Maximierung oder Minimierung der besagten Funktion festgelegt werden. So kann zum Beispiel in der finanziellen Betrachtung eines Prozesses eine Maximierung des Gewinns oder eine Minimierung der Kosten als Ziel einer

Optimierung definiert werden. Die Optimierung findet dann die optimale Größe der Variablen, aus denen sich die Zielfunktion zusammensetzt, um das vorgegebene Ziel zu erreichen. In der Definition der Variablen werden ihr jeweiliger Datentyp und die Grenzen, zwischen welchen ihre Größe gewählt werden kann, definiert. Die Regeln und Grenzen des Modells, welche meist die Beeinflussung der Variablen untereinander betreffen, werden in den Nebenbedingungen festgelegt. Die Nebenbedingungen werden in Form von Gleichungen oder Ungleichungen aufgesetzt. Im Fall einer Fahrplanoptimierung sind die Nebenbedingungen so aufzusetzen, dass sie auf jeden Zeitschritt des Fahrplans anwendbar sind. Das erstellte Modell wird dann von Pyomo in ein Gleichungssystem überführt, welches dem Solver übergeben und von ihm gelöst wird. Die Ergebnisse können daraufhin von Pyomo bezogen und weiterverwendet werden. In dieser Arbeit wird für das Lösen des Optimierungsproblems der CPLEX Solver von IBM genutzt, welcher für akademische Zwecke kostenlos verwendet werden kann.

Weitergehende Information zur Verwendung von Pyomo und der verschiedenen Solver zur Lösung von linearen und nichtlinearen Optimierungsproblemen können [20] und [21] entnommen werden.

4 Das Gesamtkonzept der Eigenverbrauchsoptimierung

Die EVO ist in drei Teile gegliedert. Abbildung 4.1 zeigt das schematische Grundkonzept des Zusammenwirkens dieser drei Teile des Tools.

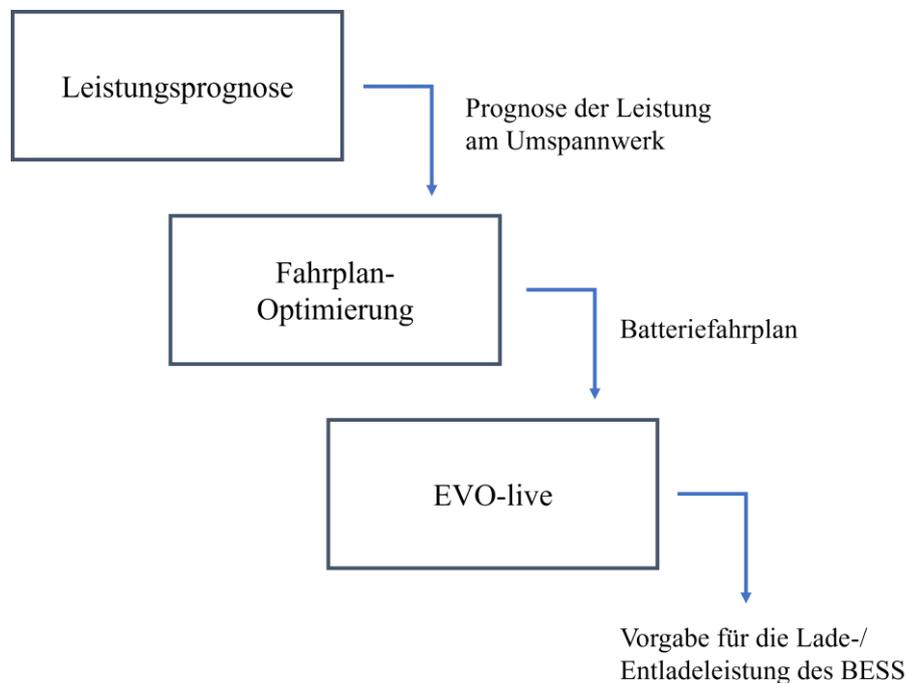


Abbildung 4.1 Grundkonzept des Zusammenwirkens der drei Teile der EVO(eigene Darstellung)

Die Leistungsprognose formuliert eine stundenscharfe Vorhersage der Leistungsbilanz am Netzanschlusspunkt des WP für die kommenden 72 Stunden. Diese Prognose wird an die Fahrplanoptimierung übergeben, welche für die entsprechende Zeit einen Fahrplan für den Betrieb des BESS auf Grundlage der Prognose und dem gegenwärtigen Status der Batterie erstellt. In der Live-Anwendung (EVO-Live) wird der zur aktuellen Stunde gültige Fahrplan in einer kontinuierlichen Vorgabe der Lade-/Entladeleistung des Batteriespeichers als

Reaktion auf die Leistung am UW umgesetzt. Abbildung 4.2 zeigt den Datenaustausch zwischen den beteiligten Instanzen der EVO.

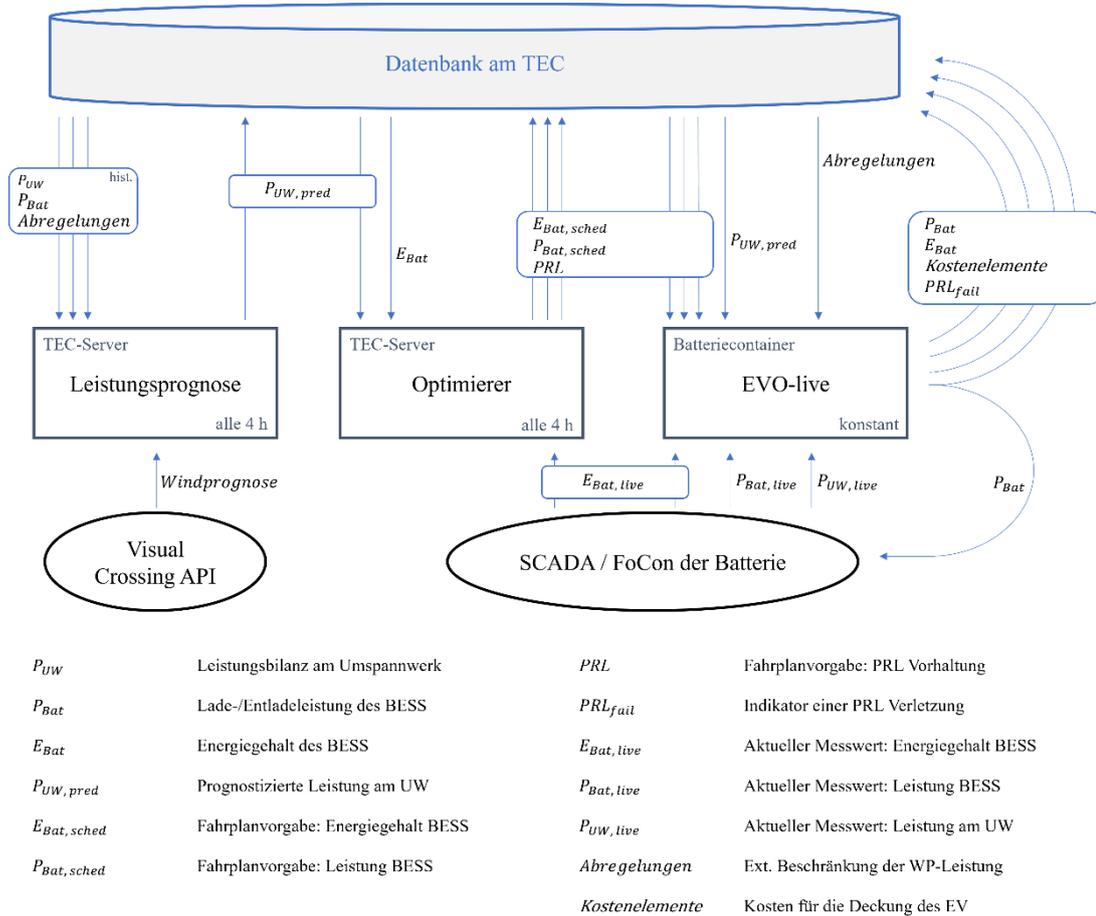


Abbildung 4.2 Datenaustausch zwischen den Instanzen der EVO(eigene Darstellung)

Die Leistungsprognose und die Optimierung des Fahrplans werden alle 4 Stunden auf dem Server des Technologiezentrums Energie-Campus Bergedorf (TEC), der in der Nähe des WP Hamburg-Curslack liegt, ausgeführt. Für die Prognose der Leistung am UW bezieht das Skript die Windvorhersage für den entsprechenden Zeithorizont sowie historische Daten von der Datenbank des TEC. Die historischen Daten werden für das Training eines maschinellen Lernalgorithmus in der Prognose verwendet (Kapitel5). Die prognostizierte Leistung wird zusammen mit dem letzten gemessenen, bzw. berechneten Energiegehalt des BESS vom Optimierer bezogen der durch das Aufstellen und Lösen eines linearen Optimierungsmodells einen Batteriefahrplan in Form von stündlichen Richtwerten für den Batterieladestand und

die Batterieleistung, sowie die für die Bereitstellung von PRL vermerkte Zeiten generiert. Der Fahrplan wird auf die Datenbank am TEC geschrieben. Die Live-Anwendung der EVO, welche konstant auf einem PC im Kontrollcontainer des BESS läuft, formuliert den Sollwert für die Leistung der Batterie und eine Reihe weiterer Ergebnisse, die auf der TEC Datenbank gespeichert werden. Die Verbindung zwischen dem Batteriecontainer und dem TEC erfolgt mittels einer Richtfunkverbindung über eine Entfernung von etwa 700 m. Die Live-Anwendung bezieht darüber, wenn verfügbar, stets den aktuellen Batteriefahrplan und andere Eingangsgrößen von der Datenbank. Sie formuliert eine reaktive Antwort auf jeden live von der SCADA des SRKW per MQTT erhaltenen Messwert der Leistungsbilanz am UW. Aus regulatorischen Gründen erfolgt im Rahmen dieser Arbeit keine aktive Umsetzung der formulierten Sollwerte für die Batterieleistung in Form einer Ansteuerung des Forschungs-Controllers (FoCon) des BESS. Trotzdem ist die hier programmierte Anwendung mit allen dafür notwendigen Funktionen und Befähigungen entwickelt worden. Im Fall einer aktiven Ansteuerung wird der Sollwert P_{Bat} an den FoCon übermittelt und die entsprechende Reaktion des BESS in Form der gemessenen Batterieleistung und des Ladestands in der Live-Anwendung berücksichtigt.

5 Leistungsprognose

Mit der Leistungsprognose soll eine Vorhersage der elektrischen Leistungsbilanz am Netzanschlusspunkt des WPs für einen zukünftigen Zeitraum erzeugt werden. Die Erstellung der Prognose beruht auf der Bestimmung der WP-Leistung aus den für den Standort bezogenen Windvorhersagen. Diese Daten werden in kontinuierlichen Abständen automatisiert vom Wetterdienst Visual Crossing bezogen und in einer Datenbank des TEC gespeichert. Im Prozess der Erstellung des Zusammenhangs zwischen Wind- und Leistungsdaten werden verschiedene Methoden kombiniert. Nach Aufbereitung der Windprognosedaten werden diese mit Hilfe einer erstellten WP-Leistungskurve in theoretische Erwartungswerte für die WP-Leistung übersetzt. Darüber hinaus wird ein maschineller Lernalgorithmus zur Leistungsprognose aufgesetzt, dem die aufbereiteten Daten, sowie die Ergebnisse der Leistungskurve als Eingangsdaten dienen. Im Folgenden werden die Schritte dieses Vorgehens vorgestellt. Dabei soll auf ihre Notwendigkeit, Entwicklung, Umsetzung und Qualität eingegangen werden.

5.1 Lokale Windvorhersagen

Ausgangspunkt für die Prognose der Leistung des WPs Hamburg-Curslack ist die lokale Windvorhersage. Im Mittelpunkt steht dabei die Windgeschwindigkeit. Andere Größen werden jedoch ebenfalls bezogen und verwendet. In die Berechnung gehen die Windgeschwindigkeit, Böen und Windrichtung ein. Da sich der TEC in räumlicher Nähe zum WP Curslack (ca. 700 m) befindet, werden die bezogenen Wetterprognosen für diesen Standort generiert. Dadurch können die Wetterdaten direkt mit den Messdaten der Wettermessstation auf dem Dach des TEC verglichen werden. Außerdem werden neben den Wind- noch weitere Wetterdaten bezogen und gespeichert, welche durch ihre Verfügbarkeit auf einer lokalen Datenbank einen Mehrwert für andere Projekte am TEC liefern können.

An die Wahl eines geeigneten Anbieters von Wetterdaten wurden die folgenden Anforderungen gestellt.

- Der gesuchte Wetterdienst bietet sowohl historische als auch prognostizierte Wetterdaten an. Zum einen lassen sich dadurch im späteren Verlauf verschiedene Zeitabschnitte vergleichen. Zum anderen wurde im ursprünglichen Ansatz der Erstellung der Leistungsprognose ein reines maschinelles Lernmodell verfolgt, welches gänzlich auf einem Training mit historischen Wetter- sowie WP-Leistungsdaten beruhte.
- Die angebotenen Prognosedaten weisen eine möglichst hohe zeitliche Auflösung auf. Die zeitliche Auflösung des im Zuge der Eigenverbrauchsoptimierung erstellten Batteriefahrplans ist maßgebend für dessen Aussagekraft und Konstruktivität. Die Schrittweite des Fahrplans ist durch die der Leistungsprognose und damit der Windprognose vorgegeben. Viele Wetterdienste bieten ihre Vorhersagen mit einer Schrittweite von drei Stunden an. Bei vereinzelt Anbietern werden für eine gewisse Zeitspanne in der Zukunft stündliche Prognosen angeboten, bevor auch diese meist in eine Schrittweite von drei Stunden übergehen.
- Es wird ein breiter Umfang an Winddaten angeboten. Während, wie bereits erwähnt, die Windgeschwindigkeit die wichtigste Eingangsgröße für die Leistungsprognose ist, gehen auch andere Winddaten wie Böen und Windrichtung in die Betrachtung ein. Alle drei Größen sollen vom zu wählenden Anbieter in übereinstimmender Auflösung zur Verfügung gestellt werden.
- Der Anbieter unterhält eine API (Programmierschnittstelle) zur unkomplizierten und automatisierten Abfrage der Wetterdaten mit Python. Um die Optimierung des Eigenverbrauchs in einem kontinuierlichen Live-Betrieb durchzuführen, müssen alle Komponenten dieses Prozesses automatisiert ablaufen können. Da alle übrigen Teile der Optimierung in Python umgesetzt werden, ist es wünschenswert, dass auch der Bezug der Windprognosen dementsprechend realisiert werden kann.

Nach diesen Kriterien wurde der Wetterdienstleister Visual Crossing Weather ausgewählt. Der Anbieter erfüllt die genannten Anforderungen mit einem umfangreichen Angebot an Wind- und Wetterdaten, welche historisch und als Prognose bereitgestellt werden. Die Vorhersage enthält stündliche Prognosewerte für einen vorausschauenden Zeitraum von bis zu 15 Tagen, während historische Daten mit einer bis auf Minutenintervalle herabsetzbaren Schrittweite zur Verfügung stehen. Über die Visual Crossing API werden sowohl historische als auch fortlaufend prognostizierte Daten heruntergeladen.

Tabelle 5.1 Verfügbare Prognosedaten für das Wetter am TEC [22]

Id	Name	Bezeichnung	Einheit
datetime	Date time	Zeitstempel	Datum/Zeit
wspd	Wind Speed	Windgeschwindigkeit	km/h
wgust	Wind Gust	Böen	km/h
wdir	Wind Direction	Windrichtung	°
temp	Temperature	Temperatur	°C
humidity	Relative Humidity	relative Luftfeuchtigkeit	%
sealevelpressure	Sea Level Pressure	atmosphärischer Druck	mb
dew	Dew Point	Taupunkt	°C
heatindex	Heat Index	Hitzeindex	°C
windchill	Wind Chill	Windkühle	°C
solarradiation	Solar Radiation	Einstrahlung	W/m²
solarenergy	Solar Energy	Einstrahlungsenergie pro Tag	kWh/m ²
pop	Chance Precipitation (%)	Niederschlagswahrscheinlichkeit	%
precip	Precipitation	Niederschlagsmenge	mm
preciptype	weather_prciptype	Niederschlagsart	-
cloudcover	Cloud Cover	Bewölkung	%
visibility	Visibility	Sichtweite	km
snow	Snow	Schneefall	cm
snowdepth	Snow Depth	Schneehöhe	cm
conditions	Conditions	Wetterbedingungen	-

In Tabelle 5.1 sind die Datenpunkte aufgelistet, welche bei der Abfrage einer stündlichen Prognose bereitgestellt werden. Die blau markierten Werten werden im Zuge der automatisierten Abfrage auf eine Datenbank am TEC geschrieben. Diese Abfrage und Speicherung der Daten erfolgt alle vier Stunden, wobei die bereits auf der Datenbank befindlichen Prognosewerte der entsprechenden Zeitstempel überschrieben und damit aktualisiert werden. So werden die Prognosen seit Anfang November 2020 auf der Datenbank gespeichert und können von dort abgerufen werden.

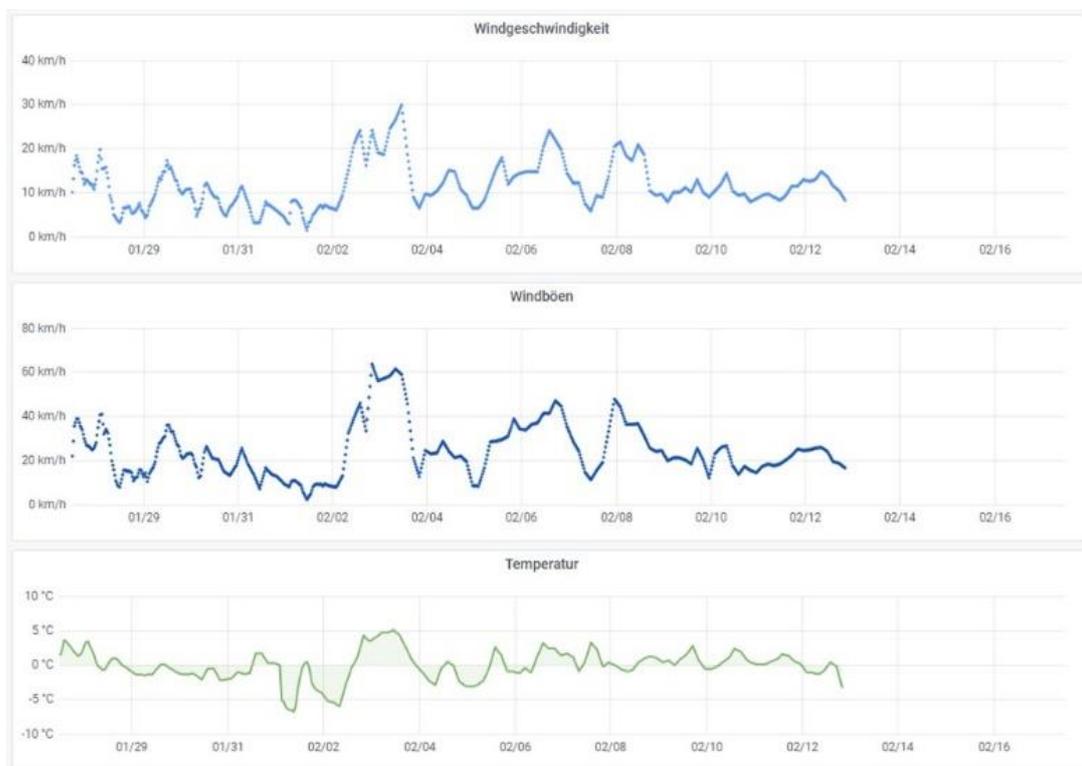


Abbildung 5.1 Auswahl der bezogenen Prognosedaten für einen vorausschauenden Zeitraum von 20 Tagen (eigene Darstellung)

Abbildung 5.1 zeigt einen Ausschnitt der visualisierten Prognosewerte für einen 20-Tage Ausblick. Die bezogenen Winddaten werden, wie für derartige Prognosen üblich, für eine Höhe von 10 m über dem Grund angegeben. Dadurch lassen sie sich mit den Messwerten der Wetterstation auf dem Dach des TEC theoretisch gut vergleichen. Die Messungen der Wetterstation werden jedoch durch das TEC Gebäude selbst, benachbarte Gebäude und die generelle Umgebung beeinflusst. Der Vergleich mit den Daten vom Wetterdienst, welche für

Freiflächen ohne störende Einflüsse formuliert werden, ist daher nur in bedingtem Maße aussagekräftig.

Abbildung 5.2 zeigt diesen Vergleich für einen Beispielzeitraum von etwa drei Wochen. Der Einfluss der Umgebung auf die Messung am TEC scheint hier deutlich zu werden, da die beiden Kurven einen stets ähnlichen Verlauf zeigen, wobei die prognostizierte Windgeschwindigkeit in den allermeisten Fällen deutlich über der lokal gemessenen liegt.



Abbildung 5.2 Vergleich prognostizierter Windgeschwindigkeiten mit Messwerten vom Dach des TEC über drei Wochen (eigene Darstellung)

5.2 Diskrepanz zwischen prognostizierten und historischen Windgeschwindigkeiten

Eine Abweichung zeigt sich nicht nur zwischen den bezogenen Prognosedaten und den Messungen am TEC sondern auch innerhalb der VC Daten. Für einen statistischen Ansatz zur Erstellung der Leistungsprognose wird in dieser Arbeit ein maschinelles Lernmodell mit den historischen Leistungsdaten aus dem WP, sowie den entsprechenden Winddaten von Visual Crossing trainiert (siehe 5.5). Das Trainingsset erstreckt sich von Anfang April 2019 bis Ende Oktober 2020 und liefert nach Abzug von bspw. Datenlücken etwa 10.000 Zeitreiheneinträge stündlicher Mittelwerte. Bei diesen Einträgen handelt es sich jedoch um Messwerte. Während die Erstellung der Wetterprognosen durch VC auf verschiedenen lokalen und globalen Modellen beruht, werden historische Daten aus den Messungen

umliegender Wetterstationen entsprechend des gewählten Standorts gemittelt [22]. Bei einer Abfrage historischer Wetterdaten von VC stehen nur die historischen Messwerte zur Verfügung. Somit wird bei einem derartigen Vorgehen ein Modell mit gemessenen Winddaten trainiert, welches daraufhin in seinem Einsatz auf für die Zukunft formulierte Windprognosen angewendet wird. Eine Abweichung zwischen prognostizierten und gemessenen Winddaten führt bei einem solchen Vorgehen zu einer Verzerrung der Prognoseergebnisse.

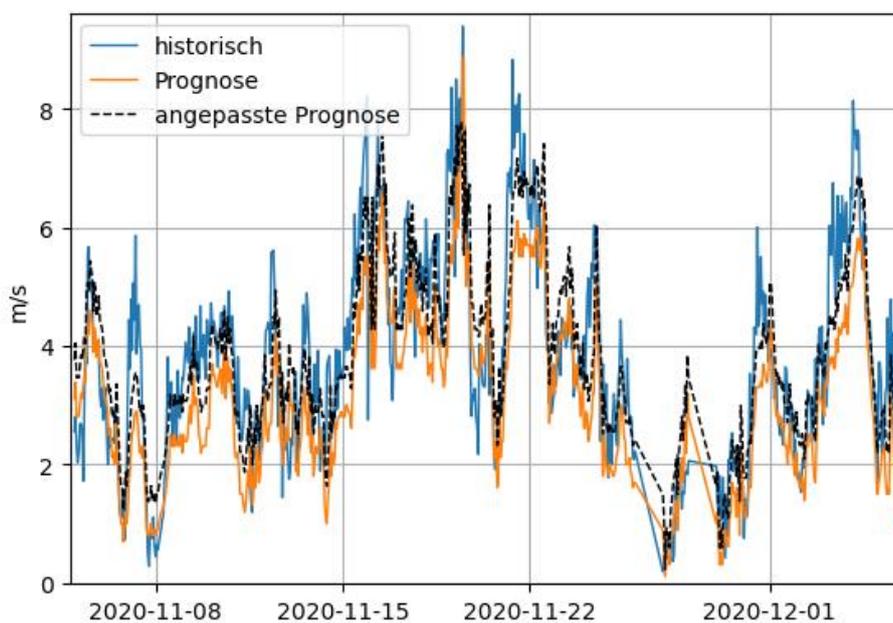


Abbildung 5.3 Gegenüberstellung gemessener (historischer) und prognostizierter Windgeschwindigkeiten und einer angepassten Prognose (eigene Darstellung)

Abbildung 5.3 zeigt die gemessenen (historischen) und prognostizierten Windgeschwindigkeiten für die Zeit von Anfang November 2020 bis Anfang Dezember 2020. Es ist zu sehen, dass es teilweise zu großen Abweichungen zwischen den Werten kommt. In Abbildung 5.4 ist das Verhältnis der gemessenen zu den prognostizierten Windgeschwindigkeiten aufsteigend über letztere aufgetragen. Im Mittel fallen die historischen (gemessenen) Windgeschwindigkeiten etwa 30 % größer aus als die prognostizierten. Da nur für den besagten Zeitraum von einem Monat eine Überlappung der gemessenen und prognostizierten Daten vorliegt, sind die hier gezeigten Verhältnisse nicht in vollem Maße repräsentativ. Trotzdem wird für einen der hier entwickelten

Prognoseansätze, anhand der in Abbildung 5.4 gezeigten Kurve (rot), eine Anpassung der prognostizierten Windgeschwindigkeiten in der Anwendung eines mit gemessenen Daten trainierten Prognosemodells vorgenommen. Die schwarze Kurve in Abbildung 5.3 zeigt den Einfluss dieses Ausgleiches auf die dortigen Prognosedaten, die sich dadurch in vielen Bereichen den gemessenen (historischen) Werten annähern. Um eine solche Diskrepanz innerhalb der Eingangsgrößen der Prognose zu verhindern, sollten für das Training der Prognose, wie es für die Anwendung der Fall ist, ebenfalls prognostizierte Daten genutzt werden.

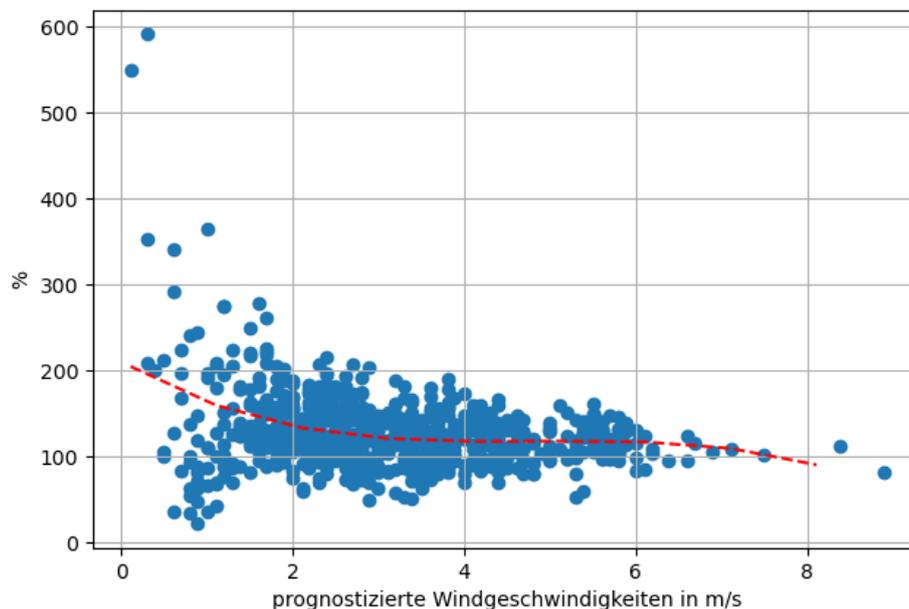


Abbildung 5.4 Prozentualer Vergleich der gemessenen zu den jeweils prognostizierten Windgeschwindigkeiten (eigene Darstellung)

Ein Ansatz zur Verhinderung einer solchen Diskrepanz innerhalb der Eingangsparameter ist die Nutzung von prognostizierten Winddaten nicht nur zur Anwendung, sondern auch zum Training des Prognosemodells. Bei Visual Crossing Weather sind solche historischen Prognosen auch auf Nachfrage nicht erhältlich. Durch die oben beschriebene Abfrage und Speicherung der Wetterprognosen auf der Datenbank des TEC seit Anfang November 2020 stehen zum Zeitpunkt dieser Arbeit etwa 2.000 – 3.000 Datenpunkte zur Verfügung, während das historische Trainingsset über 10.000 Datenpunkte enthält. Die Menge an historischen Prognosedaten wächst durch die stetige Abfrage neuer Prognosen sukzessiv und erhöht damit das Potential des entsprechend aufgebauten Trainingssets. Zur Unterscheidung

der so gespeicherten Prognosen von den vorausschauenden Prognosen und den historischen Messwerten, werden diese Daten im Weiteren als historische Prognosewerte bezeichnet.

5.3 Modelle der Leistungsprognose

Die Herangehensweisen an die Erstellung einer Prognose der Leistung eines WPs aus lokalen Windgeschwindigkeiten lassen sich grundsätzlich in zwei Arten aufteilen. Zum einen werden physikalische Methoden genutzt, bei denen die niederen atmosphärischen Strömungsbedingungen berücksichtigt werden, um die prognostizierten Windprognosen auf die Nabenhöhe der Windenergieanlagen zu transferieren. Anschließend werden aus diesen Windgeschwindigkeiten und der Leistungskurve des WPs, bzw. der WEA die zu erwartenden Leistungen bestimmt. Bei dem zweiten Ansatz handelt es sich um statistische Methoden zur Findung einer Korrelation aus vorhergesagter Windgeschwindigkeit und WP- oder WEA-Leistung. In diesem Fall bedarf es in der Regel weder einer Transferierung der Windprognosen noch einer Leistungskurve. Dafür wird eine ausreichende Menge historischer Leistungs- und Windprognosedaten benötigt, um derartige Methoden zu trainieren. [23, S. 8]

In dieser Arbeit werden eine physikalische und verschiedene statistische Methoden entwickelt und verglichen.

5.4 Physikalische Methode zur Leistungsprognose

Der WP Hamburg-Curslack setzt sich aus fünf WEAs mit einer summierten maximalen Nennleistung von 12,6 MW zusammen. Es handelt sich um vier WEAs vom Typ N117/2400 mit einer maximalen Nennleistung von 2,4 MW und einer 3 MW WEA vom Typ N117/3000. Beide WEA-Typen haben eine Einschaltgeschwindigkeit von 3,0 m/s und eine Nennwindgeschwindigkeit von 11 m/s, bzw. 12 m/s [24], [25]. [2] und [3] stellen die Leistungskurven der Anlagen zur Verfügung, welche die zu erwartende WEA-Leistung in Abhängigkeit der Windgeschwindigkeit auf Nabenhöhe entsprechend den Herstellerangaben darstellen. In [26] werden die Leistungskurven der einzelnen WEAs, sowie ihre Kombination zu einer Kurve für die Gesamtleistung des WPs, dargestellt. Diese Grafik ist in Abbildung 5.5 zu sehen.

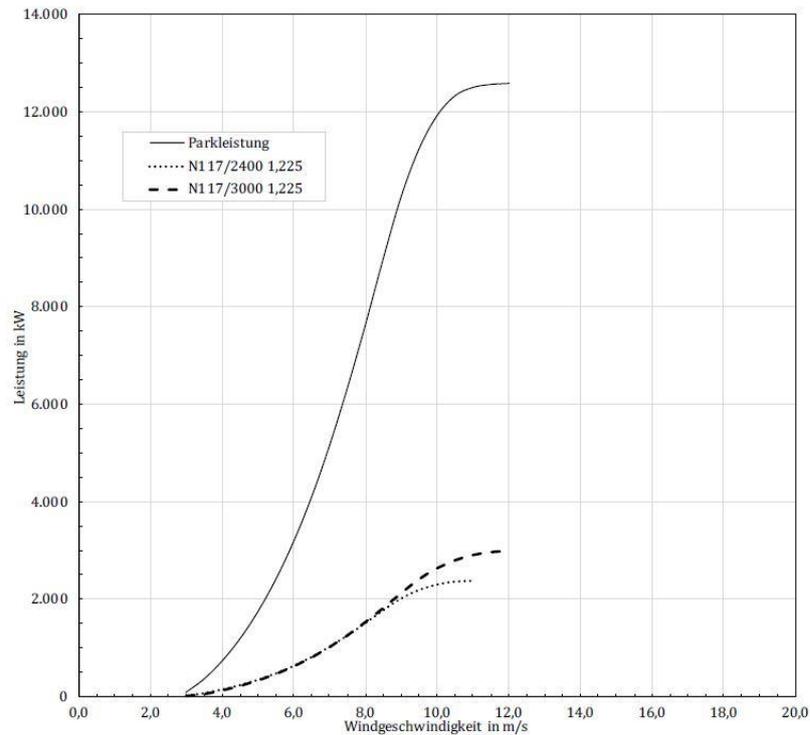


Abbildung 5.5 Leistungskurven der Anlagen vom Typ N117/2400 und N117/3000 [26]

Ab einer Windgeschwindigkeit von 12,0 m/s generiert der WP seine maximale Leistung von 12,6 MW bis zu den Abschaltgeschwindigkeiten der WEAs von 20,0 m/s bzw. 22,0 m/s. Bei diesen Leistungskurven handelt es sich um reine Erzeugungskurven, welche die direkte und optimale Leistungsgenerierung zeigen. Im Betrieb des WPs lässt sich diese Größe am besten durch die Messgröße der summierten Leistung aller WEAs messen. Diese Messgröße dort mit dem Kürzel WEA beschrieben. Auf Grund des Eigenverbrauchs, bzw. der Verluste im WP, weicht diese Leistung jedoch von der ins Stromnetz eingespeisten Leistung ab. Letztere wird im SRKW am Umspannwerk des WPs gemessen und entsprechend mit dem Kürzel UW gekennzeichnet. Abbildung 5.5 zeigt den vergleichenden Verlauf der Verluste im WP und der beiden genannten Messwerte der Leistung im WP. Rechnerisch ergeben sich die Verluste aus der Differenz aus WEA und UW Leistungen.



Abbildung 5.6 Gegenüberstellung der Erzeugungsleistung und der damit korrelierenden Eigenverbrauchsleistung des Windparks (eigene Darstellung)

Die Graphen zeigen einen stark korrelierenden Verlauf. Dieser schlägt eine starke Abhängigkeit der Höhe der Verluste von der WP-Leistung vor. Dies weist zunächst auf ohmsche Verluste im WP-Netz sowie Wandlungsverluste hin. Allerdings ist zu erkennen, dass die Verluste bzw. Eigenverbräuche auch bei einem Fall der UW Leistung auf null, nicht unter 50 kW sinken. In diesen Fällen kommt es also zu Eigenverbräuchen, welche aus dem Stromnetz bezogen werden. Für einen beispielhaften Zeitabschnitt der historischen Leistungsmesswerte, der das in Abbildung 5.6 gezeigte Intervall enthält, wurden die Messwertpaare aus WEA Leistung und Verlust-/Eigenverbrauchsleistung pro Zeitstempel nach aufsteigender WEA Leistung sortiert. Abbildung 5.7 zeigt diese Abhängigkeit der Messwerte. Aus dieser Punktwolke lässt sich die in rot eingezeichnete repräsentative Polynomfunktion generieren. Der Graph zeigt, dass es sich um keine rein lineare Abhängigkeit der Größen handelt und die Eigenverbräuche am unteren Ende des WEA Leistungsspektrums entgegen dem Grundverlauf einen Aufwärtstrend aufweisen.

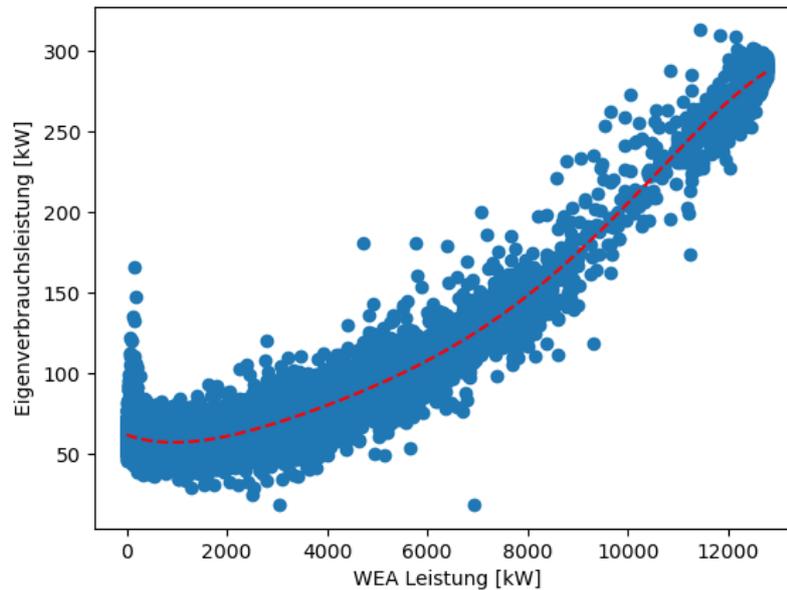


Abbildung 5.7 Curve Fitting der über der WEA Leistung aufgetragenen Eigenverbrauchsleistung
(eigene Darstellung)

Zurückzuführen ist dies auf die Energieaufwendungen beim Anfahren bzw. Abschalten der WEAs im Bereich um ihre Anlaufgeschwindigkeit. Das generierte Polynom wird auf die in Abbildung 5.5 vorgestellte Leistungskurve angewendet und ergibt so die entsprechend verringerte Leistungskurve des WPs am UW.

Für die Nutzung in der Leistungsprognose wird die Funktion der Leistungskurve zunächst mit einer kubischen Spline-Funktion bestimmt und die prognostizierten Windgeschwindigkeiten daraufhin in diese eingesetzt. Weil die Leistungskurve die Leistung in Abhängigkeit der Windgeschwindigkeit auf Nabenhöhe beschreibt, müssen die für eine Höhe von 10 m prognostizierten Windgeschwindigkeit auf 120 m Nabenhöhe umgerechnet werden. [26] stellt mit dem Potenzialsatz nach Hellmann und dem logarithmischen Höhenprofil zwei Methoden für die Höhenumrechnung von Windgeschwindigkeiten am WP Hamburg-Curslack vor. Für diese Ansätze bedarf es der Rauigkeitslänge und dem Hellmann-Exponenten für den Standort, welche dort mit 0,7 m und 0,21 m angegeben werden. [4, S. 24 - 25]

Logarithmisches Höhenprofil

$$v_h = v_{ref} \cdot \frac{\ln \frac{h}{z_0}}{\ln \frac{h_{ref}}{z_0}}$$

Potenzialsatz nach Hellmann

$$v_h = v_{ref} \cdot \left(\frac{h}{h_{ref}} \right)^\alpha$$

Mit:

 v_h = mittlere Windgeschwindigkeit in der Höhe h v_{ref} = mittlere Windgeschwindigkeit in Referenzhöhe h_{ref} h = Berechnungshöhe

$$h = 120 \text{ m}$$

 h_{ref} = Mess-/Prognosehöhe

$$h_{ref} = 10 \text{ m}$$

 z_0 = Rauigkeitslänge

$$z_0 = 0,7 \text{ m}$$

 α = Hellmann-Exponent

$$\alpha = 0,21$$

Die beiden Umrechnungsmethoden werden auf die prognostizierten Windgeschwindigkeiten angewendet. Auf Grund der beschränkten Verfügbarkeit der historischen Windprognosen erfolgt die Betrachtung hier nur über einen sechswöchigen Zeitraum von Anfang November 2020 bis Mitte Dezember 2020. Zur besseren Betrachtung werden die Ergebnisse für einen exemplarischen Ausschnitt von 10 Tagen in Abbildung 5.8 dargestellt. Der untere Graph zeigt die Ergebnisse der Hochrechnungen. In grün ist die Messung der Windgeschwindigkeit auf Nabenhöhe aus dem SRKW angegeben. Diese stammt vom Messmast im WP. Die Hochrechnungen weisen für den sechswöchigen Zeitraum eine relative Wurzel der mittleren Fehlerquadratsumme (Normalised Root Mean Square Deviation – NRMSD) von 15,75 % für Hellmann, bzw. 17,39 % für das logarithmische Höhenprofil auf. Dabei ist zu beachten, dass die den Umrechnungsmethoden als Eingang dienende Windgeschwindigkeitsprognosen, wie oben beschrieben, bereits mit einem Fehler gegenüber der gemessenen VC Werte behaftet sind. Der Messmast im WP besitzt keine Anemometer auf 10 m Höhe, um derartige Messungen für einen Vergleich heranzuziehen. Beim Anwenden der WP-Leistungskurve auf die besagten Windgeschwindigkeiten ergibt sich der obere Graph in Abbildung 5.8. In schwarz sind dabei die gemessenen Leistungen aufgetragen. Der Graph zeigt in Teilen eine starke Abweichung der Leistungen aus den hochgerechneten Prognosen (rot und blau) von

den gemessenen Werten. Die NRMSD betragen hier 23,35 %, bzw. 28,05 %. Die aus den Windmessungen generierte Leistung zeigt im Mittel eine gute Darstellung der Leistung mit einer NRMSD von 10,90 %, wobei Leistungsspitzen oft überinterpretiert dargestellt werden. Letztere dienen hier nur dem Vergleich und einer generellen Beurteilung der Anwendung der Leistungskurve, da die Windmessungen im Fall einer Prognose nicht vorlägen.

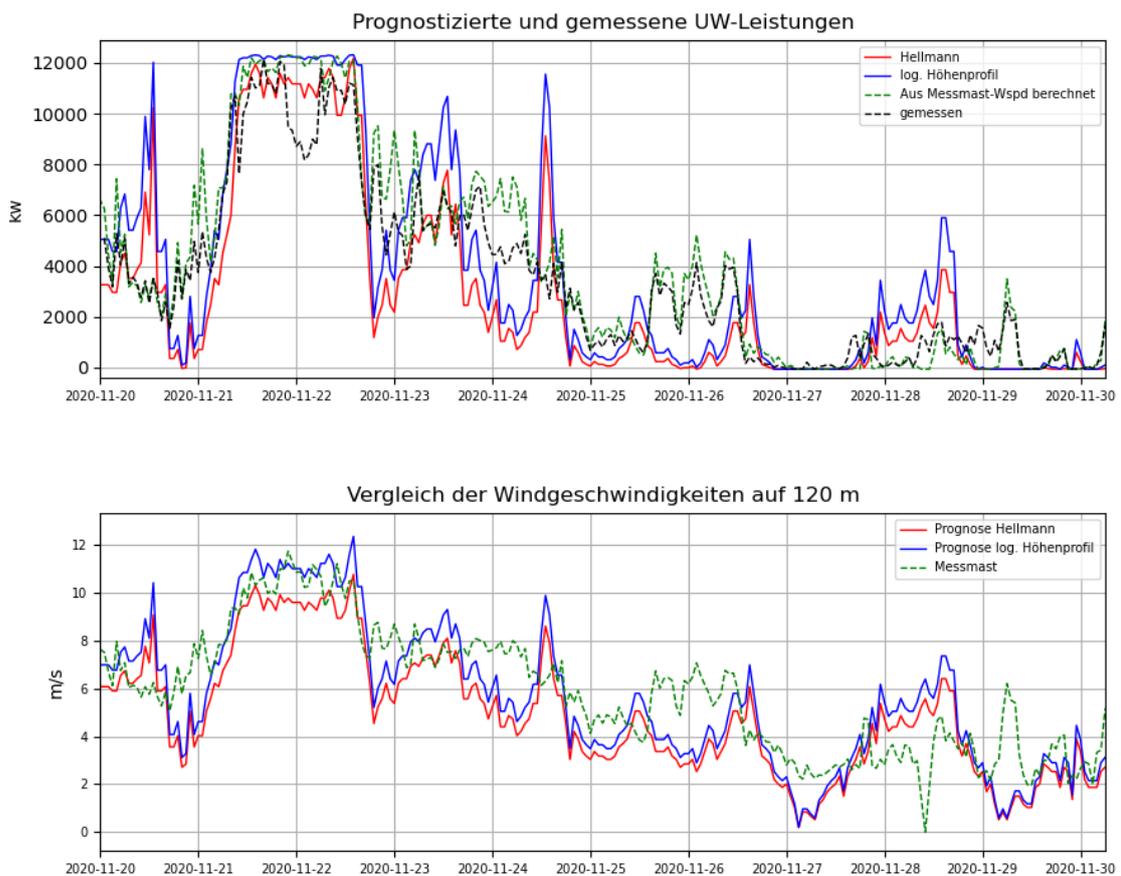


Abbildung 5.8 Nach Hellmann und logarithmischem Höhenprofil transformierte prognostizierte Windgeschwindigkeiten auf Nabenhöhe der WEA und die entsprechend formulierte Erzeugungleistung im Vergleich mit gemessenen Werten (eigene Darstellung)

5.5 Statistische Methoden zur Leistungsprognose

Neben dem Einsatz der WP-Leistungskurve werden in dieser Arbeit statistische Methoden für die Prognose entwickelt. Alle hier entwickelten statistischen Ansätze nutzen den maschinellen Lernalgorithmus namens Random Forest Regressor und unterscheiden sich durch die Auswahl ihrer Eingangsgrößen und Stellparameter des Algorithmus. Arbeiten, wie [11] und [12], nutzen und präsentieren den Random Forest Regressor für die Prognose von WP-Leistungen. Unter diesen und anderen Veröffentlichungen konnte kein Verweis auf die in dieser Arbeit auftretende Diskrepanz zwischen historischen Wettermess- und Prognosedaten (siehe oben) gefunden werden. Es ist unklar, ob in diesen Arbeiten keine derartige Diskrepanz vorlag, diese ignoriert wurde oder historische Wetterprognosen zur Verfügung standen.

Die Erstellung der Leistungsprognose lässt sich in drei wesentliche Schritte unterteilen: Die Abfrage und Aufarbeitung der relevanten historischen Wetter- und Leistungsdaten, das Aufsetzen und Trainieren des Random Forest Modells, und die Anwendung des Modells auf zukünftige Wetterprognosen zur Formulierung der Leistungsprognose. Ein trainiertes Modell kann gespeichert und für erneute Anwendungen wieder geladen und eingesetzt werden. Abbildung 5.9 zeigt den Fluss der Daten und die einzelnen Aufbereitungsschritte in der Vorbereitung für das Training bzw. die Anwendung (blau) des Random Forest Regressor Modells. Im Anwendungsfall wird in der Datenabfrage lediglich die Windprognose für einen gewählten Zeitraum ausgeführt, während für ein Training zusätzlich Abregelungsbefehle, die Leistung des Batteriespeichers und die Leistung am Umspannwerk bezogen werden. Eine Ausnahme von dieser Unterscheidung bildet der Testfall für die Anwendung einer Prognose. Wird dieser ausgeführt, so werden auch für die Anwendung eines Prognosemodells alle besagten Daten bezogen und aufgearbeitet, um die Ergebnisse der Prognose mit den gemessenen Leistungen zu vergleichen. Dies kann nur für bereits vergangene Zeiträume erfolgen.

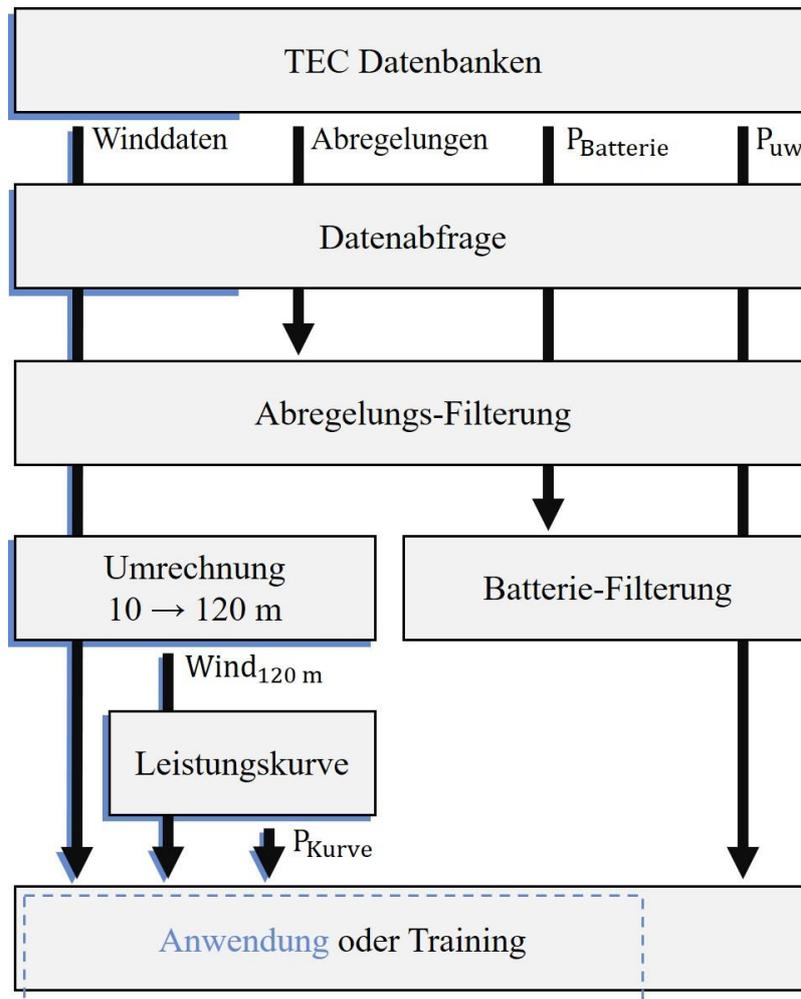


Abbildung 5.9 Ablauf der Datenaufbereitung in der Erstellung der statistischen Leistungsprognose
(eigene Darstellung)

Das Ziel der Prognose ist eine Vorhersage der reinen Leistung am Umspannwerk in Abhängigkeit der erwarteten Windgegebenheiten ohne äußere Beschränkungen. Um das Modell dementsprechend zu entwickeln, werden die Trainingsdaten gefiltert. Bei den Abregelungsbefehlen handelt es sich um Vorgaben vom Netzbetreiber im Zuge des Einspeisemanagements zur Netzstabilisierung oder vom Direktvermarkter des Windstroms an der Börse. Diese Vorgaben werden als maximal zulässige Leistung des WPs in kW angegeben. Diese externe Steuerung beschränkt in Anwendungszeiten nicht nur den WP in seiner Produktion, sondern entzieht auch der Batterie jegliche Ent-, bzw. Ladeberechtigungen, wenn die maximale Leistungsgrenze unter 12,6 MW (volle WP-Leistung) fällt. Weist der Trainingszeitraum derartige Abregelungen auf, werden diese Zeiten aus dem Trainingsset entfernt, um eine Verzerrung des Modells zu verhindern. Die

Abregelungssignale werden nicht als kontinuierliches oder periodisch wiederkehrendes Signal, sondern nur bei einer Änderung der Leistungsgrenze übermittelt. Deshalb werden alle Zeitschritte der Trainingsdaten zwischen einer Abregelung und der Auflösung jeglicher Beschränkungen (Leistungsgrenze von 12,6 MW) entfernt. Wie die Abregelungen, verzerren auch Batterieaktivitäten die Prognose, da die Leistung der Batterie im Fall einer Ladung oder Entladung die Leistungsbilanz am UW beeinflusst. Anders als bei Abregelungen führt die Filterung von Batterieleistungen nicht zur Verkleinerung der Trainingsdaten. Denn da die Batterieleistungen im SRKW gemessen werden, können sie mit den Umspannwerk-Leistungen verrechnet werden und so ihr Einfluss bereinigt werden. Mit der Umrechnung in Stundenmittel entsprechend der Auflösung der Windprognosen sind die Umspannwerk-Leistungen bereit für das Training des maschinellen Lernalgorithmus. Die historischen Windprognosen durchlaufen als Teil der Trainingsdaten ebenfalls die beschriebene Abregelungs-Filterung, bevor sie auf Nabenhöhe transponiert und in die Leistungskurve eingesetzt werden.

5.6 Eingangsgrößen und Parametrierung des Random Forest

Regressors

Ein überwachtetes Lernmodell (Supervised Learning) wie der Random Forest Regressor findet einen funktionellen Zusammenhang zwischen den übergebenen Eingangsgrößen (Features) und einer oder mehrerer Zielgrößen. Im Fall der Leistungsprognose gibt es mit der Umspannwerk-Leistung eine Zielgröße. Als potenzielle Eingangsgrößen stehen verschiedene Variablen zur Verfügung. Tabelle 5.2 und Tabelle 5.3 zeigen diese Variablen und die Parameter zur Anpassung des Random Forest Regressors. Die Leistungen nach Leistungskurve ($P_{UW,curve,hell}$ und $P_{UW,curve,hprfl}$) werden wie in Kapitel 5.4 bestimmt und können dem Lernalgorithmus bei Bedarf ebenfalls als Eingangsgrößen dienen. Für das Training eines Algorithmus stehen die Variablen als historische Messungen im Set von April 2019 bis Oktober 2020 und als historische Prognosen seit November 2020 zur Verfügung. Die Böen (wgust_) sind davon ausgenommen und nur in den Prognosedaten enthalten.

Tabelle 5.2 Verfügbare Eingangsgrößen des Random Forest Regressors

Variable	Beschreibung	Einheit
P_{UW}	Leistung Umspannwerk	kW
$wspd_{mps}$	Windgeschwindigkeit (10 m Höhe)	m/s
$wgust_{mps}$	Böen (10 m Höhe)	m/s
$wdir$	Windrichtung (10 m Höhe)	°
$wspd_{hell}$	Windgeschwindigkeit (120 m Höhe, nach Hellmann)	m/s
$wgust_{hell}$	Windgeschwindigkeit (120 m Höhe, nach Hellmann)	m/s
$P_{UW,curve,hell}$	Leistung nach Leistungskurve (Hellmann)	kW
$wspd_{hprfl}$	Windgeschwindigkeit (120 m Höhe, nach Höhenprofil)	m/s
$wgust_{hprfl}$	Windgeschwindigkeit (120 m Höhe, nach Höhenprofil)	m/s
$P_{UW,curve,hprfl}$	Leistung nach Leistungskurve (Höhenprofil)	kW
Hour	Stunde des Tages	-
DayofYear	Tag des Jahres	-
Year	Jahr	-

Auf eine Auswahl der Eingangsgrößen kann ein exponentiell gewichteter Mittelwert angewendet werden, um deren kurzfristig zurückliegenden Verlauf in die Prognose einzubeziehen. Mit der in der pandas Bibliothek enthaltenen Funktion `ewm()` lässt sich dieser unkompliziert anwenden. Über die Halbwertszeit (`halflife – hl`) kann die Abnahme der Gewichtung vergangener Werte angepasst werden.

Da selbst das hier als groß bezeichnete Trainingsset historischer Messdaten mit etwa 10.000 Zeitreihen für das Training eines maschinellen Lernmodells einen geringen Umfang aufweist, ist der Einfluss auf den Rechenaufwand in der Parametrierung der Algorithmen in dieser Arbeit zweitrangig. Deshalb wird in der Entwicklung der Modelle in der Wahl der Hyperparameter (siehe Kapitel 3.3) `n_estimators` vom Standardwert 100 auf 1000 erhöht. Für die beiden anderen Parameter werden zunächst die Standardwerte von `max_features = 'auto'` (alle verfügbaren Eingangsgrößen dürfen benutzt werden) und `min_samples_leaf = 1` übernommen.

5.7 Gegenüberstellung der Prognosemodelle

Für die Leistungsprognose wurde die Klasse `power_prediction` erstellt. Mit dieser können die verschiedenen Random Forest Prognosen, sowie die Prognose anhand der WP-Leistungskurve aufgesetzt und angewendet werden. Im Zuge der Erstellung der Modelle

wird dem Training ein Teil der Eingangsdaten vorenthalten und mit diesem Test-Set die Qualität der Prognose an unbesehenen Daten bewertet. Da es sich bei dem betrachteten Problem um eine Zeitreihenanalyse handelt, in der der zeitliche Verlauf der Größen über die Zeitschritte relevant ist, wird als Test-Set ein zeitlich zusammenhängender Ausschnitt der Daten genutzt. Zehn Prozent der Trainingsdaten werden auf diese Weise zum Test-Set. So ist das Test-Set nur bei jenen Modellen identisch, die denselben Trainingsdatensatz nutzen. Da das nicht für alle hier untersuchten Varianten der Fall ist, wird die Funktionsweise der Modelle anhand drei weiterer von allen Modellen unbesehenen Testdatensätzen untersucht. Dabei zeigt sich, dass die Qualität auch modellintern zwischen den Test-Sets schwankt.

zeigt eine Auswahl der erstellten Prognosemodelle. Die Modelle unterscheiden sich in der Art ihrer historischen Trainingsdaten, der Eingangsgrößen, Anzahl der Entscheidungsbäume und Anwendung und Umfang eines exponentiell gewichteten Mittelwertes. Die Modelle *pcrv-1* und *pcrv-2* stellen die Nutzung lediglich der jeweiligen Leistungskurve dar. Der Großteil der statistischen Modelle weist einheitliche Parameter auf. Die Ausnahme bilden dabei die Modelle *g-rndm-1*, *d-rndm-ewm-1* und *d-grd-ewm-1*. Die Parameter dieser Modelle wurden im Zuge eines sogenannten Hyperparameter Tunings optimiert. Dabei wird aus einer Vielzahl von Parameterkombinationen das Optimum für eine präzise Korrelation ermittelt [29]. Wie in der Tabelle 5.3 zu sehen ist, konnte dadurch die Anzahl der Entscheidungsbäume (Estimators) der entsprechenden Modelle gesenkt werden. Dabei ist anzumerken, dass auch diese Parameteroptimierung lediglich im Rahmen des jeweiligen Test-Sets erstellt wird.

Die Modelle unterteilen sich in jene, die mit historisch gemessenen (*g*-) und solche, die mit prognostizierten (*p*-) Daten trainiert wurden. Die mit Messwerten trainierten Methoden weisen eine stärkere Abweichung zwischen ihren Genauigkeiten im Test-Set und denen in den anderen Testzeiträumen auf. Auf Grund der beschriebenen Diskrepanz zwischen den gemessenen und prognostizierten Winddaten lässt sich die Güte der entsprechend trainierten Modelle nicht auf Ihre Anwendung übertragen. Das Modell *g-std-1-prg* nutzt in seiner Anwendung die prognostizierten Winddaten ohne die in Kapitel 5.2 vorgestellte Aufarbeitung. Die Tatsache, dass dessen Fehler in den Testzeiträumen nicht erheblich höher ist als jener, der anderen *g*-Modelle, zeigt die nur geringe Konstruktivität dieser Aufarbeitung. Die *p*-Modelle zeigen im Allgemeinen bessere Ergebnisse. Darüber hinaus wurden die meisten von ihnen als dynamische Modelle aufgesetzt. Während die anderen Modelle einen festen Trainingsdatensatz aufweisen, wird er in den dynamischen Fällen

entsprechend angepasst bzw. erweitert. Soll beispielsweise die Leistung für die kommenden 48 Stunden prognostiziert werden, wird das Modell mit allen verfügbaren historischen Prognosedaten bis zum aktuellen Zeitpunkt trainiert und anschließend eingesetzt. Während statische Modelle für ihre Anwendung also nur geladen werden, muss das Modell hier jedes Mal neu trainiert werden. Auf Grund des geringen Umfangs an Trainingsdaten mit einem nur langsamen Zuwachs, wird ein entsprechendes Vorgehen mittelfristig für unproblematisch gehalten. Die Laufzeiten des Trainings sollten im Falle eines kontinuierlichen Einsatzes der Prognose jedoch wiederkehrend überprüft werden. Unter den dynamischen und damit unter allen Modellen zeigt *d-grd-ewm-1* im Mittel knapp den geringsten Fehler. Auf Grund des stetigen Wachstums des Datensatzes historischer Windprognosen und des mit diesen Daten aktualisierten Trainings, scheint eine Verbesserung der Prognosequalität mit der Zeit wahrscheinlich. Deshalb wird für die Leistungsprognose des WPs das besagte dynamische Prognosemodell gewählt.

Tabelle 5.3 Vergleich der erstellten Prognosemodelle

Modellkürzel	Art Trainingsdaten		Dynamisches Training											
	perv-1	perv-2	g-std-1 gemessen	g-min-1 gemessen	g-std-1-prg gemessen	g-std-ewm-1 gemessen	g-std-ewm-2 gemessen	p-std-ewm-1 Prognose	d-std-ewm-1 Prognose	d-std-1 Prognose	d-min-ewm-1 Prognose	d-std-ewm-1 Prognose		
Inputs	<input type="checkbox"/>	<input 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"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
wspd_mps	<input type="checkbox"/>	<input 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"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
wgust_mps	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
wdir	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
wspd_hell	<input checked="" type="checkbox"/>	<input 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"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
wgust_hell	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Puv_curve_hell	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
wspd_hprfl	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
wgust_hprfl	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Puv_curve_hprfl	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Hour	<input type="checkbox"/>	<input 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"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
DayofYear	<input type="checkbox"/>	<input 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"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Year	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Estimators	-	-	1000	400	1000	1000	1000	1000	1000	1000	400	300		
EWM	-	-	False	False	False	True	True	True	True	False	True	True		
Halflife	-	-	None	None	None	3	3	15	3	None	3	3		
NRMMSD	Test-Set	-	14.7007%	13.8041%	14.7007%	14.4917%	16.3385%	25.6150%	15.7987%	17.0754%	15.2870%	14.4235%		
A: 17.-20.02.	28.71%	34.30%	24.1257%	24.1120%	26.6531%	23.0128%	23.9916%	22.4173%	20.3267%	20.1707%	21.7348%	21.6914%		
26.02.-01.03.	23.80%	40.01%	25.6838%	26.4187%	22.3346%	22.4478%	24.4567%	13.3336%	18.7770%	17.6171%	20.8925%	20.6120%		
06.03.-08.03.	23.36%	24.52%	19.9750%	20.2271%	27.6658%	23.9652%	18.0159%	20.7696%	20.3229%	20.1829%	16.5890%	16.6373%		
gemittelt	25.2900%	32.9433%	21.1213%	21.1405%	22.8386%	20.9794%	20.7007%	20.5339%	18.8063%	18.7615%	18.6258%	18.3411%		
Anmerkung	<p>(1) Random Search Hyperparameter Tuning: n_estimators: 400, min_samples_split: 10, min_samples_leaf: 4, max_features: 'sqrt', max_depth: 30</p> <p>(2) Training mit Messungen, Anwendung auf Prognosen</p> <p>(3) Random Search Hyperparameter Tuning: n_estimators: 400, min_samples_split: 10, min_samples_leaf: 1, max_features: 'sqrt', max_depth: 40</p> <p>(4) Grid Search Hyperparameter Tuning: n_estimators: 300, min_samples_split: 6, min_samples_leaf: 2, max_features: 2, max_depth: 110</p>													

Die Abbildungen 5.10 und 5.11 zeigen die Ergebnisse der Leistungsprognose unter Anwendung des gewählten Random Forest Regressors im Vergleich zu der entsprechenden Prognose mit der Leistungskurve (mit einer Umrechnung nach Hellmann) sowie der gemessenen UW-Leistung. Da die Leistungskurve nach Hellmann (*p-crv-1*) für die untersuchten Fälle bessere Ergebnisse zeigt als *p-crv-2* (siehe Tabelle 5.3), wird sie hier als Vergleich angeführt. Es sind die Testzeiträume vom 17.02.2021 bis 20.02.2021 (Abbildung 5.10) und vom 26.02.2021 bis 01.03.2021 (Abbildung 5.11) gezeigt. Es ist zu sehen, dass die Güte der Prognose schwankt und stark von der Prognose der Windgeschwindigkeit abhängig ist. Diese wird in Abbildung 5.11 nach der Umrechnung auf Nabenhöhe nach Hellmann und im Vergleich zu den Werten vom Messmast gezeigt.

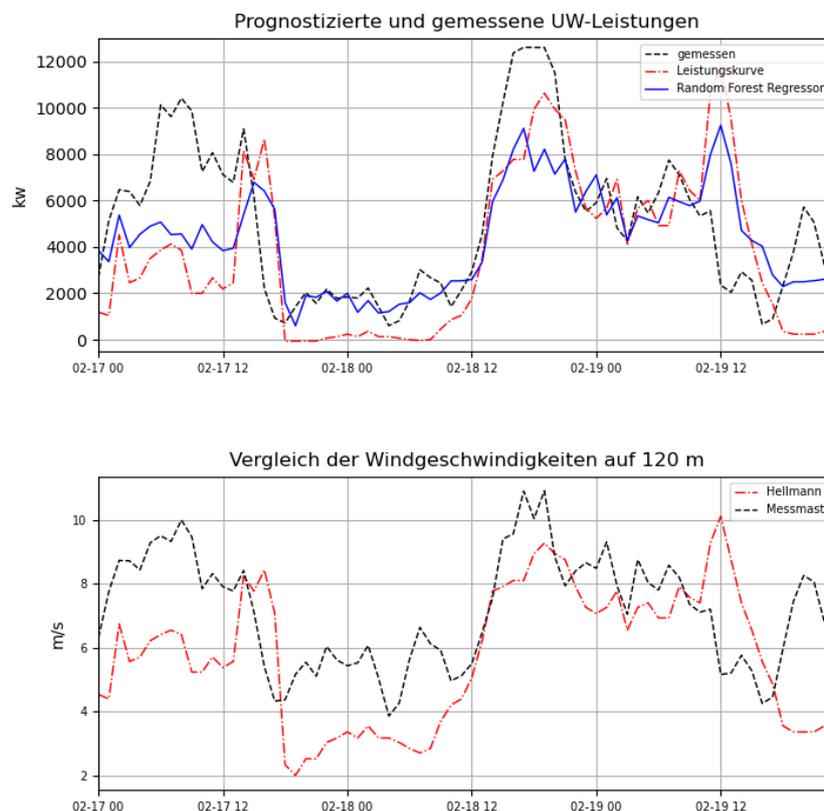


Abbildung 5.10 Vergleich der prognostizierten Leistung am UW nach RFR und Leistungskurve sowie die prognostizierte Windgeschwindigkeit auf Nabenhöhe; jeweils im Vergleich zu Messwerten (eigene Darstellung)

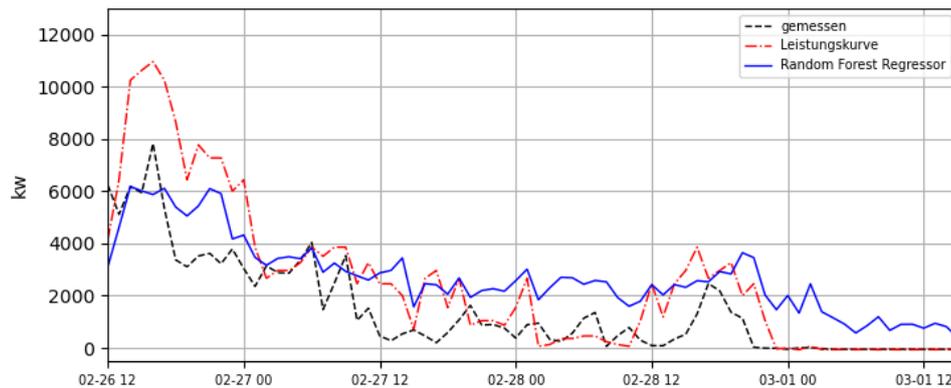


Abbildung 5.11 Vergleich der prognostizierten Leistungen für eine Niedrigwindaufkommen
(eigene Darstellung)

5.8 Anwendung der Leistungsprognose in der Eigenverbrauchsoptimierung

In Hinblick auf die Optimierung des WP-Eigenverbrauchs ist das untere Ende des Leistungsspektrums von besonderem Interesse. Während der Random Forest Regressor in Abbildung 5.10 zwischen dem 17.02.2021 und 18.02.2021 eine genauere Prognose als die Leistungskurve liefert, zeigt er in Zeiten, in denen die gemessene Leistung tatsächlich deutlich unter 2.000 kW und bis unter 0 kW absinkt, wie in Abbildung 5.11, die Leistungskurve eine bessere Darstellung der Leistung. Grund dafür ist die strenge Einhaltung der Anlaufgeschwindigkeit des WPs als Grenzfaktor in der Anwendung der Leistungskurve. Im Fall einer korrekt unterhalb der Anlaufgeschwindigkeit prognostizierten Windgeschwindigkeit, liefert die Leistungskurve also ein zuverlässigeres Ergebnis. Der erwähnte Zeitabschnitt in Abbildung 5.10 zeigt, wie eine falsche Windprognose im Umkehrschluss fälschlicherweise zu der Vorhersage eines Stillstandes bzw. Eigenverbrauchs des WPs durch die Leistungskurve führt. In dieser Arbeit soll für die Anwendung der Prognose in der Eigenverbrauchsoptimierung die folgende pessimistische Kombination der beiden Methoden genutzt werden. Kommt es zu einer Windvorhersage von unter 4 m/s, bei der die anhand der Leistungskurve bestimmte Leistung unterhalb von 2.000 kW und unterhalb der Prognose des statistischen Modells ausfällt, so wird dieser Wert aus der Leistungskurve als Prognosewert akzeptiert und übernommen. Als pessimistisch gilt diese

Vorgehensweise, weil dabei gegebenenfalls die Leistung des WPs in Niedrigwindzeiten unterschätzt wird, wie es beispielsweise in Abbildung 5.10 der Fall ist. Abbildung 5.11 zeigt einen Fall, in dem durch dieses Vorgehen eine Flaute exakter erfasst wird als durch das rein statistische Modell.

6 Das Optimierungsmodell

Die erstellte stundenaufgelöste Prognose der Leistung am Netzanschlusspunkt des WPs dient als Eingangsgröße für das Optimierungsmodell zur Erstellung eines Batteriefahrplans. Dieses Optimierungsmodell wird im Folgenden vorgestellt.

6.1 Problemstellung und Ziel der Optimierung

Mit der Erstellung des Batteriefahrplans soll mit einem Horizont von drei Tagen die kosten- und netzdienlichste Fahrweise der Batterie für die Versorgung des Eigenverbrauchs des WP gefunden werden. Der Bedarf des WPs an elektrischer Leistung in Zeiten ausbleibender Erzeugung durch die WEA wird bisher, wie für jeden herkömmlichen WP, aus dem Stromnetz gedeckt.

Mit einem Betrieb des BESS auf Grundlage eines optimierten Fahrplans kann die Versorgung des EV des SRKW kostengünstig in Hinblick auf die Energiebezugskosten und den Leistungspreis effektiv mit der Planung und Bereitstellung von PRL durch den Speicher realisiert werden. Mit einer lediglichen Regelung der Batterieleistung auf Grundlage des Messwerts der Leistung am UW sind diese Ziele nicht umsetzbar.

Der Verzicht auf den Bezug von Energie aus dem Stromnetz erhöht die Netzdienlichkeit des WPs durch die Verringerung von dessen Leistungsbandbreite am Netzanschlusspunkt. Während ein herkömmlicher WP im Fall einer Flaute von einem Erzeuger zum Konsumenten elektrischer Leistung wird, kommt es bei einer parkinternen Versorgung des Eigenverbrauchs nur zu einem Abfall der Einspeisung auf null. Darüber hinaus profitiert der*die Betreiber*in des SRKW von der reduzierten Menge der aus dem Netz bezogenen und damit eingekauften Energie durch die Einsparung der entsprechenden Strombezugskosten.

In der entsprechenden Optimierung und dem Betrieb der Batterie sind die Verfügbarkeit und Ent-/Ladefreigaben des Speichers zu berücksichtigen. Hinzu kommt die Kostenkomponente des Leistungspreises sowie die Bereitstellung von PRL als konkurrierende Nutzung des BESS. Die Optimierung des Fahrplans wird, wie die Leistungsprognose, regelmäßig aktualisiert und auf die Datenbank geschrieben.

6.2 Der Bedarf eines Optimierungsmodells in der EVO

Im Gesamtkonzept des hier entwickelten Tools zur Eigenverbrauchsoptimierung bildet die Optimierung des Batteriefahrplans (Fahrplanoptimierung), wie in Abbildung 6.1 gezeigt, die Verbindung zwischen der Leistungsprognose und der akuten und reaktiven live-Umsetzung der Eigenverbrauchsoptimierung. Mit Live-Umsetzung ist hier die unmittelbare Reaktion der Batteriespeicherleistung P_{Bat} auf den Messwert der Leistung am Umspannwerk und den Zustand des Batteriespeichers gemeint, wobei die so formulierte Leistung P_{Bat} entweder als theoretischer Wert gespeichert oder in Form einer Ansteuerung der Batterie umgesetzt werden kann.

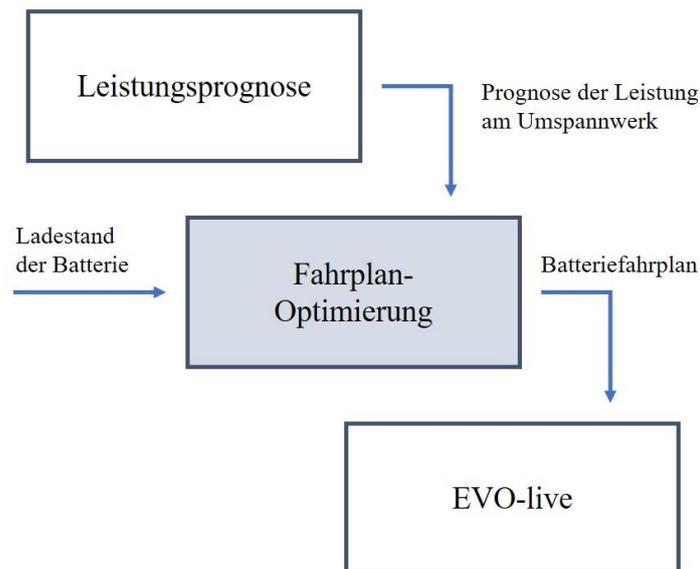


Abbildung 6.1 Einordnung der Fahrplanoptimierung in das Gesamtkonzept der EVO
(eigene Darstellung)

In der Fahrplanoptimierung wird auf Grundlage der Prognose der WP-Leistung ein erwarteter Bedarf an von der Batterie zu bereitstellender Energie bestimmt. Die Vorhaltung und Abrufung dieser Energie wird durch die Optimierung der geplanten Fahrweise der

Batterie anhand der verfügbaren WP-Leistung erreicht. In der Praxis bedeutet das, dass im Fall einer prognostizierten Flaute anhand ihrer Länge ein Bedarf an Energie für die Versorgung des Eigenverbrauchs formuliert wird, deren Bereitstellung dann durch das geplante Laden der Batterie im Vorlauf der Flaute abhängig von der verfügbaren, erwarteten WP-Leistung gewährleistet wird. Im Folgenden werden die Gründe für die Notwendigkeit einer Optimierung des Batteriefahrplans für eine produktive Anwendung der EVO erläutert.

6.2.1 Lange Flauten/ Niedrigwindzeiten

Kommt es zu einer längeren Flaute, in welcher der Energiebedarf des WPs die in der Batterie verfügbare Energie übersteigt, gilt es diese effizient über den Zeitraum zu verteilen. Grund dafür ist der Leistungspreis, welcher in die Kosten für die aus dem Netz bezogene Energie eingeht. Mit diesem wird die höchste auftretende Leistung in kW, welche der WP aus dem Stromnetz bezieht, bepreist. Während in einer energiebilanziellen Betrachtung der Eigenverbrauchsversorgung die zeitliche Verteilung einer unzureichenden Abdeckung des Leistungsbedarfs im Verlauf einer Flaute irrelevant ist, ist sie jedoch bei Berücksichtigung des Leistungspreises entscheidend. Eine ungefilterte Live-Umsetzung der EVO deckt zu Beginn einer langen Flaute den gesamten Eigenverbrauch aus der Batterie, bis nach dem Leerlaufen der Batterie für die restliche Dauer der Flaute die volle Bedarfsleistung aus dem Netz bezogen wird. Mit einer prognosebasierten Optimierung des Batteriefahrplans wird die verfügbare Energie im Batteriespeicher so verteilt, dass über die Zeit der Flaute eine möglichst konstante verminderte Leistung aus dem Netz bezogen wird. Dadurch verringert sich zum einen der zu entrichtende Leistungspreis und zum anderen die Bandbreite der bezogenen Leistung und deren Sprunghaftigkeit. Somit wird der WP zu einem weniger fluktuierenden Verbraucher und beansprucht damit das Netz in geringerem Maße. Das gleiche gilt für Fälle, in denen die Windgeschwindigkeit zwischen zwei Flauten die Anlaufwindgeschwindigkeit des WPs nur geringfügig übersteigt, sodass die generierte Leistung für das Laden des Batteriespeichers unzureichend ist (Hysterese der Graustromverriegelung, siehe Kapitel 3.2). In diesen Zwischenzeiten ist der Leistungsbezug des WPs aus Netz oder Batteriespeicher zwar unterbrochen, aber das Vermögen des Speichers zur Deckung des Bedarfs in der kommenden Flaute nicht wiederhergestellt.

6.2.2 Erweitertes Anwendungsportfolio des Batteriespeichers

Alternative Nutzungen des Batteriespeichers sind ein weiteres Argument für eine Optimierung des Fahrplans. Durch das Einbeziehen anderer Anwendungsmöglichkeiten des Batteriespeichers wird das Tool für deren Betrieb zu einem ganzheitlicheren Produkt mit größerem Mehrwert. Die Optimierung eines Fahrplans ist nur dann sinnvoll, wenn in ihr möglichst viele der potenziell auftretenden Nutzungen der Batterie berücksichtigt werden. Ein für eine einzelne Anwendungsart optimierter Fahrplan, welcher durch eine andere Nutzung des Speichers unterbrochen wird, ist nicht nur in seiner Ausführung, sondern auch in der Qualität seiner Optimierung durch fehlende Weitsicht beschränkt. Denn eine unilaterale Optimierung ist bei einem Auftreten konkurrierender Anwendungen hinfällig und muss unter Einbezug der angepassten Gegebenheiten neu ausgeführt werden. Der vorhergegangene Teil des Fahrplans wurde zu diesem Zeitpunkt jedoch bereits auf Grundlage nicht zutreffender Annahmen potenziell fehlerhaft optimiert und angewandt. Als Bestandteil eines Forschungsprojektes unterliegt der Batteriespeicher des SRKW keiner kontinuierlichen und automatisierten Betriebsführung und Steuerung, sondern dient vor allem in terminlich festgelegten Feldtests der Erforschung diverser Nutzungsarten und Ansteuerungen des Speichers, deren Wirkungsweise und Einfluss mithilfe des Messsystems des SRKW erfasst und untersucht wird. Die Kombinierbarkeit etwaiger fortlaufender Nutzungen mit der hier verfolgten Eigenverbrauchsoptimierung soll trotzdem in dieser Arbeit gezeigt werden, um die Attraktivität der EVO im Sinne der WP-Betreiber*innen und der Netzqualität zu steigern. In der Fahrplanoptimierung wird daher die Möglichkeit für eine Bereitstellung von Primärregelleistung durch den Batteriespeicher einbezogen. Mit einer elektrischen Speicherkapazität von 792 kWh und einer maximalen Leistung von 720 kW erfüllt der Batteriespeicher nicht die für eine alleinige Primärregelleistungserbringung erforderliche symmetrische Leistung von ± 1 MW. Er kann aber mit seiner Leistung in einem Pooling als Teilerbringer einer sogenannten Reservegruppe zur Primärregelleistungsbereitstellung agieren. Zu unterscheiden ist diese Nutzung des Speichers in einer Reservegruppe von der in [30] vorgestellten Bereitstellung asymmetrischer PRL durch das SRKW, bei dem mehr negative PRL, also eine Aufnahme von Energie aus dem Netz, durch eine Abregelung der Leistung des WP, als positive PRL durch ein Entladen des BESS, erfolgt. Der in dieser Arbeit betrachtete Ansatz geht davon aus, dass der Batteriespeicher als Teil einer Reservegruppe ein symmetrisches Leistungsangebot vorzuhalten und bei Abruf zu erbringen hat. Dazu wird der Batteriespeicher im Vorlauf eines

Intervalls zur Bereitstellung von Primärregelleistung auf einen Ladestand (SoC) von 50 % geführt. Während des Bereitstellungsintervalls ist die gesamte Speicherkapazität für die PRL-Bereitstellung geblockt und wird auf dem mittleren Ladestand gehalten. Gemein haben der hier verfolgte und der in [30] priorisierte Ansatz die Erforderlichkeit einer hohen und anhaltenden Leistungsproduktion des WP für die Zeit der PRL-Bereitstellung. Während für den negativen Teil der in [30] vorgestellten asymmetrischen PRL die Leistung des WP hoch genug sein muss, um eine Abregelung zu ermöglichen, muss der Batteriespeicher für eine Vorhaltung symmetrischer PRL eine entsprechend symmetrische Lade- und Entladefreigabe aufweisen. Letztere ist bei einem Abfall der Leistung am UW unter die Grenzen der Graustromverriegelung entzogen (siehe Kapitel 3.2). Diese Zeiten ausreichend hoher Leistung müssen möglichst zuverlässig prognostiziert und der entsprechende Einsatz des BESS in der Erstellung eines optimierten Fahrplans einbezogen werden. Eine Fahrweise ohne Optimierung, nach der die Batterie wann immer möglich vollgeladen wird, würde dabei die Lebensdauer der Batterie durch eine erhöhte Menge an Ladezyklen stärker belasten.

Ein Einbezug der Zeiten konkurrierender Nutzungen des BESS wie die Vorhaltung von PRL ist erforderlich, um die Qualität der Optimierung zu wahren und Konflikte in der Verfügbarkeit der Speicherkapazität zu vermeiden. In Kapitel 6.3.6 wird die Umsetzung des Einbezugs der PRL-Zeiten im Optimierungsmodell beschrieben.

Eine auf die gleiche Weise umsetzbare Nutzung der Batterie ist die Teilnahme an der ENKO Plattform von Schleswig-Holstein Netz und ARGE Netz zur intelligenten Koordination flexibler Verbraucher und erneuerbarer Energien im Netz, um ihrer Abregelung und Netzengpässen entgegenzuwirken [31]. Dabei kann der Batteriespeicher in Zeiten hoher Netzeinspeisungen Überschussenergien aufnehmen und für spätere Nutzungen speichern. Für einen entsprechenden Einsatz muss die Batterie im Vorlauf auf einen geringen Ladestand gefahren werden, um möglichst viel Energie aufnehmen zu können. Auch hierbei ist der Einsatz an eine durchgehende ausreichend hohe Netzeinspeisung des WPs für die Gewährleistung der Ladefreigabe gebunden. Zum gegebenen Zeitpunkt entspricht der Einbezug der ENKO Intervalle in der Optimierung jener Art, die auch zur Identifikation potenzieller PRL-Zeiten genutzt wird. Daher werden die konkurrierenden Nutzungen der Batterie in dieser Arbeit vorerst auf die PRL beschränkt.

6.3 Aufbau des Optimierungsmodells

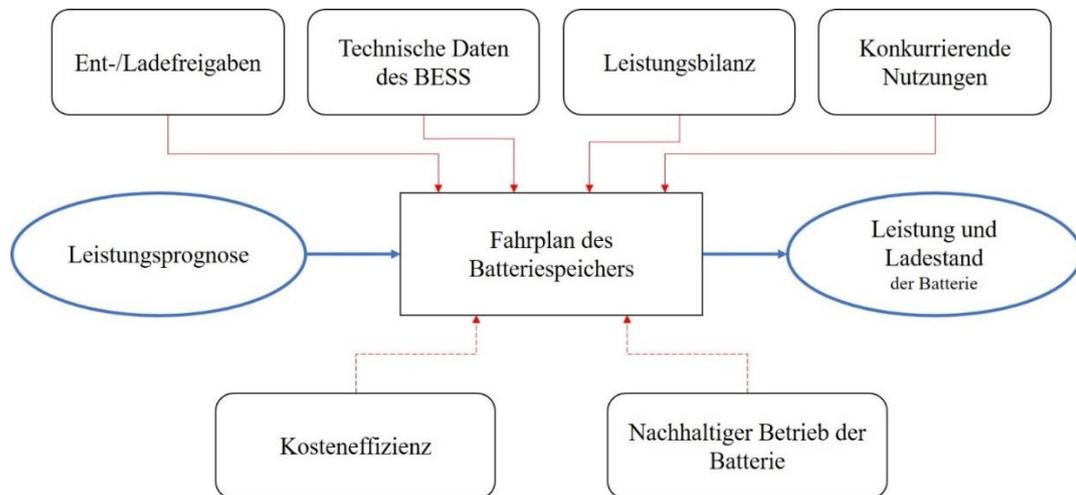


Abbildung 6.2 Bestandteile und Anforderungen an das Optimierungsmodell (eigene Darstellung)

Abbildung 6.2 zeigt das Prinzip der Fahrplanoptimierung anhand der verwendeten, sowie generierten Datenpunkte (blau) und der an sie gestellten Anforderungen (rot). Aus einer Zeitreihe der Leistungsprognose des WPs werden stündliche Sollwerte für die Leistung und den Ladestand der Batterie formuliert. Die Anforderungen sind in zwei Fraktionen unterteilt. Die oberen vier sind feste Anforderungen, wie Grenzen und Freigaben. Die Leistungsbilanz ist dabei die generelle Ausgeglichenheit der Leistungsbilanz zwischen dem Netz, den WEA und dem Batteriespeicher, welche zu jeder Zeit erfüllt sein muss, sowie die Aufteilung der Leistung der Batterie in Lade- und Entladeleistung. Das Bestreben dieser Leistungsbilanz im Sinne einer Eigenverbrauchsversorgung aus dem Batteriespeicher zu realisieren, erfolgt durch das Motiv der Kosteneffizienz. Dieses und das Motiv eines nachhaltigen Betriebs der Batterie stellen die Ziele dar, welche die Optimierung innerhalb der aufgestellten Grenzen versucht zu erfüllen. Im weiteren Verlauf dieses Kapitels wird zunächst die Zielfunktion der Optimierung vorgestellt und anschließend die Umsetzung der verschiedenen Anforderungen aus Abbildung 6.2 im Modell beschrieben.

6.3.1 Zielfunktion

Die Zielfunktion definiert die Größe, welche im Zuge der Optimierung maximiert oder minimiert werden soll. Sie gibt vor, wie die vom Solver anzupassenden Variablen des Modells zusammenwirken und die Zielgröße beeinflussen. Die Zielfunktion der Fahrplanoptimierung legt die Kosten K für die Deckung des Eigenverbrauchs als zu minimierende Größe fest. Diese setzen sich nach

$$K = \sum_{t=0}^N \left(K_p(P_{UW}, P_{Bat}, t) + K_{me}(P_{Bat}, t) + \frac{LP(P_{UW}, P_{Bat}) \cdot \Delta t}{T_a} \right) \quad (6.1)$$

aus den Kosten für die aus dem Netz bezogene Energie K_p (purchase), die im Zuge einer Deckung des Eigenverbrauchs nicht eingespeiste Energie aus der Batterie K_{me} (missed earnings) und dem anteiligen Leistungspreis LP , zusammen. Die Zeitschritte t des Fahrplans haben eine Länge Δt von einer Stunde. Der Leistungspreis wird für jede Abrechnungsperiode T_a bestimmt und entrichtet. Die zu optimierenden Kostenelemente K_p , K_{me} und LP sind Funktionen der Leistung am Umspannwerk P_{UW} und/oder der zu fahrenden Lade-/Entladeleistung des Batteriespeichers P_{Bat} . Während die Kosten im Optimierungsmodell nach (6.1) bestimmt werden, weicht die tatsächliche Zielfunktion des Modells geringfügig davon ab. Nach

$$K_{Ziel} = \sum_{t=0}^N \left(K_p(P_{UW}, P_{Bat}, t) + K_{me}(P_{UW}, P_{Bat}, t) - f_{Ebat}(P_{Bat}, t) \right) + LP(P_{UW}, P_{Bat})$$

verstärkt sie den Einfluss des Leistungspreises und verleiht mit f_{Ebat} dem Ladestand der Batterie einen kostensenkenden Pseudoeffekt. Dabei wird die Zielgröße in Form der imaginären Kosten zu jedem Zeitschritt um einen geringen Bruchteil des Energiegehalts in der Batterie gesenkt. Dadurch wird in der Optimierung für den Fall, dass keine akute oder anstehende Beanspruchung der Batterieleistung vorliegt, ein vollerer Ladestand der Batterie bei entsprechender WP-Leistung bevorzugt. Wie in Kapitel 5.8 erläutert, setzt die Prognose von Flauten eine pessimistische Vorgehensweise durch das bedingte Einbeziehen der WP-Leistungskurve ein. Nichtsdestotrotz bildet die Grundlage dieser Bestimmungsmethode mit der Windprognose eine fehlerbehaftete stundenscharfe Prognose einer stark schwankenden

Größe. Die Priorisierung eines höheren Ladestands der Batterie soll dabei mehr Sicherheit geben, um unerwartete Flauten/Eigenverbräuche abzudecken, ohne jedoch unnötige Ladezyklen beispielsweise im Vorlauf anstehender PRL-Zeiten zu generieren. Die minimalen Kosten für die Deckung des Eigenverbrauchs K_{Ziel} zu finden ist das Ziel der Optimierung, welches über die Anpassung der Kostenelemente als Variablen in der Zielfunktion erfolgt. Diese werden, wie die Abhängigkeiten und Grenzen des modellierten Systems, in Form von Nebenbedingungen aufgestellt. Die Definition jeder Variable und Nebenbedingung ist dabei auf alle Zeitschritte (`timestep`) anzuwenden (siehe Kapitel 3.4).

6.3.2 Technische Daten des BESS

Die technischen Charakteristiken der Batterie geben die Grenzen für die von der Optimierung anpassbare Leistung P_{Bat} (`P_bat`) und den Energiegehalt E_{Bat} (`E_bat`) der Batterie sowie deren generelles Zusammenwirken vor.

Die Grenzen für die Leistung von ± 700 kW und die Energie von 0 kWh bis 700 kWh werden als **bounds** in der Definition der jeweiligen Variable festgelegt. Dadurch müssen diese Grenzen nicht als explizite Nebenbedingungen aufgesetzt werden.

```
model.P_bat = Var(model.timeSteps, bounds=(-700, 700))
model.E_bat = Var(model.timeSteps, bounds=(0, 700),
initialize = Ebat_start['E_bat'][0])
```

Im Sinne des nachhaltigen Betriebs der Batterie sind die technischen Grenzen für die Optimierung enger gefasst als die Datenblattgrenzen des Systems mit einer bidirektionalen Leistung von 720kW und einer Energiekapazität von 792 kWh.

Der Energiegehalt des BESS wird als Integral von P_{Bat} in der Regel `E_bat_rule` für die Nebenbedingung `E_bat_constraint` definiert.

```
def E_bat_rule(model, timestep):
    if timestep == 0:
        return model.E_bat[timestep] == Ebat_start['E_bat'][0]
    else: # if timestep > 0:
        return model.E_bat[timestep] == model.E_bat[timestep - 1]
            model.P_bat[timestep] * timestep_length

model.E_bat_constraint = Constraint(model.timeSteps, rule=E_bat_rule)
```

Zur Vereinfachung, welche sich aus der direkten Übersetzbarkeit der Batterieleistung in eine Änderung des Energiegehalts in der Batterie auf Grund der Zeitschrittlänge von einer Stunde ergibt, wird im größten Teil der Anwendung die Angabe des Energiegehalts in kWh anstelle des Füllstands im Sinne des prozentualen Ladestandes (SoC) genutzt.

6.3.3 Lade- und Entladefreigabe

Der besondere Umstand des Anschlusses der Batterie innerhalb des WP-Netzes verlangt eine Graustromverriegelung für deren Ansteuerung. Sie stellt sicher, dass zu keiner Zeit (graue) Energie aus dem Stromnetz in den Batteriespeicher gespeichert wird, von wo aus sie wiederum als nachhaltig (grün) produzierte Energie zurück ins Netz gespeist und verkauft werden könnte (siehe Kapitel 3.1). Deshalb wird dem Speicher die Ladefreigabe e_{ch} bei einer Leistung am Umspannwerk von unter 100 kW entzogen und unter Anwendung einer Hysterese ab 1600 kW wieder erteilt. Die Funktion `enable_charge_init` gibt ein binäres Ergebnis für die Ladefreigabe in Abhängigkeit der prognostizierten Leistung am Umspannwerk P_{UW} zum jeweiligen Zeitschritt aus.

```
def enable_charge_init(model, timestep):
    if timestep == 0 and 100 < model.P_UW[timestep] and
    model.P_UW[timestep] < 1600:
        return 0 # keine Ladefreigabe bei Start zw. 100 u. 1600 kW
    elif model.P_UW[timestep] < 100:
        return 0
    elif model.P_UW[timestep] > 1600:
        return 1
    else: # zwischen 100 und 1600 kW
        return model.enable_charge[timestep-1]

model.enable_charge = Param(model.timeSteps, initialize =
enable_charge_init)
```

Da die Ladefreigabe damit nur von Eingangsgrößen des Optimierungsmodells abhängig ist, wird sie als Parameter und nicht als Variable definiert. Parameter können in der Lösung des Optimierungsmodells nicht, wie Variablen, vom Solver in ihrer Größe zur Erreichung des Optimierungsziels gewählt werden, sondern sind durch Eingangsgrößen und andere feste Parameter für jeden Zeitschritt vorgegeben.

Anders als bei der Ladefreigabe werden für die Erteilung der Entladefreigabe zwei Arten unterschieden. Für die Deckung des EV wird sie ohne eine Hysterese bei einer Leistung unter 100 kW erteilt. Im Zuge des Anfahrens eines gesetzten Zielladestandes (zum Beispiel in der Vorbereitung auf eine PRL- Vorhaltung) gilt die besagte Leistungsgrenze am UW hingegen nicht. Lade- und Entladefreigabe sind darüber hinaus beide vom Füllstand der Batterie abhängig.

6.3.4 Leistungsbilanzen

Die Leistungsbilanzen beschreiben die Zusammensetzung der vom Laderegler der Batterie umgesetzten Leistung P_{Bat} aus der Ladeleistung P_{ch} (charge) und der Entladeleistung P_{ach} (discharge) sowie den Einfluss von P_{Bat} auf die Leistungsbilanz am Umspannwerk P_{UW} . P_{Bat} , die als Variable Gegenstand der Optimierung ist, geht in die Leistungsbilanz am Umspannwerk ein und bildet mit der Eingangsgröße P_{UW} die optimierte Bilanz $P_{UW,Bat}$.

P_{Bat} wird aus der Ladeleistung P_{ch} und der Entladeleistung P_{dch} gebildet, welche den oben vorgestellten Lade- und Entladefreigaben unterliegen. Da der Batteriespeicher im Messsystem des SRKWs als elektrischer Erzeuger definiert ist, gelten für P_{dch} in der Entladung die positiven Leistungsgrenzen von 0 kW bis 700 kW. P_{ch} deckt das negative Leistungsspektrum bis -700 kW ab und ist daran gebunden einen absoluten Wert, der um 100 kW geringer ist als P_{UW} , nicht zu überschreiten, um eine Einhaltung der Ladefreigabe stets zu gewährleisten.

```
def P_charge_rule(model, timestep):
    return model.P_charge[timestep] >= ((model.P_UW[timestep] - 100) * - 1
    * model.enable_charge[timestep])
```

6.3.5 Kosteneffizienz

Ziel der Optimierung ist die kostengünstigste Fahrweise des Batteriespeichers zur Deckung des Eigenverbrauchs. Dazu müssen die drei Kostenelemente der Zielfunktion in Form der Kosten für bezogene Energie K_p , der versäumten Einnahmen durch eine Nutzung der gespeicherten Energie für die Deckung des EV, K_{me} , und des Leistungspreises für die höchste Bezugsleistung LP , im Optimierungsmodell berücksichtigt werden.

Die aus dem Netz bezogenen Energie

Da der Leistungsbezug aus dem Netz mit negativem Vorzeichen der Entladeleistung der Batterie entgegengesetzt wirkt, ergibt sich die Bilanz unter Einbezug der Summe der beiden Größen wie folgt.

$$K_p(t) = (P_{dch}(t) \cdot e_{dch}(t) + P_{UW}(t)) \cdot (-1) \cdot k_p \cdot \Delta t \cdot \beta(P_{UW}(t)) \quad (6.2)$$

Mit

k_p spezifische variable Energiebezugskosten in €/kWh

Für die Minimierung dieses Kostenelements ist demnach über die Anpassung von P_{dch} , unter der Voraussetzung einer erteilten Entladefreigabe, ein Ausgleich des negativen P_{UW} und P_{dch} zu erreichen, um dem prognostizierten Netzbezug P_{UW} mit entsprechenden Bezugskosten abzuwenden. Der Ausdruck $\beta(P_{UW})$ in (6.2) stellt dabei als binärer Ausdruck durch

$$\beta(P_{UW}(t)) = \begin{cases} 1, & P_{UW}(t) \leq 0 \\ 0, & P_{UW}(t) > 0 \end{cases}$$

sicher, dass nur Zeiten mit negativen Werten für P_{UW} in die Bezugskosten eingehen und im Umkehrschluss zu verhindern, dass positive Leistungen als negative Kosten, also Einnahmen, interpretiert und entsprechend optimiert werden. Im Grunde ist der so vermiedene Umkehrschluss richtig, da Zeiten mit positiven Leistungen am Umspannwerk zu einer vergüteten Einspeisung von Energie führen. Jedoch ist die spezifische Vergütung pro eingespeiste Kilowattstunde, k_{me} , eine andere als die Kosten k_p für den Bezug. Die Nebenbedingung für K_p wird mit der Regel `purchase_rule` aufgesetzt.

```
def purchase_rule(model, timestep):
    return model.purchase[timestep] == (model.P_discharge[timestep] *
    model.enable_discharge[timestep] + model.P_UW[timestep]) *
    purchase_price * timestep_length *
    - 1 * int(model.P_UW[timestep] <= 0)
```

Die vergütete Einspeisung

Die erwähnte vergütete Einspeisung wird im zweiten Term der Zielfunktion mit K_{me} betrachtet. Wird Energie aus der Batterie genutzt, um Eigenverbrauch zu decken, ist zu berücksichtigen, dass diese Energiemenge nicht mehr für eine vergütete Einspeisung zur Verfügung steht. Daher sind die Kosten für die Deckung des Eigenverbrauchs mit den versäumten Einnahmen K_{me} zu belasten.

$$K_{me}(t) = P_{dch}(t) \cdot e_{dch}(t) \cdot v_E \cdot \Delta t \cdot \alpha (P_{UW}(t)) \quad (6.3)$$

Mit

v_E spezifische Einspeisevergütung in €/kWh

K_{me} wird, wie K_p , auf der Grundlage der Entladeleistung P_{dch} anstelle der Ladeleistung bestimmt, da Energie, die in der Batterie gespeichert wird, nicht per se für die Deckung des Eigenverbrauchs eingesetzt wird, sondern auch wieder gewinnbringend eingespeist oder für andere Anwendungen genutzt werden kann. $\beta(P_{UW}(t))$ ist ebenfalls Teil von (6.3), um sicherzustellen, dass nur solche Energie, die zur Deckung des Eigenverbrauchs eingesetzt wird, in K_{me} eingeht. Für die Speicherung der Energie im BESS und die Lade-/Entladevorgänge werden im Modell bisher keine Verluste veranschlagt.

```

Def missed_earnings_rule(model, timestep):
    return model.missed_earnings[timestep] ==
    model.P_discharge[timestep] * model.enable_discharge[timestep] *
    selling_price * timestep_length * int(model.P_UW[timestep] <= 0)
    
```

Der Leistungspreis

Der Leistungspreis LP ist das dritte Kostenelement in der Zielfunktion und bepreist die maximale Bezugsleistung.

$$LP = \min(P_{UW,Bat}) \cdot (-1) \cdot lp \quad (6.4)$$

Mit

$$\min(P_{UW,Bat}) = \{x \mid x \in \mathbb{R} \wedge x < 0\}$$

lp spezifischer Leistungspreis in €/kW a

Da der Bezug von Energie aus dem Netz am UW als negativ gegenüber einer Einspeisung erfasst wird, ist $\min(P_{UW,Bat})$ dabei die maximal auftretende Bezugsleistung am Umspannwerk, die innerhalb der Abrechnungsperiode von einem Jahr unter Einwirken von P_{Bat} auftritt. Da die Nebenbedingungen, wie alle Komponenten des Optimierungsmodells, auf jeden Zeitschritt der indizierten Variablen abgeschlossen anwendbar sein müssen, können diese Variablen nicht in Nebenbedingungen in ihrer Veränderung über die Gesamtheit der Zeitschritte und untereinander vergleichend betrachtet werden. Um dennoch die minimale $P_{UW,Bat}$ über die Dauer des erstellten Fahrplans zu ermitteln und als Variable im Modell anwendbar zu machen, wird diese nach

$$\min(P_{UW,Bat}) \leq P_{UW,Bat}(t)$$

bestimmt. Damit wird der Variable $\min(P_{UW,Bat})$ im Modell der Zahlenraum von $-\infty$ bis zum kleinsten für $P_{UW,Bat}(t)$ optimierten Wert zugeordnet. Das Bestreben einer Minimierung von (6.4) im Sinne der Zielfunktion, sorgt für eine Maximierung der negativen Variable $\min(P_{UW,Bat})$. Dadurch wird mit dem minimalen auftretenden Wert für $P_{UW,Bat}(t)$ der maximale mögliche Wert an der oberen Grenze des zulässigen Zahlenraums für $\min(P_{UW,Bat})$ gewählt. Das entsprechende Minimum wird dabei in seiner Definition als Variable des Optimierungsmodells mit

$$\text{model.min_PUW_bat} = \text{Var}(\text{within}=\text{NegativeReals})$$

auf den Raum der negativen, realen Zahlen beschränkt. Dadurch wird sichergestellt, dass bei einem Ausbleiben negativer Umspannwerksleistungen nicht fälschlicherweise positive Leistungen am UW als gewinnbringend im Sinne einer Umkehrung des Vorzeichens des Leistungspreises interpretiert und entsprechend in der Optimierung angestrebt werden.

6.3.6 Konkurrierende Nutzungen - PRL

Die Bereitstellung von PRL wird als konkurrierende Nutzung des Batteriespeichers im Optimierungsmodell einbezogen. Da aktuell keine Vermarktung der Batteriespeicherkapazität am Regelenenergiemarkt erfolgt, beruht der hier betrachtete

Einbezug auf einer theoretischen und potenziellen Vermarktung, um ihre Anwendbarkeit zu untersuchen. Durch die Graustromverriegelung (siehe Kapitel 3.2) sind die Zeiten beschränkt in denen der Batteriespeicher bidirektional angesteuert, also sowohl entladen als auch geladen, werden kann. Die Ladefreigabe stellt eine Ladung der Batterie ausschließlich in Zeiten ausreichend hoher Netzeinspeisung durch den WP sicher, um eine Speicherung von Graustrom in der Batterie auszuschließen. Während einer Bereitstellung von PRL ist sicherzustellen, dass der Speicher zu jeder Zeit befähigt ist, die vermarktete Leistung zu erbringen. Als volatile Energiequelle ist die Windenergie stets Schwankungen unterworfen. Die Leistungsprognose formuliert darüber hinaus lediglich stundenscharfe Mittelwerte, um welche sich die auftretenden Leistungen im Idealfall streuen. Von einer sichergestellten Leistung kann hier also nicht ohne weiteres ausgegangen werden. Um eine durchgehende Ladefreigabe während den PRL-Zeiten mit hoher Wahrscheinlichkeit zu gewährleisten, werden in der entsprechenden Qualifizierung nur Zeiten mit einer prognostizierten Einspeiseleistung von mehr als 4 MW für alle Stunden des potenziellen PRL-Zeitraums gewählt. Seit dem 01.07.2020 wird die PRL in Deutschland für jeden Tag in sechs Produktzeiträumen à 4 Stunden ausgeschrieben [32]. Dementsprechend werden auch in der Optimierung die 4-Stundenblöcke von 00:00 bis 04:00, 04:00 bis 08:00, usw. der Folgetage untersucht. Nur, wenn die prognostizierte Leistung aller Stunden eines Blocks 4 MW übersteigt, wird dieser für die PRL-Bereitstellung beansprucht. In diesem Fall wird der Ladestand der Batterie vom Fahrplan im Vorlauf des jeweiligen Blocks auf 50 % gefahren und Nutzungen der Batterie abweichend von der PRL-Bereitstellung für die Dauer des Blocks unterbunden. Auf Grund der Tatsache, dass bisher keine tatsächliche Vermarktung der Batteriekapazität am Regelenergiemarkt erfolgt, wird hier derzeit von dieser Unterbindung abgesehen. Kommt es im Zuge der Umsetzung des Fahrplans und Ansteuerung der Batterie während eines vom Fahrplan für PRL optimierten Blocks zu einer unerwarteten Flaute, so wird die Energie in der Batterie für die Deckung des EV eingesetzt. In der Praxis wäre in diesem Fall die Befähigung der Batterie zur bidirektionalen Bereitstellung von PRL durch den Entzug der Ladefreigabe durch die Graustromverriegelung nicht mehr gegeben. In den Ergebnissen der EVO werden entsprechenden Fälle daher vermerkt und gespeichert. Mit einer Auswertung dieser Vorkommen von PRL-Verletzungen kann das Vorgehen zur Bestimmung potenzieller PRL-Zeiten getestet und bei Bedarf verbessert werden.

6.3.7 Nachhaltiger Betrieb der Batterie

Eine nachhaltige Betriebsweise soll die Lebensdauer der Batterie schonen, ohne die Produktivität der Eigenverbrauchsoptimierung zu schmälern. Betrachtet man das Ziel der Optimierung in Form der kosteneffizienten und netzdienlichen Deckung des Eigenverbrauchs des WPs in konstruktiver Kombination mit konkurrierenden Nutzungen des BESS, ist das Motiv des nachhaltigen Batteriebetriebs neben dem Leistungspreis einer der treibenden Gründe für eine vorausschauende Fahrplanoptimierung. Abbildung 6.3 veranschaulicht die Unabdingbarkeit eines vorausschauenden Fahrplans für eine möglichst konstruktive und nachhaltige Betriebsweise des Batteriespeichers.

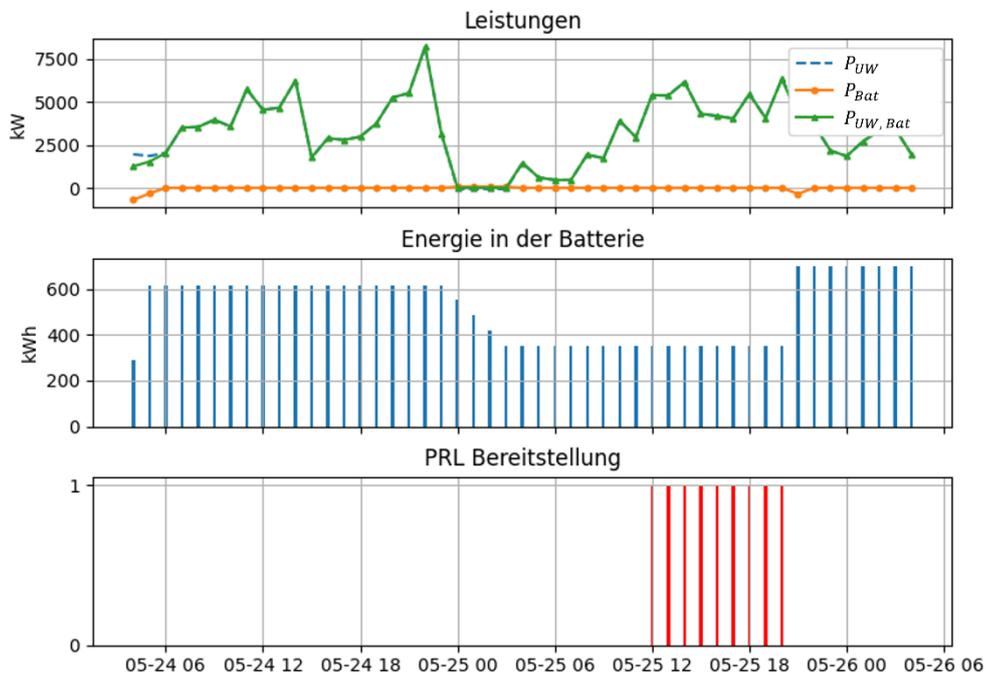


Abbildung 6.3 Vorausschauende Fahrweise des BESS in Bewirtschaftung von Flaute und PRL Bereitstellung (eigene Darstellung)

Der betrachtete Zeitraum weist eine Flaute und ein Intervall zur Bereitstellung von Regelleistung auf. Der Fahrplan sorgt für eine Anpassung des Ladestands der Batterie im Vorlauf der Flaute, der mit der Abdeckung der Flaute einen Ladestand von 50 % für die Bereitstellung der PRL erreicht. In der Live-Anwendung werden dabei Abweichungen auf Grund divergierender Flautenverläufe und Bezugsleistungen erwartet. In der Erstellung des

Fahrplans ist darauf zu achten, dass einem PRL-Intervall mindestens eine Stunde mit erteilter Ladefreigabe vorangeht, um den Einfluss der benannten Abweichungen auf den Verlauf des geplanten Energiegehalts der Batterie im Vorlauf der PRL-Bereitstellung auszugleichen. Es ist also pauschal immer von mehr Ladevorgängen auszugehen als vom Fahrplan suggeriert, jedoch handelt es sich dabei in der Regel um Korrekturen. Mit einer akuten Ansteuerung der Batterie, die nur auf die vorliegende Leistungssituation reagiert und im direkten Vorlauf eines PRL-Intervalls auf den entsprechenden Ladestand gefahren wird, ist eine lebenszyklenschonende Betriebsweise unter einer zufriedenstellenden Erfüllung der Eigenverbrauchsdeckung und konkurrierender Nutzungen nicht in vergleichbarem Maße umsetzbar.

6.3.8 Vereinfachungen / Einschränkungen

Zeiten aktiver Abregelung der maximalen Einspeiseleistung des WP durch den Direktvermarkter oder im Zuge von Einspeisemanagementmaßnahmen werden in der Optimierung bisher nicht berücksichtigt. Da diese, wie in Kapitel 5.5 erwähnt, nicht prognostiziert werden, können sie auch in der Erstellung des Fahrplans nicht einbezogen werden. In Zeiten einer entsprechenden Abregelung, ist der Batterie jegliches Agieren untersagt, um ein vom Netzbetreiber oder Direktvermarkter ungeplantes Einwirken auf die Leistungsbilanz des WPs auszuschließen und die Einhaltung der vorgegebenen Grenzen zu gewährleisten. Durch den Entzug der Lade- und Entladefreigabe haben die Abregelungen einen Einfluss wie das Auftreten einer im Fahrplan nicht berücksichtigten konkurrierenden Nutzung der Batterie. Im verheerendsten Fall gibt eine solche Abregelung eine komplette Abregelung des WPs mit einer Begrenzung der Einspeiseleistung auf 0 kW vor. Damit wird der Eingriff nicht nur zu einer unvorhergesehenen konkurrierenden Nutzung, sondern erzeugt durch die entzogenen Entladefreigabe der Batterie einen nichtabdeckbaren Eigenverbrauch. Während in der energiebilanziellen Betrachtung lediglich der aktive Zeitraum der vorliegenden Beschränkung kompromittiert ist, macht die dabei auftretende Bezugsleistung die Senkung der maximal auftretenden Bezugsleistung im Sinne einer Reduzierung des Leistungspreises für die gesamte vorliegende Abrechnungsperiode hinfällig. Da die Abrechnungsperiode ein Jahr beträgt und es mehrfach im Jahr zur kompletten Abregelung des WPs Hamburg-Curslack kommt, lässt sich die Deckelung der Bezugsleistung in Hinblick auf einen finanziellen Nutzen derzeit nicht konstruktiv realisieren.

Der Leistungspreis und seine Deckelung ist trotzdem ein elementarer Teil dieser Arbeit, um Argumente für eine Alternative zu dem vorgestellten Entzug aller Handlungsfreigaben des Batteriespeichers in besagten Zeiten aktiver Abregelung zu präsentieren. Die Maßnahmen könnten nach dem Vorbild der Graustromverriegelung für die Zeit einer Abregelung von einer bidirektionalen zu einer einseitigen Sperrung der Ladefreigabe der Batterie geändert werden. Die Versorgung des Bedarfs im Abregelungszeitraum könnte dann in die Batterieansteuerung aufgenommen werden und, bei verfügbarer Energie in der Batterie, in einem Zusammenwirken aus Abregelung der WEA und der Batterie auf eine Einspeisung von 0 kW unter Vermeidung höherer Netzbezüge geführt werden. Der konstruktive Einsatz der Eigenverbrauchsoptimierung in dieser Arbeit soll als Anreiz für derartige Anpassungen der Strukturen und einer Weiterentwicklung der Optimierung dienen.

6.4 Betrachtung/Bewertung der Optimierung

Die Funktionalität und Wirkungsweise der Optimierung wird für einen Testzeitraum von 10 Wochen zwischen März 2021 und Juni 2021 betrachtet. Die Eingangsdaten bilden die stundenscharfen Leistungsprognosen aus dieser Zeit.

Die Optimierung formuliert die variablen Kosten im Zuge der Eigenverbrauchsversorgung, die sich aus Aufwendungen für genutzte Energie aus dem Batteriespeicher und verbleibende Netzbezüge ergeben. Sie werden an dieser Stelle mit simulierten Kosten für eine rein aus dem Netz bezogene Versorgung des Eigenverbrauchs verglichen. Damit liegt der Fokus der Betrachtung auf der Wirkweise des Optimierungsmodells. Eine ganzheitliche Betrachtung der Eigenverbrauchsoptimierung erfolgt in Kapitel 0 bei der die Umsetzung des formulierten Fahrplans in einer Live-Anwendung und im Vergleich zu den tatsächlich auftretenden Leistungen untersucht wird.

Die Optimierung verringert die Zielgröße der variablen Energiekosten um etwa 52 %. Die maximale Bezugsleistung konnte von 68 kW auf 27 kW und damit auch der Leistungspreis um 60 % gesenkt werden. Für eine aufschlussreiche Betrachtung werden hier Ausschnitte anstelle des gesamten Fahrplans in verschiedenen Graphen gezeigt. Abbildung 6.4 zeigt einen Ausschnitt des Fahrplans für etwa drei Tagen vom 29.03.2021 bis 02.04.2021.

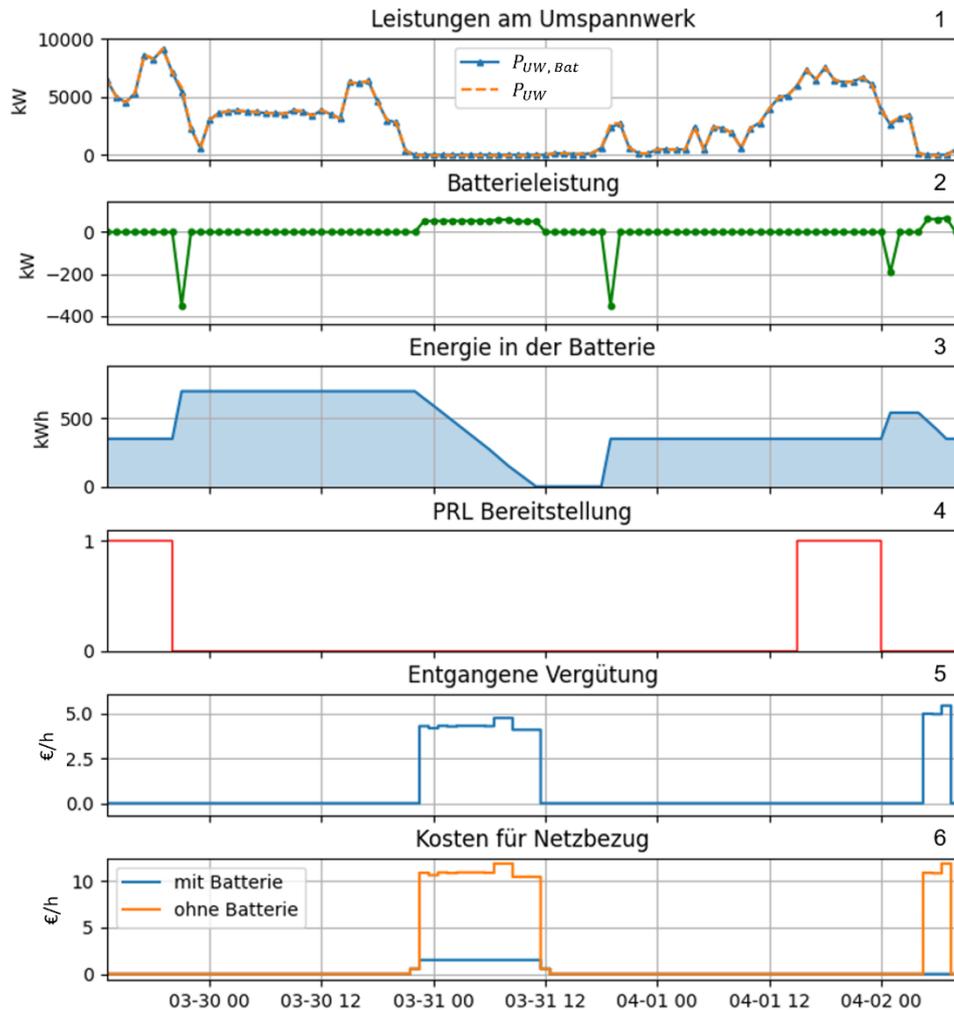


Abbildung 6.4 Batteriefahrplan und formulierte Zwischenergebnisse für eine Dauer von drei Tagen (eigene Darstellung)

Der erste Graph der Abbildung 6.4 zeigt mit P_{UW} die prognostizierte Eingangsgröße der Optimierung. $P_{UW,Bat}$ entspricht dabei in den meisten Zeiten P_{UW} . Die Abweichung zwischen den beiden Größen in der auftretenden Flaute und während Ladungsvorgängen sind bei der gegebenen Skalierung des Graphen nicht erkennbar. Der Netzbezug im untersten Graph zeigt jedoch, dass sich die Flaute von 23:00 am 30.03.2021 bis 12:00 des Folgetages erstreckt. Am Verlauf der Kosten für einen Netzbezug mit Batterie wird ersichtlich, dass die Kapazität der vollgeladenen Batterie nicht ausreicht, um den Eigenverbrauch der kompletten

Flaute zu decken. Denn der gesamte Energiegehalt der Batterie wird, wie in Graph 3 in Abbildung 6.4 zu sehen, für die Deckung der Flaute aufgezehrt. Trotzdem ist darüber hinaus ein geringer Netzbezug zur vollständigen Versorgung des Eigenverbrauchs nötig (blaue Kurve, Graph 4). Die maximale Bezugsleistung der hier betrachteten Flaute wurde durch den Einsatz der Batterie von ca. 68 kW auf 9 kW reduziert. Mit dem Auftreten einer ausreichend hohen Leistung des WPs nach der Flaute, wird die Batterie wieder geladen. Allerdings wird sie nicht vollständig aufgeladen, sondern mit Hinblick auf die bevorstehende potenzielle PRL-Bereitstellung auf einen SoC von 50 % (350 kWh) geladen. Die sich daran anschließende kurze Flaute am Ende des abgebildeten Zeitraums kann von der Batterie komplett gedeckt werden und es treten keine Netzbezüge unter Batterienutzung auf.

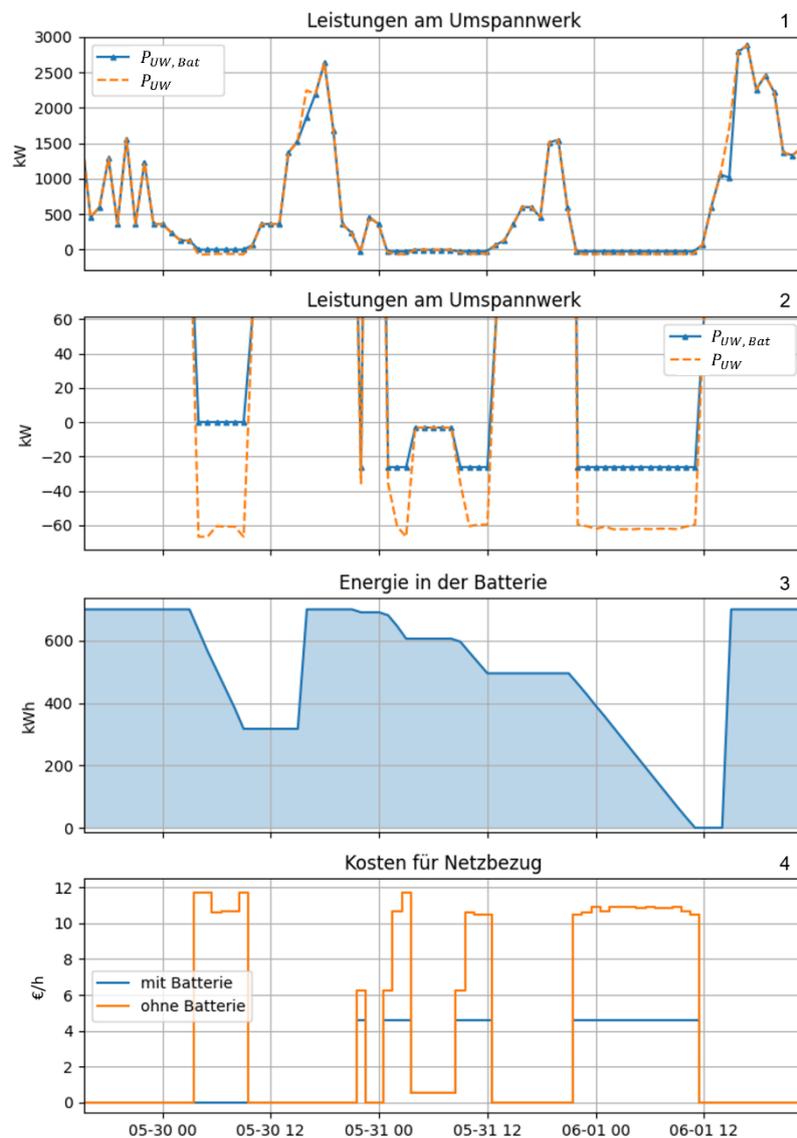


Abbildung 6.5 Betrachtung eines Fahrplans für eine Zeit mehrerer aufeinander folgender Flauten (eigene Darstellung)

Abbildung 6.5 zeigt eine Abfolge mehrerer Flauten zwischen dem 30. Mai 2021 und dem 01. Juni 2021. In dieser Periode tritt die maximale optimierte Bezugsleistung von 27 kW für den gesamten untersuchten Zeitraum unter Einwirkung des BESS auf. Grund dafür ist die Tatsache, dass zwischen den Flauten von 12:00 am 31.05.2021 bis um 12:00 am 01.06.2021 die Leistung am Umspannwerk (Graph 1 in Abbildung 6.5) nicht über 1600 kW steigt und damit der Batteriespeicher keine Ladefreigabe erhält. In Graph 2 ist zu sehen, wie die erste

Flaute noch komplett abgedeckt wird und die Bezugsleistung (negativer Anteil von $P_{UW,Bat}$) auf null gehalten werden kann, da ein Vollladen im Anschluss (am Nachmittag des 30.05.2021) möglich ist. Die darauffolgenden Flautezeiten werden auf einen einheitlichen Netzbezug und dafür anfallende Kosten pro Zeitschritt von einer Stunde (Graph 4) begrenzt. Dieses Beispiel veranschaulicht die Herausforderung aufeinanderfolgender Flautezeiten ohne eine zwischenzeitliche Ladefreigabe.

Die vom Fahrplan formulierten stündlichen Werte für die Batterieleistung P_{Bat} und den Ladestand der Batterie E_{Bat} werden der Live-Umsetzung der EVO als Vorgaben übergeben und stellen damit situationsbedingt Grenzen oder direkte Sollwerte dar. Die Betrachtung der Optimierungsergebnisse im Kontext der akut gemessenen Daten erfolgt zusammen mit jener ihrer Live-Umsetzung in Kapitel 8.2.

7 Die Live-Anwendung der EVO

Die Live-Anwendung ist der dritte Teil der Eigenverbrauchsoptimierung. Sie kombiniert die Umsetzung des formulierten Batteriefahrplans mit der Reaktion des Tools auf die akute Leistungsbilanz am Umspannwerk und Gegebenheiten am Batteriespeicher. In diesem Kapitel erfolgt die Einordnung der Live-Anwendung in das Gesamtkonzept des Tools, sowohl auf Daten- und Programmstruktur als auch in der physikalischen Umsetzung, bevor die Entwicklung und Funktionsweise der Anwendung selbst beschrieben und die formulierten Ergebnisgrößen vorgestellt werden.

7.1 Ziel der Live-Anwendung

Die in Kapitel 0 vorgestellte Lösung des Optimierungsmodells resultiert in einem vorausschauenden Fahrplan für den Betrieb des Batteriespeichers auf Grundlage der Leistungsprognose. In der Live-Anwendung geht es darum diese stundenscharfen Vorgaben in einer akuten Formulierung von Sollwerten für die Leistung des Batteriespeichers auf Grundlage der Speicherparameter und des Leistungsmesswerts am Umspannwerk einzubeziehen und, wenn möglich, umzusetzen. Die von Prognose und Optimierung formulierten Zustände sind mit Fehlern und Unsicherheiten behaftet. Selbst im Fall einer Leistungsprognose mit hoher Genauigkeit ist lediglich der Mittelwert für die betrachtete Stunde repräsentativ dargestellt, wobei die real auftretenden Leistungswerte stark um ihren Mittelwert schwanken. Deswegen ist die Batteriesteuerung primär auf Messwerte ausulegen. Die Aufgabe der Live-Anwendung besteht in der Formulierung dieser Steuerung, in der die Werte des Fahrplans geprüft werden und, falls anwendbar, als Zielgrößen oder Grenzen anstatt direkter Vorgaben einbezogen werden. Neben den Vorgaben für die Batteriesteuerung bestimmt die Anwendung die Kosten für die Deckung des EV.

Aus regulatorischen Gründen wird in dieser Arbeit auf eine Umsetzung der Ansteuerung durch den FoCon des Batteriespeichers verzichtet. Trotzdem sind die Prozesse der Ansteuerung so programmiert, dass sie sich bei einem Wechsel zwischen den Betriebsweisen mit und ohne einer Umsetzung der Ansteuerung durch den FoCon des Batteriespeichers

automatisch und flexibel anpassen (siehe Kapitel 7.3.6) und eine besagte Ansteuerung zukünftig freigeschaltet und getestet werden kann.

7.2 Einbettung der Live-Anwendung in das Gesamtsystem

In der Live-Anwendung wird nicht, wie bei Prognose und Optimierung, eine vorausschauende Aussage im Stundentakt getroffen, sondern eine Messwert-basierte Echtzeitsteuerung im Sekunden- bis Subsekundentakt vorgenommen. Für eine möglichst kurze Reaktionszeit der Anwendung inklusive der Übermittlungszeiten für den Erhalt der Eingangsmesswerte und das Senden der Leistungsvorgaben, läuft die Live-Anwendung nicht wie die anderen Programmteile auf dem Server des TEC, sondern auf einem Computer direkt im Kontrollcontainer des Batteriespeichers im WP. In dem dortigen lokalen SRKW-Netz erhält die Live-Anwendung Messwerte von der lokalen SCADA und schickt die resultierenden Vorgaben für den Batteriespeicher an dessen FoCon. Die formulierten Ergebnisse werden aus dem WP per Richtfunkverbindung ans TEC übermittelt und dort in der Datenbank gespeichert.

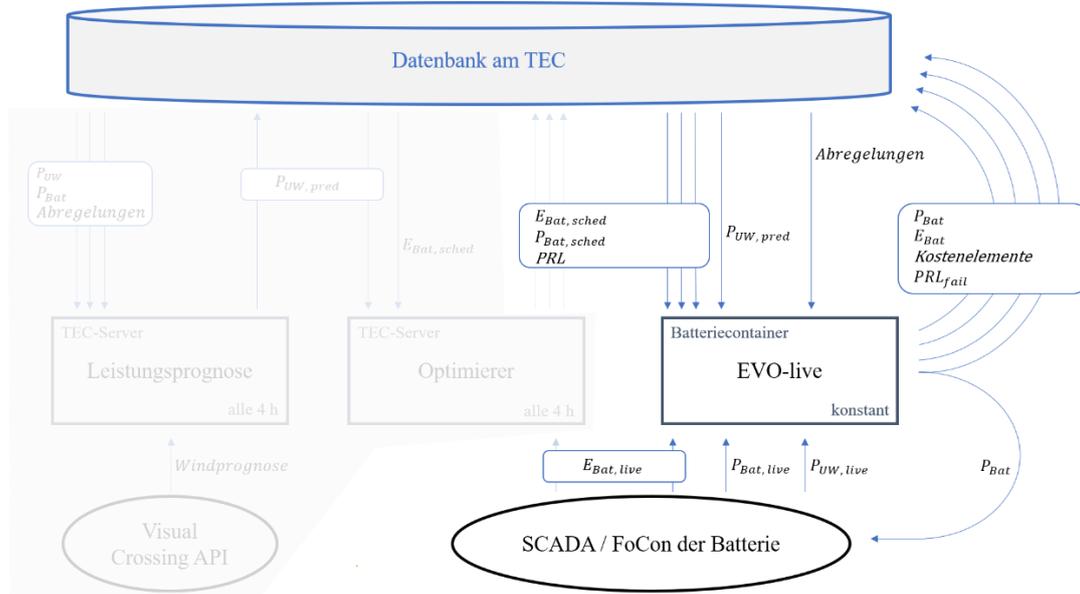


Abbildung 7.1 Gesamtkonzept und Datenaustausch der EVO - Fokus auf Live-Anwendung
(eigene Darstellung)

Abbildung 7.1 zeigt den Datenaustausch der Live-Anwendung (EVO-live) mit der SCADA Station und dem FoCon des Batteriespeichers, sowie mit der Datenbank am TEC im Gesamtkontext der Anwendung. Von der Datenbank am TEC bezieht die Steuerung, im Vier-Stunden Takt aktualisiert, die Leistungsprognose und den Batteriefahrplan. Der Batteriefahrplan enthält stundenscharfe Vorgaben für einzuhaltende Ladestände, bzw. Energiegehalte $E_{Bat,sched}$ des Batteriespeichers und gegebenenfalls Grenzen für dessen Entladeleistung $P_{Bat,sched}$, sowie für potenzielle PRL-Bereitstellung vorgesehene Zeiten. Die prognostizierte Leistung am Umspannwerk $P_{UW,pred}$ wird für den Umgang mit vorhergesagten langen Flauten (siehe Kapitel 7.3.6) ebenfalls bezogen. Außerdem werden etwaige Abregelungen der WP-Leistung im Zuge des EM oder der Direktvermarktung von der Datenbank abgerufen, um die damit einhergehenden Sperrungen der Batterieaktivität zu berücksichtigen. Von SCADA und FoCon werden Messwerte aus dem SRKW per MQTT direkt bezogen. Dies sind die akute Leistungsbilanz am Umspannwerk $P_{UW,live}$ und der gegenwärtige Status des Batteriespeichers in Form der Leistung an seinem Anschlusspunkt im WP-Netz $P_{Bat,live}$ sowie des Ladestands/Energiegehalts $E_{Bat,live}$. Die Ergebnisse der Live-Anwendung beinhalten die Sollwerte für die Batterieleistung P_{Bat} , den daraus resultierenden berechneten Energiegehalt E_{Bat} , die Kostenelemente der EV und

mit PRL_{fail} einen Indikator etwaiger Verletzungen einer PRL-Vorhaltung. Die Kostenelemente entsprechen den in Kapitel 6.3.5 vorgestellten Kosten für den Netzbezug K_p und entgangene Einnahmen K_{me} aus einer Einspeisevergütung. Ihre Bestimmung für verschiedene Szenarien im Zuge der Live-Anwendung wird in Kapitel 7.3.7 weiter beschrieben. Im anschließenden Kapitel werden der Aufbau und Programmablauf der Live-Anwendung beschrieben

7.3 Aufbau der Live-Anwendung

Der auf dem PC im Batteriecontainer laufende Teil des Tools besteht aus den drei Skripten `main.py`, `mjmqtt_wl.py` und `EVO_live.py`. Das `main` Skript initialisiert die Klasse `battery_power` in `EVO_live` und startet über `mjmqtt_wl.py` die Verbindung zum MQTT Broker für den kontinuierlichen Bezug der Messgrößen aus dem SRKW-Messnetzwerk. Mit Erhalt eines jeden neuen Messwerts wird die Methode `batterie_leistung()` der Klasse `battery_power` ausgeführt und die Ergebnisse der Anwendung bestimmt. Die Ergebnisse werden an die Datenbank am TEC gesendet und der Sollwert für die Batterieleistung bei Bedarf per MQTT an den FoCon des Batteriespeichers übermittelt. Stehen ein neuer Batteriefahrplan (alle 4 Stunden) oder eine Änderung des Abregelungssignals auf der Datenbank bereit, werden diese abgerufen und in den Prozess einbezogen. Abbildung 7.2 zeigt den Programmablauf in einem Flow Chart. Im Folgenden wird der Ablauf anhand dieser Abbildung erläutert und dabei auf die einzelnen implementierten Methoden eingegangen.

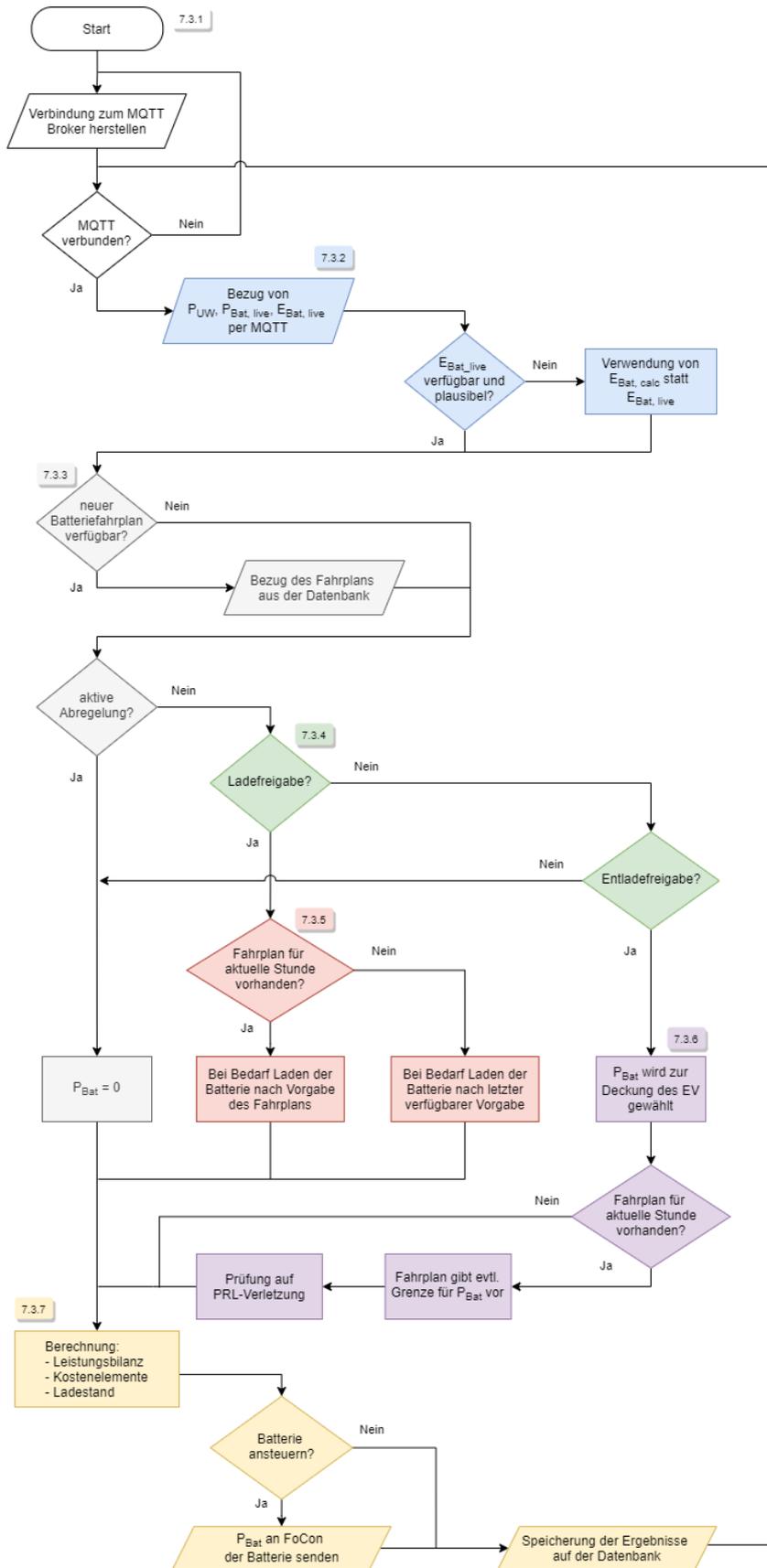


Abbildung 7.2
Ablaufdiagramm der
Live-Anwendung

(Nummern verweisen auf
das beschreibende Kapitel)
(eigene Darstellung)

7.3.1 MQTT Verbindung

Mit dem Start des Programms wird die Verbindung zum MQTT Broker der SCADA Station aufgebaut. Dieser veröffentlicht mehrfach pro Sekunde Messwerte aus dem SRKW. Es werden die Veröffentlichungen der Messwerte der Wirkleistung am Umspannwerk P_{UW} und des aktuellen Ladestands $E_{Bat, live}$ sowie Wirkleistung $P_{Bat, live}$ des Batteriespeichers abonniert. Die Live-Anwendung ist in ihrer Programmierung auf die Unterbrechung verschiedener Schnittstellenverbindungen und die damit einhergehenden Konsequenzen, wie das Ausbleiben des Erhalts des Batteriefahrplans oder die Unerreichbarkeit der Datenbank, vorbereitet (siehe unten). Der Erhalt des aktuellen Messwerts für P_{UW} ist jedoch für die Funktionalität der Steuerung unabdingbar. Deshalb wird die Verbindung zum MQTT Broker zu Beginn jeden Zeitschritts überprüft und nur bei positiver Rückmeldung fortgefahren.

7.3.2 Überprüfung des bezogenen Ladestands

Nach dem Bezug der besagten Messwerte wird der Erhalt und die Plausibilität von $E_{Bat, live}$ überprüft. Ist die Batterie nicht durch Lade- oder Entladevorgänge aktiv, werden von der SCADA oft keine aktualisierten Messwerte veröffentlicht. Außerdem kommt es in unmittelbarem Anschluss an das Ende eines Lade-/Entladevorgangs gelegentlich zu Veröffentlichungen stark abfallender Werte für den Energiegehalt mit unplausiblen Gradienten. Derartige fehlerhafte Werte werden identifiziert und für den weiteren Verlauf des Zeitschritts durch den letzten vom Programm berechneten theoretischen Wert für den Energiegehalt $E_{Bat, calc}$ ersetzt. $E_{Bat, calc}$ wird im weiteren Verlauf jeden Zeitschritts bestimmt und kommt nicht nur als Fehler-/Ausfallersatz für $E_{Bat, live}$ zum Einsatz. $E_{Bat, calc}$ ermöglicht die Erstellung einer simulativen Live-Steuerung dessen Vorgaben nicht vom FoCon umgesetzt werden. Über die Bestimmung des theoretischen Energiegehalts lässt sich die Simulation der Ansteuerung und ihre Wirkungsweise anhand der Ergebnisse in der Datenbank betrachten und nachvollziehen. Darüber hinaus dient sie im Fall einer durchgeführten Ansteuerung dem Vergleich mit dem gemessenen Energiegehalt als Richtwert. Für die Plausibilitätsprüfung wird die Differenz der letzten beiden erfassten Werte für $E_{Bat, live}$ unter Einbezug der Zeitdifferenz zwischen den Messwerten mit der erfassten Leistung $P_{Bat, live}$ abgeglichen.

7.3.3 Batteriefahrplan und Abregelung des Windparks

Alle vier Stunden wird der Batteriefahrplan aktualisiert und auf die Datenbank geschrieben (Kapitel 6.1). Dieser wird in entsprechendem Rhythmus von der Live-Anwendung bezogen und eingesetzt. Ist kein neuer Fahrplan erstellt worden oder die Verbindung zur Datenbank unterbrochen, wird der alte Fahrplan beibehalten.

Im nächsten Schritt wird festgestellt, ob eine Abregelung der maximalen WP-Leistung durch EM oder Direktvermarktung vorliegt. Liegt ein neues entsprechendes Signal vor, wird es von der Datenbank bezogen. Da die Betriebsfreigabe des Batteriespeichers und damit der EVO bei jeglicher Abregelung durch das Signal entzogen ist, sind alle Beschränkungen der maximalen Nennleistung des WP unterhalb der Nennleistung von 12.600 kW gleichwertig als aktive Abregelung zu werten. Ist dies der Fall, wird die Batterieleistung auf 0 kW festgelegt und die Abregelung als Grund in den Ergebnissen vermerkt.

7.3.4 Freigaben des Batteriespeichers

Liegt keine Abregelung vor, wird die Lade- bzw. Entladefreigabe des Speichers überprüft. Die Erteilung der Freigaben erfolgt im Grunde nach den in Kapitel 6.3.3 bereits für das Optimierungsmodell angewandten Regeln. Die Ladefreigabe erfolgt nach der dort beschriebenen Hysterese und die Entladefreigabe unterhalb einer festen Grenze für P_{UW} , wobei diese hier von 100 kW im Optimierungsmodell auf 50 kW abgesenkt ist. Hinzu kommen Abhängigkeiten der Freigaben vom Ladestand des Batteriespeichers: Die Ladefreigabe ist bei einem Füllstand ab 98 %, und die Entladefreigabe bei unter 5 % entzogen. Da die maximale Kapazität des Speichers mit 700 kWh statt 792 kWh bereits deutlich gegenüber dem Datenblattwert abgesenkt ist, ist die hier angelegte SoC-Obergrenze entsprechend hoch und repräsentativ gewählt. Die Ladefreigabe wird außerdem nur in Zeiten ohne PRL-Breitstellung erteilt, um den Ladestand während dieser Zeiten auf dem vorgesehenen Wert von 50 % zu belassen. Für die Entladefreigabe gilt, wie in Kapitel 6.3.6 beschrieben, keine derartige Sperre.

7.3.5 Ladung des Batteriespeichers auf Zielladestand

Liegt eine Ladefreigabe vor, wird der Batteriespeicher bei Bedarf auf einen Ziel-SoC geladen. Falls der Live-Anwendung für die gegenwärtige Stunde ein Batteriefahrplan

vorliegt, wird der in diesem enthaltene Wert für $E_{Bat, sched}$ zur Zielgröße des Ladevorgangs. Auf Grund der Programmierung des FoCon kann die Batterie von der Live-Anwendung nur mit einer direkten Wirkleistungsvorgabe angesteuert werden. Ansteuerungen mit Leistungsrampen, Ladestandvorgaben und ähnlichem sind nicht möglich. Für die Verfolgung des Batteriefahrplans sind aber gerade Ladestandvorgaben entscheidend für die Vorhaltung von Energiekapazitäten zur EV-Deckung und Vorhaltung von PRL-Bedarfen. Die Funktion `Ebat_set` der Live-Anwendung bestimmt aus der Ladestandvorgabe `E_set` und dem vorliegenden Ladestand `E_is` eine simple Annäherungsladekurve. In dieser wird die Leistung von 700 kW bis 20 kW in Abhängigkeit der Differenz zwischen Soll- und Ist-Größe gestaffelt. Bei einer erteilten Ladefreigabe ist auch die Entladung des Batteriespeichers für die Umsetzung einer Ladestandvorgabe zulässig. Dafür wird in `Ebat_set` das Vorzeichen der Ladeleistung anhand des Größenvergleichs von `E_set` und `E_is` bestimmt. Fällt P_{UW} auf unter 800 kW, ist zur Einhaltung der Hysterese der Ladefreigabe P_{Bat} um mindestens 120 kW kleiner als P_{UW} zu halten.

```
def Ebat_set(self, E_set):
    if self.Ebat_live:
        E_is = self.Ebat_live
    else:
        E_is = self.results['E_bat_calc'][-1]
    diff = abs(E_is - E_set)
    # weicht E_is um > 2 kWh von E_set ab, wird ent-, bzw. geladen:
    if diff > 2:
        # Die Richtung der Abweichung bestimmt das Vorzeichen (Laden/Entladen):
        if E_is < E_set:
            vz = -1
        else:
            vz = 1

    if diff > 70: # Annäherung bis auf 10% SoC
        self.P_bat = vz * 700
    elif diff > 35: # Annäherung bis auf 5% SoC
        self.P_bat = vz * 350
    elif diff > 15: # Annäherung bis auf 2% SoC
```

```
self.P_bat = vz * 120
elif diff > 5:
    self.P_bat = vz * 60
else:
    self.P_bat = vz * 20

if self.P_UW <= 800 and
-1 * self.P_bat > int(round(self.P_UW - 120, 0)):
    self.P_bat = int(round(self.P_UW - 120, 0) * -1)
# Zur Einhaltung der 100 kW Untergrenze der Hysterese für die Ladefreigabe
```

Ohne einen aktuellen Fahrplan steht keine Ladestandvorgabe zur Verfügung. In diesem Fall sind zwei Szenarien möglich. Liegt ein alter Fahrplan vor, wird bei einer Ladefreigabe die letzte Ladestandvorgabe aus diesem herangezogen und befolgt, bis ein aktueller Fahrplan abgerufen werden konnte. Ist auch kein alter Fahrplan verfügbar, wird der Batteriespeicher mit einer pauschalen Ladestandvorgabe von 700 kWh vollgeladen, um ohne einen Fahrplan möglichst viel Energie für die Versorgung von EV vorzuhalten.

Mit dem Eintreten eines dieser Fälle wird bei einer Ladefreigabe eine Batterieleistung P_{Bat} zum Erreichen eines angestrebten SoC formuliert, aus der im Anschluss die übrigen Ergebnisse des Zeitschritts berechnet werden (siehe unten). Kommt es hingegen zu einer Entladefreigabe durch eine gemessene $P_{UW} \leq 50$ kW, tritt in der Regel eine Deckung eines EV aus dem BESS ein.

7.3.6 Deckung des Eigenverbrauchs

Wie in Kapitel 7.1 erwähnt, nimmt die Live-Anwendung eine automatische und flexible Anpassung an eine Unterscheidung zwischen einer theoretischen und aktiven Umsetzung der Batterieansteuerung vor. Die zeigt sich unter anderem in dem simplen Einbezug der gemessenen Batterieleistung $P_{Bat, live}$ in der Wahl von P_{Bat} zur Deckung des EV. Wird eine negative P_{UW} gemessen, nimmt P_{Bat} eine dieser entgegen gerichteten positiven Leistung plus einen Puffer von 3 kW an.

$$P_{Bat}(t) = -P_{UW}(t) + 3$$

Ist der Batteriespeicher mit $P_{Bat, live}$ aktiv, ist die gemessene Leistungsbilanz dadurch beeinflusst. Daher geht die Batterieleistung in diesem Fall in die Bestimmung des Leistungssollwerts ein.

$$P_{Bat}(t) = P_{Bat, live}(t) - P_{UW}(t) + 3$$

Ist P_{UW} nicht negativ, also im Kontext der erteilten Entladefreigabe zwischen null und 50 kW, wird für P_{Bat} im Fall einer signifikanten gemessenen Batterieleistung diese übernommen. Andernfalls wird sie als Puffer für den Fall einer weiterabfallenden WP-Leistung auf 10 kW gesetzt.

Bis zu diesem Punkt wird P_{Bat} uneingeschränkt für eine komplette Abdeckung des EV ausgelegt. Im nächsten Schritt wird eine etwaige Einschränkung durch den Batteriefahrplan ermittelt und umgesetzt. Dafür wird, wie im Fall der Ladefreigabe (siehe oben), zunächst das Vorliegen eines aktuellen Batteriefahrplans überprüft. Trifft das zu, wird mit

$$P_{Bat, sched}(t) < -P_{UW, sched}(t)$$

überprüft, ob ein prognostizierter EV, die vom Fahrplan als Reaktion auf diesen formulierte Batterieleistung überschreitet. Ist das der Fall, wurde im Batteriefahrplan eine Abdeckung der gesamten Eigenverbrauchsleistung, im vorliegenden Zeitschritt zu Gunsten der Vorhaltung von gespeicherter Energie für die Versorgung einer längeren Flaute, unterbunden. Überschreitet die vorher von der Live-Anwendung gewählte P_{Bat} die im Fahrplan vermerkte Entladeleistung, wird P_{Bat} auf letztere begrenzt. Damit verbleibt ein Bezug der restlichen Bedarfsleistung aus dem Netz.

Auf die Formulierung einer P_{Bat} für die (anteilige) Deckung eines EV folgt die Prüfung einer PRL-Verletzung. Erteilt die Live-Anwendung auf Grund einer ausreichend hohen Leistung am UW eine Ladefreigabe, wird diese durch das Vorliegen eines PRL-Vermerks entzogen bzw. der Ladestand auf 50 % gehalten. Für die Entladefreigabe im Kontext einer EV-Deckung ist das nicht der Fall. Kommt es zu einer Entladefreigabe, verhindert die Graustromverriegelung jegliche Ladevorgänge des Batteriespeichers (siehe oben). Tritt dies zur Zeit einer PRL-Bereitstellung auf, ist damit die bidirektionale Leistungserbringung nicht

mehr gewährleistet und für den Zeitschritt wird eine PRL-Verletzung verzeichnet. Im Detail wird die PRL-Verletzung bei einer Unterschreitung der P_{UW} von 450 kW verzeichnet. Käme es bei dieser Leistung am UW zu einem Abruf negativer PRL, würde die entsprechende Ladeleistung des Speichers mit der Absenkung der Leistungsbilanz am UW auf unter 100 kW die untere Grenze der Hysterese für die Ladefreigabe unterschreiten, womit diese entzogen würde. Darüber hinaus würde durch eine Entladung der Batterie zu diesem Zeitpunkt der SoC vom verlangten 50 % Wert abgesenkt und damit die symmetrische Energievorhaltung für die Bereitstellung von PRL verletzt werden. Da die Vermarktung der Speicherkapazität am PRL zum gegenwärtigen Zeitpunkt nur theoretisch betrachtet wird und die Deckung des EV im Vordergrund steht, wird jedoch das Entladen der Batterie in dem vorgestellten Fall vorerst nicht unterbunden. Im Falle einer realen Vermarktung sollte die EV-Deckung hingegen unterbunden oder wenigstens in ihrer Energiemenge begrenzt werden.

7.3.7 Ergebnisgrößen der Live-Anwendung

Die Live-Anwendung formuliert als letzte Instanz der EVO die akuten Sollwertvorgaben für die Batterieleistung. Die Leistungsvorgabe P_{Bat} ist damit die primäre Ergebnisgröße sowohl der Live-Anwendung als auch des gesamten Tools. Mit der Berechnung der simulierten oder realen Einwirkung der Ansteuerung auf den Batterieladestand, die Leistungsbilanz am Umspannwerk und die resultierenden variablen Kosten für die Deckung des EV, führt die Live-Anwendung außerdem den Großteil der Aufbereitung der gesamtheitlichen Ergebnisse der EVO aus. Die nach dem beschriebenen Verfahren gewählte Größe P_{Bat} wird im Weiteren für die Bestimmung der übrigen Ergebnisse und Modellvariablen für den jeweiligen Zeitschritt verwendet. Tabelle 7.1 zeigt eine Auflistung der Ergebnisgrößen, die, wenn möglich, am Ende eines Zeitschritts auf die Datenbank geschrieben werden. Vorher wird im Fall einer aktiven Ansteuerung P_{Bat} als Sollwertvorgabe an den FoCon des Batteriespeichers geschickt. Ist die Datenbank nicht erreichbar, werden die Ergebnisse vorerst lokal zwischengespeichert und die Speicherung der akkumulierten Daten wird zu einem späteren Zeitpunkt erneut versucht.

Tabelle 7.1 Ergebnisgrößen der Live-Anwendung

Ergebnis/Variable	Einheit	Beschreibung
$P_{Bat, live}$	kW	Gemessene Batterieleistung
P_{UW}	kW	Messwert der Leistung am Umspannwerk
$time$	Zeitstempel	Zeitstempel der gemessenen P_{UW} (Index des Ergebnis-Datenframes)
P_{Bat}	kW	Sollwert für Wirkleistung des Batteriespeichers
$P_{UW, Bat}$	kW	Leistungsbilanz am UW unter Einwirkung von P_{Bat} (entspricht bei aktiver Ansteuerung P_{UW})
$E_{Bat, calc}$	kWh	Berechneter Ladestand
$time_{now}$	Zeitstempel	Zeitstempel nach abgeschlossener Berechnung des jeweiligen Zeitschritts
EM_{active}	Boolean	Indikator einer vorliegenden Abregelung des WP
PRL_{fail}	Boolean	Indikator einer PRL-Verletzung
$K_{me, sim}$	€	Simulierte Kosten aus versäumten Einnahmen durch ausgebliebene Einspeisung
$K_{me, real}$	€	Reale Kosten aus versäumten Einnahmen durch ausgebliebene Einspeisung
$K_{p, sim}$	€	Simulierte Kosten für Netzbezüge
$K_{p, real}$	€	Reale Kosten für Netzbezüge
$K_{p, nb}$	€	Kosten für Netzbezüge ohne Batteriespeicher

Die ersten drei Zeilen der Ergebnisse in Tabelle 7.1 zeigen die von der SCADA bezogenen Messwerte für die Batterieleistung und die Leistung am UW, sowie den Zeitstempel letzterer. Sie dienen den formulierten Ergebnissen als Vergleichs- und Bezugsgrößen. Der Zeitstempel $time$ dient im Vergleich mit $time_{now}$, der Zeit, zu der die Reaktion der Anwendung auf entsprechenden Messwert formuliert wurde, als Anhaltspunkt für die Reaktionszeit des Skripts (zuzüglich der ausstehenden Kommunikation mit dem FoCon und der Batterie und die Umsetzung der Ansteuerung).

Es wird die aktualisierte Leistung am UW unter Einbezug der formulierten Batterieleistung bestimmt, wobei auch hier zwischen aktiver und theoretischer Ansteuerung unterschieden

wird. Im Fall einer aktiven Umsetzung der Ansteuerung entspricht die gemessene P_{UW} bereits der gesuchten Bilanz, während sie im theoretischen Fall mit der gewählten P_{Bat} summiert wird.

Des Weiteren wird der Einfluss der Leistungsvorgabe P_{Bat} auf den Ladestand des Batteriespeichers $E_{Bat,calc}$ unter Einbezug der Zeitschrittlänge berechnet. Die Kostenelemente (K) für die versäumten Einnahmen (me) und den Netzbezug (p) werden für die verschiedenen Szenarien einer realen ($real$) und simulierten (sim) Umsetzung der Batterieansteuerung bestimmt. Im Fall einer realen Umsetzung sind die jeweiligen Größen der beiden Szenarien identisch. Darüber hinaus werden die Bezugskosten für ein Vergleichsszenario ohne Batterie (no battery – nb) bestimmt. Für letztere wird die gemessene P_{UW} als Berechnungsgröße herangezogen und von dieser etwaige auftretende $P_{Bat,live}$ abgezogen, um den Einfluss des Batteriespeichers aus der entsprechenden Betrachtung eliminieren.

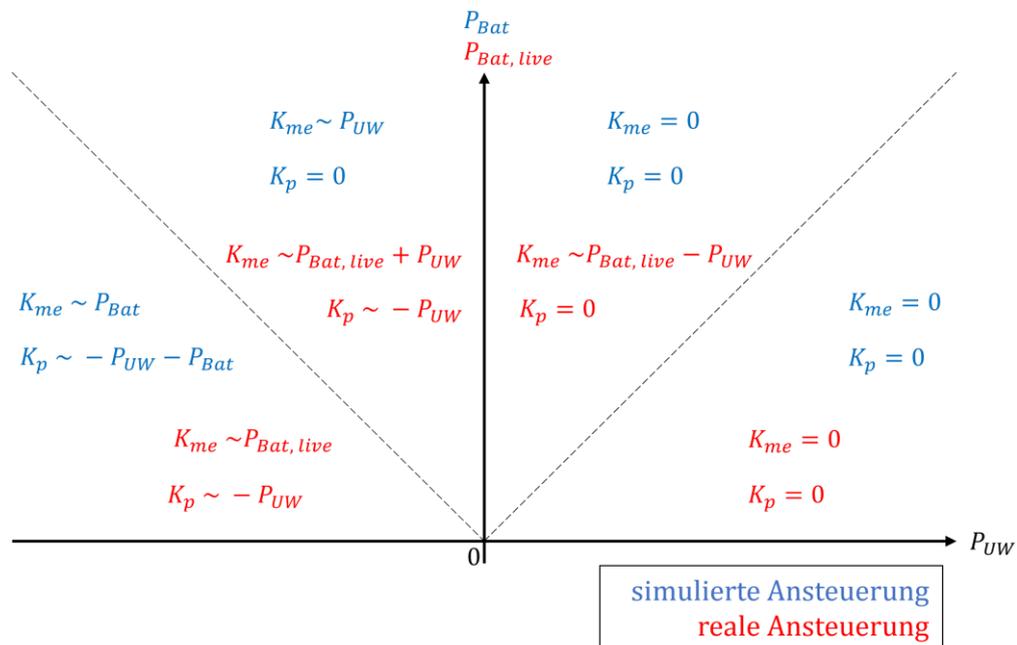


Abbildung 7.3 Abhängigkeiten der Kostenelemente von der UW- und Batterieleistung (gemessen und berechnet) (eigene Darstellung)

Abbildung 7.3 zeigt die verschiedenen Fälle für die Berechnung der Kosten K_{me} und K_p in Abhängigkeit von P_{UW} und P_{Bat} , bzw. $P_{Bat,live}$. Zu sehen sind die ersten beiden Quadranten des Koordinatensystems aus der Umspannwerks- und den Batterieleistungen. Unterschieden

werden in rot und blau die beiden Szenarien einer simulierten Ansteuerung, in dem die Y-Achse P_{Bat} abbildet und einer realen, in der $P_{Bat, live}$ aufgetragen ist. In beiden Quadranten werden durch die Winkelhalbierenden die Fälle unterschieden, in denen die jeweilige Batterieleistung größer ist als die (negierte) UW-Leistung und vice versa. Für positive P_{UW} sind alle Kostenelemente 0 € pro Zeitschritt, bis auf die versäumten Einnahmen bei einer realen Ansteuerung für den Fall $P_{Bat, live} > P_{UW}$. In diesem Fall deckt die Differenz der beiden Leistungen einen EV aus dem Batteriespeicher und wird dementsprechend nicht vergütet. Im zweiten Quadranten gibt die negative P_{UW} immer die realen Bezugskosten vor, während sie im simulierten Fall aus einem Überschuss der Bezugsleistung über P_{Bat} hinaus entstehen. Die versäumten Einnahmen sind in der Simulation abhängig vom kleineren der Werte für $-P_{UW}$ und P_{Bat} . Für die reale Ansteuerung ist stattdessen der Anteil von $P_{Bat, live}$ entscheidend, der für die Deckung des EV beansprucht wird. Dies ist die komplette $P_{Bat, live}$, in Zeiten, zu denen diese geringer ausfällt als P_{UW} . Ist $P_{Bat, live}$ hingegen größer als P_{UW} , ist der Teil von $P_{Bat, live}$ der P_{UW} übersteigt entscheidend. In der Methode `cost_calc()` werden die verschiedenen Kostenelemente berechnet und den Ergebnissen hinzugefügt.

8 Betrachtung der Funktion und Ergebnisse der EVO

In der Betrachtung der Ergebnisse wird die Wirkungsweise der EVO unter verschiedenen Anwendungsschwerpunkten und Bedingungen anhand von Beispielzeiträumen aus ihrer Laufzeit untersucht.

Dabei steht die Funktionalität der Anwendung im Vordergrund. Die Beispielzeiträume mit einigen Stunden Länge beleuchten die Reaktion der EVO in den spezifischen Szenarien, während anschließend eine Betrachtung der variablen Kosten zur Deckung des EV für einen Zeitraum von einer Woche erfolgt.

8.1 EVO im Ad-hoc Betrieb

Im Ad-hoc Betrieb liegen keine Ladestandvorgaben, Batterieleistungsgrenzen oder PRL-Bereitstellungen in Form eines Batteriefahrplans vor und das Laden des Batteriespeichers oder die Deckung des EV werden, wie jeweils in den Kapiteln 7.3.5 und 7.3.6 beschrieben, durchgeführt. Zu diesen Fällen kommt es bei einem Ausfall der Leistungsprognose und/oder der Fahrplanoptimierung, sowie im Fall einer längeren Unterbrechung der Richtfunkverbindung zwischen SRKW und TEC. Dann ist von den drei Hauptprogrammteilen der EVO einzig die Live-Anwendung aktiv.

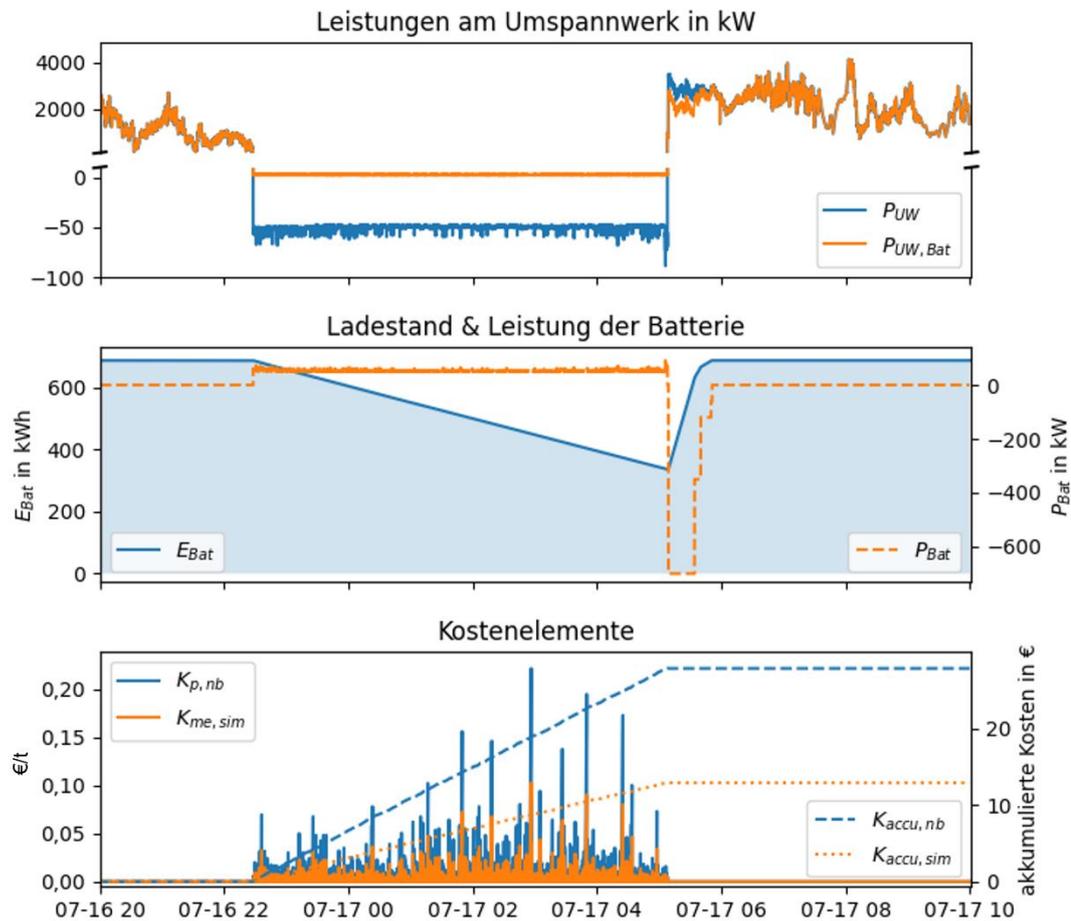


Abbildung 8.1 Live-Reaktion der EVO auf eine auftretende Flaute ohne Fahrplan
(eigene Darstellung)

Abbildung 8.1 zeigt die Ad-hoc Reaktion der Live-Anwendung auf eine Flaute mit einer Länge von sechs bis sieben Stunden. Der erste Graph der Abbildung 8.1 zeigt, wie die primäre Eingangsgröße Leistung am UW von einem Wert zwischen 1 MW und 2 MW auf einen Bezug von etwa 50 kW ($P_{UW} \approx -50$ kW) fällt. Am Ende der Flaute tritt ein maximaler Bezug von 89 kW im Zuge des Anlaufens der WEA auf. In orange ist dazu mit $P_{UW,Bat}$ die Leistungsbilanz unter Einbezug der Antwort der Live-Anwendung gezeigt. Durch die Entladung des Batteriespeichers, im zweiten Graph anhand der Verläufe von P_{Bat} und E_{Bat} gezeigt, wird der Netzbezug verhindert und die Leistungsbilanz am UW bleibt positiv. Der Speicher wurde dafür von 98 % auf etwa 50 % entladen. Es kommt also zu

keinen simulierten Netzbezügen $K_{p,sim}$, jedoch zu versäumten Einnahmen $K_{me,sim}$, die im dritten Graph den realen Netzbezügen ohne Batterie $K_{p,nb}$ gegenübergestellt werden. Es fällt auf, dass die auftretenden Kostenelemente stark schwanken. Die Erklärung dafür liegt in der Bestimmung eben dieser pro Zeitschritt t und in Abhängigkeit der Länge diesen Zeitschritts. Kommt es durch die Verbindungsqualität zu geringen Verzögerungen der Messwertübertragung, verlängern diese die jeweilige Zeitschrittlänge und damit die absoluten energiebedingten Kosten in diesem Zeitschritt. Kommt es zu längeren Zeitschritten, also längeren Verzögerungen zwischen dem Erhalt zweier Messwerte, so wachsen auch die absoluten Kosten für diesen Zeitschritt linear mit seiner Länge. Überschreiten die Lücken zwischen dem Erhalt der Messwerte eine Zeit von fünf Minuten, wird auf eine Bestimmung der Kostenelemente verzichtet. Der untere Graph zeigt neben den Kosten pro Zeitschritt auch ihre Aufsummierung über den Verlauf des betrachteten Zeitraums. Die akkumulierten variablen Kosten für die Deckung des EV ohne Batterie $K_{accu,nb}$ fallen etwa doppelt so hoch aus, wie jene für eine simulierte Ansteuerung $K_{accu,sim}$. Da an dieser Stelle das Wirkprinzip der Live-Anwendung im Fokus steht, wird hier auf die Betrachtung der Vermeidung des Leistungspreises durch die Abdeckung des gesamten EV für den Beispielzeitraum verzichtet.

Nach der Flaute steigt die Leistung des WP schnell auf 2,5 MW bis 3 MW an. Ohne einen Batteriefahrplan ist die Live-Anwendung daraufhin angehalten den Batteriespeicher zurück auf einen vollen Ladestand zu führen. Der Verlauf von P_{Bat} (orange im mittleren Graph) zeigt deren kaskadierende Absenkung mit der Annäherung des Energiegehalts E_{Bat} an einen vollen Ladestand, wie sie in Kapitel 7.3.5 vorgestellt wird.

Es zeigt sich, dass die EVO in ihrer einfachsten Form in einer akuten Reaktion auf den Messwert der Leistung am UW und die Verfügbarkeit des BESS wie beabsichtigt reagiert und klare Einsparpotenziale in der Deckung des Energiebedarfs des SRKW mit zwischengespeicherter Windenergie aufweist. Der WP wurde während der Flaute nicht zu einem Verbraucher elektrischer Energie aus dem Stromnetz.

8.2 Betrieb nach Batteriefahrplan

Im Standardfall formuliert die Optimierung der EVO einen Batteriefahrplan auf Grundlage der Leistungsprognose und der Parameter des Batteriespeichers, welcher von der Live-

Anwendung umgesetzt wird. Der Batteriefahrplan legt stundenscharfe Ladezielvorgaben und Leistungsgrenzen fest. Hier werden anhand der Ergebnisse der EVO die Vorgabe und Umsetzung eines Fahrplans anhand einer PRL-Bereitstellung und die Beschränkung der Entladeleistung der Batterie im Zuge einer Flaute gezeigt.

8.2.1 Beschränkung der Entladeleistung

Kommt es zu einer Prognose längerer oder mehrerer aufeinanderfolgender Flauten, kann es mit der Formulierung einer Obergrenze durch die Optimierung zu einer Deckelung der zulässigen Entladeleistung P_{Bat} kommen. Für die in Abbildung 8.2 gezeigte Flaute wurde von der Fahrplanoptimierung eine Beschränkung der Batterieleistung auf 30 kW vorgegeben. In einem unbeschränkten Betrieb der Batterie wären für die komplette Deckung des EV über 485 kWh, also mehr als 70 % der Speicherkapazität aufgewendet worden. Die Deckelung der Batterieleistung verringert diese Aufwendung auf etwa 265 kWh, bzw. 38 % des SoC. Durch den dabei lediglich teilabgedeckten Netzbezug treten, wie im unteren Graph der Abbildung 8.2 zu sehen, für die simulierte Ansteuerung nicht nur versäumte Einnahmen $K_{me,sim}$, sondern auch Kosten für verbleibende Netzbezüge $K_{p,sim}$ auf. In der Summe fallen diese für den betrachteten Zeitraum jedoch trotzdem etwa 30 % geringer aus als die Kosten für einen reinen Netzbezug $K_{accu,nb}$. Der Leistungspreis wurde durch die Absenkung der maximalen Netzbezugsleistung von 84 kW auf 54 kW um etwa 36 % gesenkt.

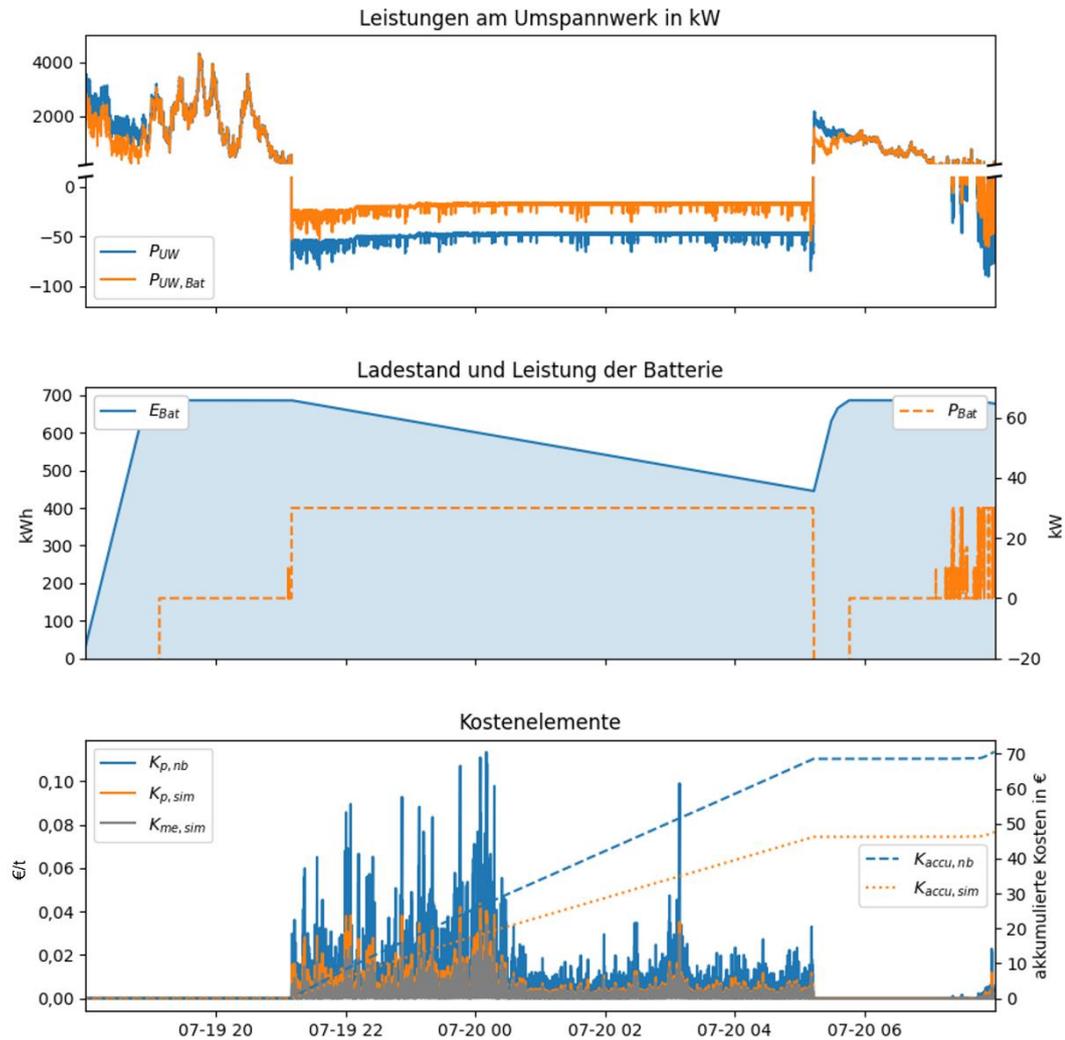


Abbildung 8.2 Umsetzung einer Beschränkung der Entladeleistung des BESS durch den Fahrplan (eigene Darstellung)

Für eine effektivere Deckelung des Leistungspreises in Zeiten gedeckelter P_{Bat} , wird für die Weiterentwicklung der EVO die Empfehlung ausgesprochen, die Beschränkung der Batterieleistung unmittelbar zu Beginn und Ende einer Flaute auszusetzen und bei Bedarf den resultierenden energetischen Mehraufwand über eine entsprechende zusätzliche Absenkung der Batterieleistungsgrenze über die Länge der Flaute zu verteilen. Eine Herausforderung stellt dabei die Identifizierung des Zeitraums kurz vor Ende der Flaute dar.

8.2.2 Abregelung der maximalen Leistung des Windparks

Kommt es zu einer Abregelung der maximalen Leistung des WP, verhindert die Sperrung des Batteriespeichers jegliche Deckung des Auftretenden EV. Abbildung 8.3 zeigt den Verlauf der Eingangsgrößen in Form der Vorgaben zur Abregelung des WP und der Leistung am UW sowie die vorgestellten Ergebnisgrößen.

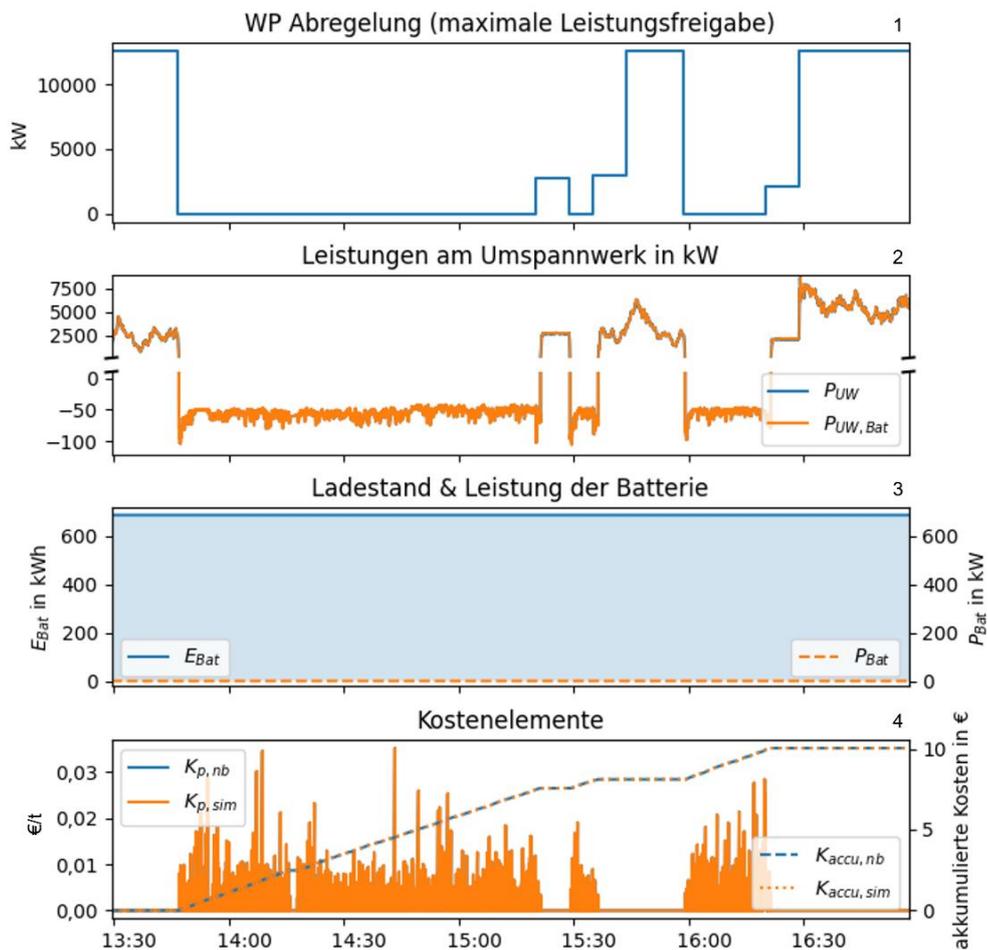


Abbildung 8.3 Reaktion der EVO im Fall von Abregelungen der maximalen WP Leistung
(eigene Darstellung)

Der Ausschnitt zeigt drei aufeinanderfolgende Komplett-Abregelungen des WP. Durch die Sperrung verbleibt der Batteriespeicher, wie im dritten Graph zu sehen, inaktiv und die auftretenden Netzbezüge werden trotz eines vollen Speichers nicht vermieden ($P_{UW,Bat} = P_{UW}$ im zweiten Graph). Dadurch sind auch die auftretenden Kosten für den betrachteten

Zeitabschnitt identisch. Ohne die Sperrung der Batterieaktivität könnten entsprechenden EV aus dem Batteriespeicher (teil-)gedeckt werden. Da sich die Dauer der Abregelungen in der Regel in Grenzen hält, wird das Vermögen zur Deckung des entsprechenden EV, auch ohne eine Prognose der Abregelungszeiträume, als gegeben eingeschätzt. Die Verhinderung jeglicher Netzeinspeisungen durch den Batteriespeicher in Zeiten kompletter Abregelungen, welche die Motivation für die Sperrung des Batteriespeichers in entsprechenden Zeiten ist, könnte mit einer Grenze für die Entladeleistung des Speichers in Abhängigkeit der Höhe des EV sichergestellt werden. Während einer Abregelung könnte der EV zum Beispiel unter Einhaltung eines Puffers durch das BESS gedeckelt anstatt komplett gedeckt werden, um eine versehentliche Einspeisung zu verhindern. Die Optimierung des Batteriefahrplans wäre nach Beendigung einer derartigen Abregelung umgehend erneut auszuführen, um den entsprechend veränderten Ladestand des Speichers im weiteren Fahrplan zu berücksichtigen. In Ermangelung einer Prognose besagter Abregelungen lässt ihre Bewirtschaftung sich nicht in einer Fahrplanoptimierung einbeziehen und berücksichtigen. Gleiches ist jedoch auch gegenwärtig in Form eines komplett nichtdeckbaren EV der Fall. Bei Abregelungen in Zeiten hoher Erzeugung, wie im ersten Graph zu sehen, treten hohe EV-Leistungen auf, da die WEA in einem vollen Betrieb und bei starkem Wind ab- bzw. angefahren werden. In dem hier betrachteten Zeitraum tritt daher eine maximale Bezugsleistung von 105 kW (um ca. 15:30 Uhr) auf. Auch der aus diesem Wert folgende hohe Leistungspreis könnte durch eine Freigabe des Batteriespeichers zur EVO in besagten Zeiten deutlich gesenkt werden. Tatsächlich treten die höchsten EV Leistungen stets in Zeiten einer Abregelung des WP auf. Daher sind die Bemühungen zur Absenkung der Leistungspreiskomponente in den Strombezugskosten des WP nur unter einer besagten Anpassung der Sperrung der BESS-Aktivität in Zeiten der Abregelungen des WP produktiv realisierbar. Ein entsprechendes Potenzial zur Senkung der maximalen Bezugsleistung kann die Fluktuation im Stromnetz zu besagten Zeiten verringern. Damit wird die Netzstabilität gefördert, die der Netzbetreiber durch die Anwendung von EM Maßnahmen zu wahren versucht. Das hier vorgeschlagene Vorgehen sollte also gerade zu diesen Zeiten dem Ziel des Netzbetreiber zuträglich und in seinem Sinne sein.

8.2.3 Bereitstellung von PRL

Die PRL-Bereitstellung ist als stellvertretende konkurrierende Nutzung des Speichers ausschlaggebend für die vorausschauende Vorgabe von Zielladeständen im Fahrplan für eine effiziente Fahrweise der Batterie unter Erfüllung der Anforderungen einer Synergie aus effizienter EV-Deckung und alternativer Nutzung. Wird in der Leistungsprognose für einen der Vier-Stunden-Blöcke der PRL-Vermarktung eine durchgehend hohe Leistung des WP vorhergesagt, wird der jeweilige Block im Fahrplan für die Vorhaltung von PRL vermerkt. In Abbildung 8.4 ist der Verlauf der EVO in einem solchen Fall zu sehen. Der Speicher wird nach dem Durchlaufen einer Flaute im Vorlauf der Bereitstellung auf einen Ladestand von 350 kWh (50 % SoC) geladen und kann diesen während der PRL-Periode von 08:00 bis 16:00 am 03.08.2021 halten. Im Anschluss erfolgt ein Vollladen des BESS auf 100 % in Vorbereitung auf eine anstehende Flaute. Der Ausschnitt zeigt die Funktionalität der Formulierung eines optimierten Fahrplans und dessen Umsetzung im Live-Betrieb. Damit ist die EVO befähigt die Nutzung der Batterie für alternative Anwendungsarten konstruktive mit der Deckung des EV des WPs zu vereinen und damit den Wert des entwickelten Tools zu steigern.

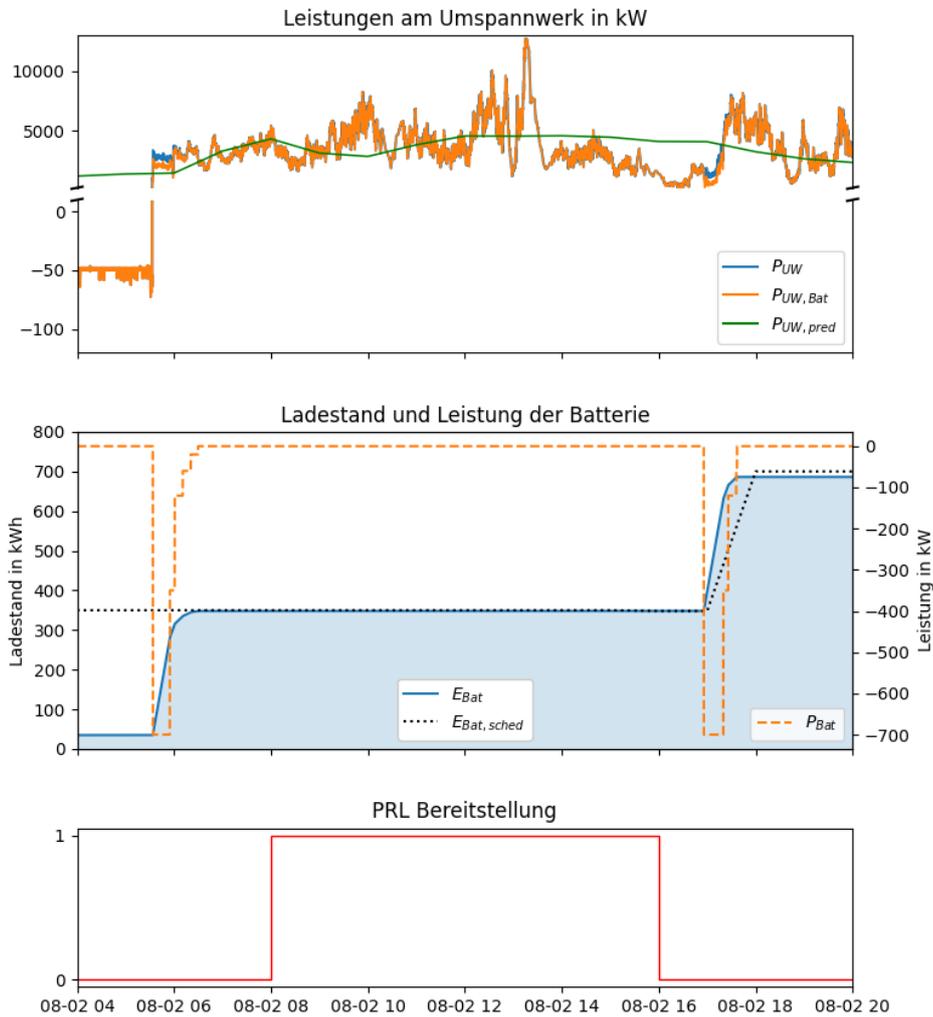


Abbildung 8.4 PRL Vorhaltung durch die EVO (eigene Darstellung)

8.2.4 Lange Flaute & die Qualität ihrer Vorhersagen

Trotz angepasster Prognose durch die Kombination des maschinellen Lernalgorithmus mit der Leistungskurve des WP, wird die Leistung während Niedrigwindzeiten in der EVO oft unzureichend genau prognostiziert. Auch wenn die Bestimmung von Länge und Dauer der Flaute in der Regel treffend ausfällt, wird für die resultierende Leistung während dieser Zeiten oft ein zu hoher Wert formuliert.

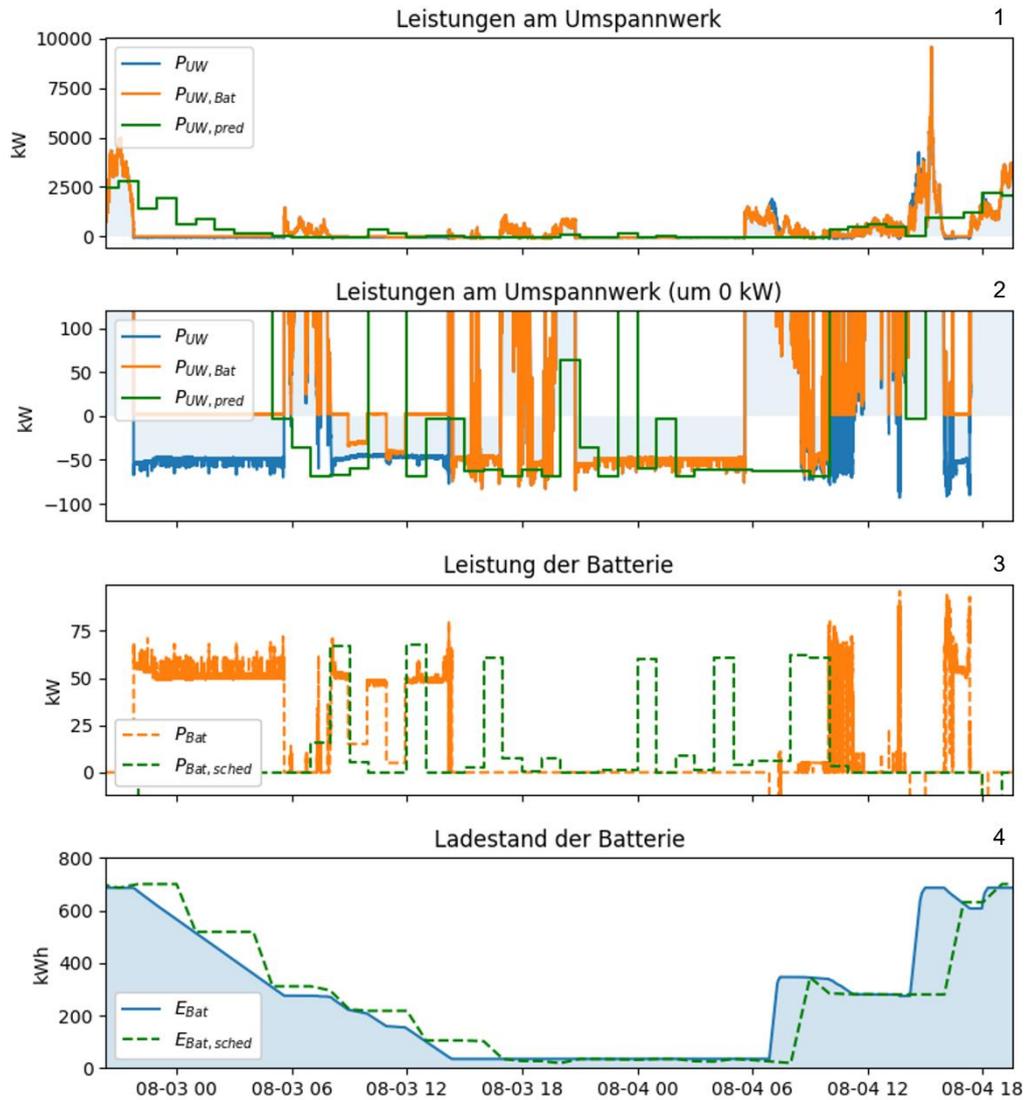


Abbildung 8.5 Anwendung der EVO auf eine lange Flaute (eigene Darstellung)

In Abbildung 8.5 ist eine entsprechende Flaute gezeigt. Die ersten beiden Graphen zeigen die Leistungen am UW in verschiedenen Maßstäben. Es ist ersichtlich, dass die prognostizierte Leistung in grün die Flaute grundsätzlich prognostiziert. Jedoch weicht sie im Detail (zweiter Graph) von den eingetretenen Werten ab und erkennt den Anfang der Flaute zu spät. Dadurch wird eine Beschränkung der Entladeleistung der Batterie (im dritten Graph) nicht oder nur in geringem Maße angewandt. Es ist zu beachten, dass eine Vorgabe der Entladeleistung aus dem Fahrplan ($E_{Bat,sched}$) in grün im dritten Graph nur in den Zeiten als

Beschränkung greift, wenn zur gegebenen Stunde eine negative $P_{UW,sched}$ im zweiten Graph prognostiziert wird. Durch die inkonsequente Deckelung von P_{Bat} ist der Batteriespeicher nach etwa 16 Stunden entladen und kann ab 14:20 am 03.08.2021 im weiteren Verlauf der Flaute keinen Bedarf mehr abdecken. Die maximale Bezugsleistung aus dem Netz kann für den betrachteten Zeitabschnitt von 93 kW lediglich auf 84 kW gesenkt werden. Die Anwendung der Leistungsprognose auf das gesamte Nennleistungsspektrum des WP und ihre geringe Auflösung von einer Stunde limitieren die EVO in ihrem Vermögen zur kosteneffizienten Deckung langer Flaute und sollte daher im Falle einer zukünftigen Weiterentwicklung der Anwendung aufgearbeitet werden.

8.3 Kosteneinsparungen

Die variablen Kosten für die Deckung des EV setzen sich aus den Energiekosten und dem Leistungspreis für den betrachteten Zeitraum zusammen. In der Betrachtung der Ergebnisse werden, wie in Kapitel 7.3.7 vorgestellt, die Fälle mit (*sim*) und ohne (*nb*) eine EVO durch das BESS unterschieden. Darüber hinaus wird der Einfluss der Abregelungen des WPs untersucht. Während für $K_{accu,sim}$ in der Darstellung der Kosten im unteren Graph die Sperrung der Batterie in Zeiten einer Abregelung ignoriert wurde, zeigt $K_{accu,EM}$ den Einfluss entsprechender Einwirkungen auf die Energiekosten und den Leistungspreis. Es wird ein Zeitraum von sieben Tagen betrachtet.

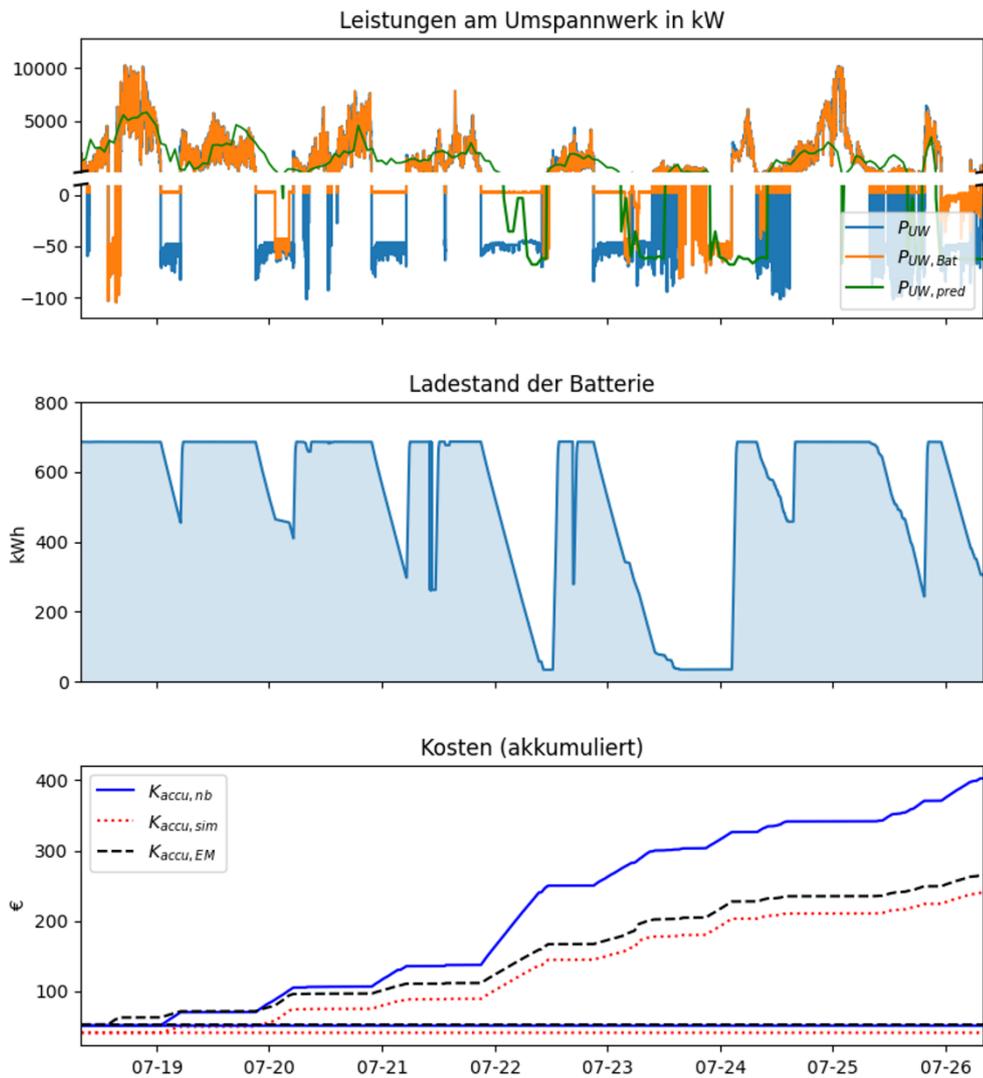


Abbildung 8.6 Entwicklung der Energiekosten im Zuge der EVO über eine Woche
(eigene Darstellung)

Wegen mehrerer Unterbrechungen der Verbindung zwischen SRKW und TEC sowie Ausfällen der Fahrplanoptimierung, steht für den abgebildeten Zeitraum nur beschränkt ein Batteriefahrplan zur Verfügung. Die dargestellten Kosten ergeben sich aus der Akkumulation der variablen Energiekosten für die Deckung des EV auf einem Plateau des zugehörigen anteiligen Leistungspreises (Konstante Funktionen in entsprechender Farbe und Linienart). Da der Leistungspreis auf die Abrechnungsperiode eines gesamten Jahres angewandt wird, ist er hier in seiner anteiligen Höhe entsprechend der Länge des

betrachteten Zeitabschnitts für das jeweilige Szenario gezeigt. Auf Grund auftretender langer Flauten bei ausbleibender oder unzureichender Fahrplanoptimierung, lässt sich der anteilige Leistungspreis nur um etwa 22 % von 52,38 auf 40,74 € absenken. Für eine Monatsabrechnung entspricht das einer Reduktion des Leistungspreises von 225 € auf 175 €. Wie in Kapitel 8.2.2 betont ist eine Senkung des Leistungspreises jedoch nur im Fall einer besagten Anpassung der Sperrung der Batterieaktivität in Abregelungszeiten möglich. Die akut mögliche Einsparung wird daher gegenwärtig aus dem Vergleich von $K_{accu,nb}$ und $K_{accu,EM}$ ersichtlich. Diese weisen einen identischen Leistungspreis aus einer Abregelung des WP und einer damit verbundenen Sperrung des BESS zu Beginn des untersuchten Zeitraums auf, bei dem die Leistungsbilanz am UW auch unter Einwirkung des Batteriespeichers auf unter -100 kW fällt ($P_{UW,Bat}$ in orange unten links auf dem ersten Graph der Abbildung 8.6). Die Abdeckung des EV aus der Batterie über die Zeit von sieben Tagen resultiert jedoch auch bei einem identischen Leistungspreis in einer deutlichen Reduktion der Kosten um 34 % von 402 auf 265 €. Dabei können 3.130 kWh des auftretenden Energiebedarfs in Höhe von 3.820 kWh aus dem BESS mit Windenergie gedeckt werden. Eine pauschale Projizierung der Einsparungen resultiert dabei in einer Kostenersparnis von 590 € für den gesamten Monat. Der fortlaufende Betrieb der EVO vergrößert den Umfang an Ergebnissen kontinuierlich, sodass eine zukünftige Betrachtung genaueren Aufschluss über das langfristige Einsparpotenzial der Anwendung liefern kann. Festzuhalten ist, dass hier keinerlei Verluste für die Einspeicherung der Energie im Batteriespeicher veranschlagt wurde. In einer genaueren Betrachtung des finanziellen Einsparpotenzials unter Betrachtung der zukünftig von der Anwendung generierten Daten sollte dies berücksichtigt werden.

9 Fazit

Die prognosebasierte Optimierung des Eigenverbrauchs des WPs Hamburg-Curslack wurde als multifunktionale Anwendung für den parkinternen Batteriespeicher entwickelt und ihre Funktionalität in verschiedenen Situationen untersucht und unter Beweis gestellt. Die EVO kombiniert die kosteneffiziente Deckung des Energiebedarfs des WP in Hinblick auf die variablen Energiekosten und den Leistungspreis mit einer Vorhaltung symmetrischer PRL durch den Batteriespeicher.

Die Anwendung setzt sich aus drei Teilabschnitten zusammen, die im Zuge der Arbeit entwickelt und auf dem Server am TEC und im SRKW implementiert wurden.

Der erste dieser drei Teile nutzt eine Kombination aus einer erstellten und angepassten Leistungskurve des WP Hamburg-Curslack mit dem maschinelle Lernalgorithmus Random Forest Regressor zur Erstellung einer stundenaufgelösten Prognose der Leistung am UW des WPs. Anhand einer vergleichenden Variation der Eingangs- und Einstellungsparameter des Random Forest Regressors wurde die Qualität der Prognose optimiert.

Die formulierte Prognose wird im zweiten Teilabschnitt der Anwendung im Zuge einer linearen Optimierung in einen Fahrplan für die Batterie übersetzt. Darin werden ein kosteneffizienter Einbezug der Vorhaltung von PRL im Betrieb des BESS und eine Verwaltung des Energiegehalts des Speichers für eine Senkung des maximalen Leistungsbezugs aus dem Netz und dem damit einhergehenden Leistungspreis in langen Flauten kombiniert. Es wird ein Optimierungsmodell auf Grundlage der Prognose und den Gegebenheiten im SRKW definiert und dieses in ein lineares Gleichungssystem übersetzt und gelöst. Die Leistungsprognose und die Fahrplanoptimierung werden alle vier Stunden auf dem Server am TEC ausgeführt. Der formulierte Fahrplan wird von der Live-Anwendung als letzten der Teilabschnitte in eine akute Wirkleistungsvorgabe für den Betrieb des BESS übersetzt. Die Live-Anwendung ist auf einem PC im BESS des SRKW implementiert. Sie reagiert auf sekundliche Messwerte aus dem SRKW, vornehmlich den Messwert der Leistung am UW, und formuliert eine Vorgabe für die Ansteuerung des Batteriespeichers. Das Verhalten im Zuge der Ansteuerung wird von der Regelung simuliert und der bezogenen Batteriefahrplan wird in Form von Zielladeständen und Grenzen für die

Batterieleistung darin umgesetzt und in der Formulierung der Leistungsvorgaben berücksichtigt.

Die Ergebnisse der Leistungsprognose, der Fahrplanoptimierung und der simulierten Ansteuerung werden in der Datenbank am TEC gespeichert. Die erforderlichen Funktionen für die Aktive Umsetzung der formulierten Vorgaben für die Batterieleistung in Form einer Ansteuerung der Laderegler des BESS wurden implementiert aber aus regulatorischen Gründen im Rahmen dieser Arbeit nicht angewendet.

Die konstruktive Wirkungsweise der Teilabschnitte, sowie der gesamten Anwendung, konnte gezeigt werden und ihr Potenzial zur signifikanten Verringerung des Energiebezugs des SRKW aus dem Stromnetz und die damit einhergehende Senkung der Energiebezugskosten wurde bewiesen. In dem untersuchten Zeitraum konnten die betrachteten Aufwendungen aus variablen Energiekosten und Leistungspreis um 34 % gesenkt werden. Durch die Prognose und Optimierung eines Batteriefahrplans konnte die Deckung des EV konstruktiv mit einer Vorhaltung von PRL durch das BESS kombiniert werden und Potenziale zur Senkung der maximalen Bezugsleistung sowie des daraus resultierenden Leistungspreises aufgezeigt werden. Letzteres wird jedoch durch die Sperrung der Speicherfreigabe in Zeiten externer Abregelungen der Leistung des WP gegenwärtig unterbunden. Denn in jenen Zeiten treten die höchsten Leistungen des Netzbezuges auf, die auf Grund der Sperrung nicht mit Windenergie aus dem Batteriespeicher gedeckt werden können. Daher sollen die in dieser Arbeit gezeigten Einsparpotenziale als Anregung für eine Anpassung des Verfahrens einer ganzheitlichen hin zu einer einseitigen Sperrung der Freigabe des BESS unter Berücksichtigung von Leistungspuffern in dessen Ansteuerung dienen.

Für den Fall einer solchen Anpassung wird für die Weiterentwicklung des vorgestellten Tools eine Bemühung zur Steigerung der Genauigkeit der Leistungsprognose in Niedrigwindzeiten empfohlen, um die Befähigung zur konstruktiven Deckelung der Entladeleistung des Batteriespeichers im Sinne der Minderung des Leistungspreises zu steigern. Die Ungenauigkeit der Prognose in diesen Zeiten und ihre geringe Auflösung erschweren eine verlässliche Anwendung der Senkung des Leistungspreises.

Der beschränkte Umfang an Trainingsdaten stellt für die Weiterentwicklung der Leistungsprognose weiterhin eine der Herausforderungen dar.

Insgesamt konnten die zuverlässige Funktionalität und Arbeitsweise der entwickelten EVO bestätigt und veranschaulicht werden. Die Anwendung läuft in einem kontinuierlichen

Betrieb auf dem Server des TEC und dem PC im Kontrollraum des BESS im SRKW. Die anfallenden Ergebnisse werden fortlaufend in der Datenbank des TEC gespeichert.

Als nächsten Schritt im Zuge einer Weiterführung der Arbeit sollte die aktive Umsetzung der von der EVO formulierten Wirkleistungsvorgaben durch den Batteriespeicher getestet werden. Die dafür notwendigen Methoden wurden im Zuge der Entwicklung der EVO in dieser Arbeit aufgesetzt. Ihr Einsatz sollten wenn möglich in einem gesicherten Testumfeld mit dem BESS des SRKW erprobt werden.

Literaturverzeichnis

- [1] „Bruttostromerzeugung in Deutschland“, *Statistisches Bundesamt*.
<https://www.destatis.de/DE/Themen/Branchen-Unternehmen/Energie/Erzeugung/Tabellen/bruttostromerzeugung.html> (zugegriffen Juli 12, 2021).
- [2] J. Falk, „Anlagenbeschreibung NORDEX N117/2400 (120m Nabenhöhe)“.
Zugegriffen: Juli 28, 2021. [Online]. Verfügbar unter: <https://silو.tips/download/7-anlagenbeschreibung-nordex-n117-2400-120m-nabenhhe>
- [3] H. Giertz, „Verfahren zum Steuern eines Leistungsverbrauchs einer Gruppe mehrerer Windenergieanlagen“, EP 3 047 554 B1, Sep. 12, 2018 Zugegriffen: Juli 28, 2021. [Online]. Verfügbar unter: <https://data.epo.org/publication-server/document?cc=EP&pn=3047554&ki=B1&lg=en>
- [4] J. Wehner u. a., „Technology Performance Report: Duke Energy Notrees Wind Storage Demonstration Project“, DE--OE0000195, 1369566, Nov. 2015. doi: 10.2172/1369566.
- [5] Y. Iijima u. a., „Development and field experiences of NAS battery inverter for power stabilization of a 51 MW wind farm“, in *The 2010 International Power Electronics Conference - ECCE ASIA -*, Sapporo, Japan, Juni 2010, S. 1837–1841. doi: 10.1109/IPEC.2010.5543520.
- [6] D. Watson, E. Rebello, N. Kii, T. Fincker, und M. Rodgers, „Demand and energy avoidance by a 2 MWh energy storage system in a 10 MW wind farm“, *Journal of Energy Storage*, Bd. 20, S. 371–379, Dez. 2018, doi: 10.1016/j.est.2018.10.014.
- [7] S. Balischewski, I. Hauer, M. Wolter, C. Wenge, P. Lombardi, und P. Komarnicki, „Battery storage services that minimize wind farm operating costs: A case study“, in *2017 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT-Europe)*, Torino, Italy, Sep. 2017, S. 1–6. doi: 10.1109/ISGTEurope.2017.8260130.
- [8] I. Hauer, S. Balischewski, und C. Ziegler, „Design and operation strategy for multi-use application of battery energy storage in wind farms“, *Journal of Energy Storage*, Bd. 31, S. 101572, Okt. 2020, doi: 10.1016/j.est.2020.101572.
- [9] Z. Wang, W. Limburg, N. Melnik, M. Jaschinsky, und M. Blicher, „Speicherregelkraftwerk – Optimization of Self-Consumption by Using Battery Storage“, in *Proceedings of the 14th International Renewable Energy Storage Conference 2020 (IRES 2020)*, Bonn, Germany, Feb. 2021, S. 230–238. doi: 10.2991/ahe.k.210202.034.
- [10] „§ 14 EEG 2021 - Einzelnorm“. https://www.gesetze-im-internet.de/eeg_2014/_14.html (zugegriffen Aug. 05, 2021).
- [11] „NEW 4.0 – Norddeutsche EnergieWende 4.0“. <https://www.new4-0.de/> (zugegriffen Juli 29, 2021).
- [12] M. Blicher, „Speicherregelkraftwerk“, *HAW Hamburg*, Juli 22, 2020. <https://www.haw-hamburg.de/cc4e/forschung-lehre/forschungsausstattung/speicherregelkraftwerk/> (zugegriffen Juli 29, 2021).
- [13] „§ 3 EEG 2021 - Einzelnorm“. https://www.gesetze-im-internet.de/eeg_2014/_3.html (zugegriffen Juli 29, 2021).

- [14] G. James, D. Witten, T. Hastie, und R. Tibshirani, *An Introduction to Statistical Learning*, Bd. 103. New York, NY: Springer New York, 2013. doi: 10.1007/978-1-4614-7138-7.
- [15] „The Ultimate Guide to Random Forest Regression“. <https://www.keboola.com/blog/random-forest-regression> (zugegriffen Feb. 03, 2021).
- [16] L. Breiman und A. Cutler, „Random forests - classification description“. https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/RandomForests/cc_home.htm#features (zugegriffen Feb. 03, 2021).
- [17] W. Koehrsen, „Random Forest Simple Explanation“, *Medium*, Aug. 18, 2020. <https://williamkoehrsen.medium.com/random-forest-simple-explanation-377895a60d2d> (zugegriffen Feb. 03, 2021).
- [18] „sklearn.ensemble.RandomForestRegressor — scikit-learn 0.24.1 documentation“. <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestRegressor.html> (zugegriffen Feb. 03, 2021).
- [19] T. Parr und J. Howard, *The Mechanics of Machine Learning*. Zugegriffen: Feb. 23, 2021. [Online]. Verfügbar unter: https://www.goodreads.com/work/best_book/74119654-the-mechanics-of-machine-learning
- [20] W. E. Hart, C. Laird, J.-P. Watson, und D. L. Woodruff, *Pyomo – Optimization Modeling in Python*, Bd. 67. Boston, MA: Springer US, 2012. doi: 10.1007/978-1-4614-3226-5.
- [21] „Pyomo Documentation 6.0.1 — Pyomo 6.0.1 documentation“. <https://pyomo.readthedocs.io/en/stable/> (zugegriffen Aug. 06, 2021).
- [22] Visual Crossing Weather, „Available Data for Visual Crossing Weather – Updated December 2020 – Visual Crossing Weather“. <https://www.visualcrossing.com/resources/documentation/weather-data/available-data-for-visual-crossing-weather-updated-january-2020/> (zugegriffen Feb. 01, 2021).
- [23] M. Lange und U. Focken, *Physical approach to short-term wind power prediction*. Berlin ; New York: Springer, 2006.
- [24] L. Bauer, „Nordex N117 Gamma - 2,40 MW - Windkraftanlage“. <https://www.wind-turbine-models.com/turbines/96-nordex-n117-gamma> (zugegriffen Jan. 26, 2021).
- [25] L. Bauer, „Nordex N117 Delta - 3,00 MW - Windkraftanlage“. <https://www.wind-turbine-models.com/turbines/439-nordex-n117-delta> (zugegriffen Jan. 26, 2021).
- [26] S. Decher, „Simulationsbasierte Szenarioanalyse – Variabler Wasserstoffanteil im Gasnetz“, Thesis, Hochschule für angewandte Wissenschaften Hamburg, 2019. Zugegriffen: Jan. 29, 2021. [Online]. Verfügbar unter: <https://reposit.haw-hamburg.de/handle/20.500.12738/9136>
- [27] Á. Alonso, A. Torres, und J. R. Dorronsoro, „Random Forests and Gradient Boosting for Wind Energy Prediction“, in *Hybrid Artificial Intelligent Systems*, Bd. 9121, E. Onieva, I. Santos, E. Osaba, H. Quintián, und E. Corchado, Hrsg. Cham: Springer International Publishing, 2015, S. 26–37. doi: 10.1007/978-3-319-19644-2_3.
- [28] A. Chaudhary, A. Sharma, A. Kumar, K. Dikshit, und N. Kumar, „Short term wind power forecasting using machine learning techniques“, *Journal of Statistics and Management Systems*, Bd. 23, Nr. 1, S. 145–156, Jan. 2020, doi: 10.1080/09720510.2020.1721632.
- [29] „3.2. Tuning the hyper-parameters of an estimator — scikit-learn 0.24.1 documentation“. https://scikit-learn.org/stable/modules/grid_search.html#grid-search (zugegriffen März 10, 2021).
- [30] M. Wieland und S. Gerhard, „Techno-ökonomische Bewertung von Lithium-Ionen Batteriespeichern an Windparks“, in *Nachhaltige Energieversorgung und Integration*

- von Speichern*, D. Schulz, Hrsg. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2015, S. 187–192. doi: 10.1007/978-3-658-10958-5_29.
- [31] M. Fritsch, „ENKO | Schleswig-Holstein Netz“, <https://www.enko.energy/>.
<https://www.enko.energy/> (zugegriffen Juni 03, 2021).
- [32] Deutsche Übertragungsnetzbetreiber, „Gemeinsame Ausschreibung Primärregelleistung“, *regelleistung.net*. <https://www.regelleistung.net/ext/static/prl> (zugegriffen Mai 20, 2021).

Anhang

Verzeichnis der Datenbankeinträge

Die folgenden Einträge in der Influxdb Datenbank am TEC wurden im Zuge dieser Arbeit erstellt und werden durch den kontinuierlichen Betrieb der Anwendung fortlaufend befüllt:

Datenbank	Measurement	Field	Beschreibung	
Wetter-Prognose	Alle mit _VC versehenen Größen (Stundenintervalle)	value	Von Visual Crossing bezogenen Wetterprognose	
Windpark-Prognose	Puw_prognose_Kombi (Stundenintervalle)	value	Prognose der Leistung am UW des WP Curslack – Kombination aus RFR und Leistungskurve	
		value	Prognose der Leistung am UW des WP Curslack – Random Forest Regressor	
		value	Prognose der Leistung am UW des WP Curslack – Leistungskurve des WP	
	EVO_Batterifahrplan (Stundenintervalle)	Ebat_sched		Fahrplanvorgaben für den Energiegehalt des BESS
		Leistungspreis		Erwarteter Leistungspreis
		PRL		Indikator über PRL-Vorhaltung
		P_UW_bat		Summe aus P_UW und Pbat_sched
		Pbat_sched		Fahrplanvorgaben für die Leistung des BESS
		Missed_earnings		Erwartete versäumte Einnahmen
		purchase		Erwartete Kosten für Netzbezüge
	EVO_live_results (Sekundenintervalle)	EM_active		Indikator einer Abregelung des WP
		Ebat_calc		Berechneter Energiegehalt des BESS
		PRL_fail		Indikator einer PRL-Verletzung
P_UW_Bat			Summe auf P_UW und P_Bat	
P_Bat			Vorgabe für die Wirkleitung des BESS	
	Kostenelemente		Siehe Kapitel 7.3.7	

Digitaler Anhang

Der beigefügten CD sind folgende zusätzliche Inhalte zu entnehmen:

01 Prognose

weather_download_VC_TEC.py	Bezug der Wetterprognose über die API von Visual Crossing Weather
prediction_windpower_TEC.py	Erstellung der Leistungsprognose des WP Curslack
WEA_curve.pkl	Leistungskurve des WP als Input für die Leistungsprognose

02 Fahrplanoptimierung

FPO_BAT.py	Optimierung des Batteriefahrplans
FPO_miscs_BAT.py	Funktionen für FPO_BAT.py und die Kommunikation mit der Influx DB

03 Live-Anwendung

main.py	Initialisierung der Live-Anwendung
mjmqtt_wl.py	MQTT Verbindung zu SCADA des SRKW und FoCon des BESS
EVO_live.py	Funktionen der Live-Anwendung der EVO
EVO_live_hist.py	Funktionen der Live-Anwendung der EVO zur nachträglichen Simulation der Reaktion auf vergangene Zeitabschnitte (ohne Fahrplan)
config_sample.yaml	Beispiel für den Aufbau einer config Datei für die Verwaltung von Zugangsdaten (MQTT, Datenbank, Cybus)

Erklärung

Ich versichere, dass ich diese Diplomarbeit ohne fremde Hilfe selbstständig verfasst und nur die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quellen kenntlich gemacht.

.....

Datum

Unterschrift