Lehrstuhl für Windenergie
Prof. Dr. **Carlo L. Bottasso**

Technische Universität München

Abschlussbericht des Forschungsprojekts

Beitrag der Technischen Universität München

Im Rahmen des Verbundvorhabens:

Leistungssollwert-Regelung von Windparks unter Zuhilfenahme sensorbasierter Abschätzungsmethoden; Teilvorhaben: Entwicklung und Validierung von Strategien zur Windparkregelung mit sensorbasierten Abschätzmethoden

(»PowerTracker«)

Förderkennzeichen: 03EE2036A

Laufzeit 01.07.2021 – 31.03.2025

Lehrstuhl für Windenergie (LWE), Technische Universität München (TUM)
Boltzmannstraße 15, 85748 Garching bei München

Gefördert durch:

Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren:
Adrien Guilloré, Simone Tamaro, Hadi Hoghooghi, Filippo Campagnolo, Carlo L. Bottasso

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis 2

Tabellenverzeichnis 7

Kurzfassung 8

Überblick und Projektziele 9

Stand der Technik 11

Innovation 13

1 Inflow awareness 14

2 Digitaler Schatten 18

3 Entwurf von lastoptimaler WP Regelung 23

4 Randbedingungen der WEA und WP Regelungen 34

5 Windkanal Tests 42

Fazit und Ausblick 50

Literaturverzeichnis 52

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1 NN-basiert Harmonic-Observer. Jeder einzelne Windparameter wird durch ein ad-hoc Netz geschätzt, unabhängig von den anderen. Input: einmal pro Umdrehung Schwingung von out-of plane und in-plane Blattlasten (m); Windgeschwindigkeit (V); Dichte (ρ). 15
Abbildung 2 Referenz- (schwarz) und beobachteter (rot) Windparameter, 11m/s und 5% TI. Horizontale Versatzwinkeln ϕ (a); vertikale Scherung κv (b); horizontale Scherung κh (c). 16
Abbildung 3 Referenz- (x-Achse) und beobachteter (z-Achse) Windparameter. Horizontale Versatzwinkeln ϕ; vertikale Scherung κv; horizontale Scherung κh. N: Anzahl an 1-Minuten-Mittelwerte; R: Pearson's Korrelationskoeffizient; MAE: mean absolute error; RMSE: root means square error. 17
Abbildung 4 Das entwickelte Konzept des Digitalen Schattens: Windturbinenmessungen und ein Turbinenmodell werden kombiniert, um die Turmlasten abzuschätzen. 19
Abbildung 5 (a) Zeitlicher Verlauf der Fore-Aft Biegung des Turmkopfes, gemessen mit dem OpenFAST-Modell (schwarze durchgezogene Linie), geschätzt mit dem einfachen Modell (blaue gestrichelte Linie) und geschätzt mit dem verfeinerten Modell (hellblaue gestrichelte Linie). (b) Zeitliche Verläufe des Fore-Aft Biegemoments des Turmfußes, gemessen mit dem OpenFAST-Modell (schwarze durchgezogene Linie), geschätzt mit dem einfachen Modell (blaue gestrichelte Linie) und geschätzt mit dem verfeinerten Modell (hellblaue gestrichelte Linie). Nennwindgeschwindigkeit ist 9.8 m/s und TI gleich 6 %. 19
Abbildung 6 Layout des Testgeländes mit den Standorten der Turbinen. 22
Abbildung 7 Zeitliche Verläufe des normierten Turmfußbiegemoments (a) und des Blattbiegemoments (bei 25% Span) (b). Messungen: durchgezogene rote Linie; korrigierte Schätzungen des digitalen Schattens mit BC: durchgezogene gelbe Linie. 22
Abbildung 8 Allgemeines Schema der Kontrollziele von Windparks 23
Abbildung 9 Schematischer Überblick über die Validierung des Last-Surrogate-Modell (Guilloré et al. 2024). 25
Abbildung 10 Streudiagramme der Trainings- und Validierungs-Teilmengen, die sich aus dem Training der ANNs für die vier betrachteten DELs (alle drei Windturbinen) ergeben. RMSPE-Werte sind angegeben (Guilloré et al. 2024). 25
Abbildung 11 Surrogatvorhersagen der DEL-Trends für alle drei Turbinen im ursprünglichen Datensatz (nicht im Training enthalten). Linke Spalte: DELs vs. Windrichtung. Mittlere Spalte: DELs vs. Azimut-Fehlausrichtung der vordersten Turbine. Rechte Spalte: DELs vs. Abregelung der vordersten Turbine. Durchgezogene Linien: tatsächliche DEL-Werte, gestrichelte Linien: Surrogatvorhersagen. 26
Abbildung 12 Neue Windparkkonfiguration (nicht für das Training des Last-Surrogate-Modells verwendet), die für die Validierung verwendet wurde (Guilloré et al. 2024), bestehend aus fünf IEA-3,4-MW-Referenzanlagen. 27

Abbildung 13 Surrogate-Modell-Vorhersagen der DELs-Trends für den Validierungs-Windpark in Abbildung 12 (Guilloré et al. 2024). 27
Abbildung 14 Generisches Schema für die erweiterte parametrische Studie über optimale Designentscheidungen für die Last-Surrogate-Modellierung. 28
Abbildung 15 Root-Mean-Square-Prozentfehler (RMSPE) der Surrogate für die Blattwurzel-DEL (links) und Turmbasis-DEL (rechts) unter Einführung des Sektorenansatzes sowie der Turbulenzintensitäten. RAWS: rotorgemittelte Windgeschwindigkeiten. SAWS: sektorgemittelte Windgeschwindigkeiten. SATI: sektorgemittelte Turbulenzintensitäten. 29
Abbildung 16 Root-Mean-Square-Prozentfehler (RMSPE) der Surrogate für die Blattwurzel-DELs unter Einbeziehung detaillierterer Informationen zu Steuerungssollwerten. 29
Abbildung 17 Root-Mean-Square-Prozentfehler (RMSPE) der Surrogate für die Turmbasis-DELs unter Einbeziehung detaillierterer Informationen zu Steuerungssollwerten. 30
Abbildung 18 Prozentualer RMSPE-Fehler des Blattwurzel-DEL-Surrogate-Modells für eine zunehmende Anzahl von Einström-Mapping-Sektoren. 31
Abbildung 19 Prozentualer RMSPE-Fehler des Turmfuß-DEL-Surrogate-Modells für eine zunehmende Anzahl von Einström-Mapping-Sektoren. 31
Abbildung 20 Prozentualer RMSPE Fehler des Blattwurzel-DEL-Surrogate-Modells (obere Reihe) und des Turmfuß-DEL-Surrogate-Modells (untere Reihe) für eine zunehmende Anzahl von Trainingsfällen (linke Spalte) und eine zunehmende Anzahl von turbulenten Seeds (rechte Spalte). 32
Abbildung 21 Konvergenzstudie der turbulenten Seeds für drei vollständig ausgerichtete Turbinen ohne Azimut-Fehlausrichtung. 33
Abbildung 22 Konvergenzstudie der turbulenten Seeds für drei vollständig ausgerichtete Turbinen, wobei WT1 eine Azimut-Fehlausrichtung von +30° aufweist (Fall eines gesteuerten Wakes). 33
Abbildung 23 Dimensionslose Variation des Schubs in Abhängigkeit vom Versatzwinkel in Szenario 3 mit Scherung k=0,06 (a-d) und k=0,19 (e-h). Jede Teilgrafik entspricht einem anderen Wert des Schubkoeffizienten $C_{T,0}$ unter windausgerichteten Bedingungen: $C_{T,0}$ = 0.77 (a); $C_{T,0}$ = 0.56 (b); $C_{T,0}$ = 0.45 (c); $C_{T,0}$ = 0.36 (d), $C_{T,0}$ = 0.77 (e); $C_{T,0}$ = 0.56 (f); $C_{T,0}$ = 0.45 (g); $C_{T,0}$ = 0.36 (h). 35
Abbildung 24 Der betrachtete Bereich in Bezug auf einen Abfall der Netzfrequenz. 35
Abbildung 25 Lokale Leistungsreserven in Prozent für WT_1–WT_3 und minimale parkweite Reserve bei verschiedenen Windrichtungen. Vergleich zwischen rein induktiver Steuerung (OL), induktiver APC mit Power Boosting (OL+Power Boosting) und vorgeschlagenem Regler zur Optimierung der Leistungsreserven (CL+MR). Rote Kreise: klassische Maximalleistung, schattierte Bereiche: Verbesserung von CL+MR gegenüber OL. 36

Abbildung 26 Zeitlich gemittelte stromaufwärts gerichtete Geschwindigkeitsfelder in Nabenhöhe für ein TSO-Leistungsniveau b = 0,8, im Vergleich zwischen (a, c) Open Loop (OL) und (b, d) Closed Loop mit maximaler Reserve (CL+MR). Die Zeilen entsprechen ψ = 3,6° (75% Überlappung) und ψ = 7,1° (50% Überlappung). 38
Abbildung 27 Zeitreihen der Leistungsanforderung P_{Di} und der erzeugten Leistung P_i für ψ = 3,6° (75 % Wake-Überlappung). Y-Achsen normiert auf die Nennleistung P_R der IEA-3,4-MW-Turbine; graue Fläche zeigt die Windparkleistung im Greedy-Betrieb (ohne Wake Steering). 39
Abbildung 28 RMS-Nachführfehler (ΔP / P_R) in Abhängigkeit vom TSO-Leistungsniveau b. (a) ψ = 3,6° (75 % Wake-Überlappung), (b) ψ = 7,1° (50 % Wake-Überlappung). 39
Abbildung 29 Das Netzfrequenzverhalten bei Trägheitsregelung. 40
Abbildung 30 Es wird ein Szenario betrachtet, bei dem die Netzfrequenz zum Zeitpunkt t=50 Sekunden abfällt. 41
Abbildung 31 Turmschwingungen an der Windkraftanlage bei Frequenzabfall. 41
Abbildung 32 Illustration der voll instrumentierten TUM G1 Windkraftanlage, die für diese Messkampagne verwendet wurde. 42
Abbildung 33 Foto des Versuchsaufbaus im Grenzschichtwindkanal des Politecnico di Milano mit den drei maßstabsgetreuen G1-Turbinen auf dem Drehtisch. 42
Abbildung 34 Ergebnisse von Windkanalmessungen für die iso-TSR-Derating-Strategie für verschiedene Derating-Anforderungen (ausgedrückt in % der verfügbaren Leistung). Es wurden verschiedene Windgeschwindigkeiten getestet, und die Unsicherheitsbalken sind angegeben. Die untere Grafik zeigt, ob die Derating-Anforderungen erreicht wurden. 43
Abbildung 35 Ergebnisse von Windkanalmessungen für die Minimum-Ct-Derating-Strategie für verschiedene Derating-Anforderungen (ausgedrückt in % der verfügbaren Leistung). Es wurden verschiedene Windgeschwindigkeiten getestet, und die Unsicherheitsbalken sind angegeben. Die untere Grafik zeigt, ob die Abregelungsanforderungen erreicht wurden. 44
Abbildung 36 Ergebnisse von Windkanalmessungen für den Vergleich zwischen der iso-TSR- und der Minimum-Ct-Strategie für verschiedene Gierversätze. 44
Abbildung 37 Aufbau des Windkanals (a) und Nahaufnahme der Steuerungseinheiten (b). 45
Abbildung 38 Zeitverlauf der Windrichtung ψ(t). Ereignisse, die mit ψ = 0° (vollständige Rotor-Ausrichtung) übereinstimmen, sind hervorgehoben. 46
Abbildung 39 Zeitreihen des normierten Störsignals n_k^{AGC}, das auf das Referenzleistungssignal angewendet wird (a), und des normalisierten Störsignals, das in den dynamischen Drehtischexperimenten verwendet wird, bestehend aus der Original-Zeitreihe (a) und der einmal durchlaufenen und entsprechend der momentanen Windrichtung skalierten Zeitreihe (b). Die entsprechende Zeitreihe in voller Größe nach der Skalierung ist auf einer zusätzlichen x-Achse oben dargestellt. 46

Abbildung 40 Schematische Darstellung des APC-Reglers mit einem modellbasierten Optimierer im Open-Loop-Regelkreis und einem Korrektor im Closed-Loop-Regelkreis. 47
Abbildung 41 RMS der mit vier APC-Algorithmen gemessenen Leistungsnachführungsfehler. Statisches Experiment mit fester Windrichtung $\psi = 2.8\,\circ$, *was einer Rotorenüberlappung von 75% entspricht. Jeder Algorithmus wurde für sechs Wiederholungen getestet, und ein Fehlerbalken zeigt den mittleren Effektivwert und den Zufallsfehler bei einem Vertrauensniveau von 95 % an. Die Ergebnisse werden für drei Leistungsanforderungen dargestellt, d. h. b=0,8, b=0,85 und b=0,9.* 48
Abbildung 42 RMS der mit vier APC-Algorithmen gemessenen Leistungs-Tracking-Fehler. Statisches Experiment mit fester Windrichtung ψ=5,7, was einer 50%igen Rotorenüberlappung entspricht. Jeder Algorithmus wurde für sechs Wiederholungen getestet, und ein Fehlerbalken zeigt den mittleren Effektivwert und den Zufallsfehler bei einem Vertrauensniveau von 95 % an. Die Ergebnisse werden für drei Leistungsanforderungen dargestellt, d. h. b=0,8, b=0,85 und b=0,9. 48
Abbildung 43 Zeitreihen eines Leistungs-Tracking-Experiments mit dynamischen Windrichtungsänderungen. 49
Abbildung 44 Root Mean Square (RMS) der Leistungs-Tracking-Fehler, gemessen mit vier APC-Algorithmen. Experiment mit dynamischen Windrichtungsänderungen. Die Ergebnisse werden für drei Leistungsanforderungen präsentiert, d.h. b=0,8, b=0,85 und b=0,9. 49

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1 Durchschnittliche Schätzfehler für die Biegung des Turmkopfes und die DELs am Turmfuß. 20

Kurzfassung

Das Projekt PowerTracker entwickelt neue Regelungsverfahren für Windparks (deutsch: WP, englisch: WPP), um den vorgegebenen Leistungssollwerten des Netzbetreibers zu folgen. Eine Kombination aus Sensoren (die in modernen Windenergieanlagen oft bereits zur Einhaltung von Belastungsgrenzen installiert sind) und virtuellen Sensoren (Beobachtern) schätzt die Anströmungsbedingungen und den Betriebszustand jeder Windenergieanlage (deutsch: WEA, englisch: WEC) eines Windparks in Echtzeit. Diese Signale enthalten zusätzliche Information, auf deren Grundlage der Windparkregler optimale Strategien zum Einhalten und Verteilen der Leistungssollwerte über die verschiedenen Windenergieanlagen im Windpark bestimmen kann. Dieser Ansatz erlaubt dem Windparkbetreiber nicht nur, die gewünschte Leistung ins Netz zu speisen, sondern auch die Gesamtbetriebsführung des Windparks zu verbessern. Beispielsweise können Materialermüdungs-phänomene gleichmäßiger zwischen den Windenergieanlagen verteilt oder Wartungsarbeiten besser geplant werden. Der Entwurf der Regler für die einzelnen Windenergieanlagen und den gesamten Windpark muss aufeinander abgestimmt werden, um eine reibungslose Zusammenarbeit zu gewährleisten. Hierzu bedarf es eines skalierbaren Kommunikationssystems, das den beteiligten Reglerkomponenten bei minimalen Kosten die benötigte Information zur Verfügung stellt. Im Rahmen des Projekts werden Sensortechnologie und moderne Methoden der Datenanalyse eingesetzt, um anspruchsvolle Regelungsfunktionen für Windparks und Windenergieanlagen zu realisieren und Windparks hierdurch intelligenter und effizienter zu machen.

Überblick und Projektziele

Ziel des Projekts ist ein Quantensprung in der Regelung von Windparks mit Power Tracking - mit weitreichenden positiven Effekten für Turbinenhersteller und Betreiber. Das primäre Anliegen des Projekts PowerTracker ist es, eine Regelung für Windparks zu entwickeln, die Strategien zur optimalen Sollwertverteilung mit Power Tracking und garantierter Leistungsqualität kombiniert.

Die angestrebten neuen Regelungs- und Power Tracking Strategien basieren ganz wesentlich auf einem erhöhten Situationsbewusstsein der WEAn. In der Tat sind viele anspruchsvolle Regelungsaufgaben (z.B. im Kontext selbstfahrender Autos, unbemannter Luftfahrzeuge oder der Robotik) nur mit Hilfe eines Mindestgrades an Situationsbewusstsein, d.h. der weitgehenden Kenntnis des Zustands des zu regelnden Systems und seiner Umgebung lösbar. Hierzu wird eine Vielzahl von Messsignalen (beispielsweise von LiDAR-Sensoren, Beschleunigungsmessern, IMUs) benötigt. Die Leistungsfähigkeit moderner situationsbewusster Regelungssysteme steht in starkem Gegensatz zu gängigen Regelungen bei Windenergieanlagen: Tatsächlich arbeiten bestehende Regelungen – sowohl auf Anlagen- als auch auf Windparkebene – heute auf Basis von sehr wenig Information. Beispielsweise ist die einzige Umgebungsinformation, die Regelungen von Windenergieanlagen zur Verfügung steht, die gemessene Windrichtung und -geschwindigkeit auf Höhe der Nabe. Insbesondere letztere ist darüber hinaus notorisch unzuverlässig. Andere wichtige Aspekte der Anströmung, wie die vertikale Windscherung oder das Vorhandensein von Nachlaufströmungen anderer Anlagen, sind dem Regler völlig unbekannt. Ein ähnlicher Informationsmangel existiert hinsichtlich des Zustands der einzelnen Anlagen.

Information über Alter, Lebenserwartung, Beanspruchung und Wartungszustand von Anlagen (teilen) fließen nicht in die vom Regler getroffenen Entscheidungen ein.

Ein zweites zentrales Ziel des Projekts PowerTracker besteht in der Verbesserung des Situationsbewusstseins von Windenergieanlagen, um so die Implementierung optimaler Strategien zur Bereitstellung von Leistungssollwerten zu ermöglichen. Informationen hinsichtlich der Anströmungsbedingungen und des Betriebszustands jeder WEA eines Windparks sollen von gebrauchsüblichen Rotorblattsensoren in Kombination mit virtuellen Sensoren geliefert werden. Letztere sind Beobachter, die gewünschte Größen rekonstruieren können, die nicht (mit vertretbarem Aufwand) messbar sind. Im Projekt PowerTracker besteht Situationsbewusstsein aus zwei Elementen: Zum einen wird der Windparkregler über die tatsächlichen Windeigenschaften jeder WEA des Windparks informiert. Diese Information beinhaltet nicht nur Windrichtung und -geschwindigkeit, sondern auch vertikale Windscherung und Turbulenzintensität (samt deren Auswirkung auf das Entstehen von Nachlaufströmungen) sowie durch auftreffende Nachlaufströmungen verursachte Geschwindigkeitsverluste bei

stromabwärts gelegenen Rotoren (“inflow awareness”). Mit vertieftem Wissen über lokale Windbedingungen und Nachlaufkopplungen soll der Windparkregler in der Lage sein, bessere Leistungssollwerte zu bestimmen. Zum anderen werden die realen und virtuellen Sensoren ein tieferes Wissen über die Belastung der einzelnen WEAn liefern (“self awareness”). Dieses Wissen kann beispielsweise zur Überwachung der Materialermüdung verwendet werden. Durch die Kombination von inflow- und self-awareness wird der Windparkregler in die Lage versetzt, lastoptimale Entscheidungen zur Festlegung der Leistungssollwerte unter Einbeziehung des Alterungszustands von Anlagenkomponenten zu treffen.

Ein drittes Ziel des Projekts ist es, die beiden erstgenannten Ziele (optimale Festlegung der Leistungssollwerte, Verbesserung des Situationsbewusstseins) mit limitierten Kosten und begrenztem Anwachsen von Systemkomplexität zu erreichen. Im Rahmen des Projekts sollen deswegen in erster Linie handelsübliche Dehnungssensoren eingesetzt werde. Sie sind leicht verfügbar und werden üblicherweise für Belastungsprüfungen (z.B. beim Testen und Zertifizieren von Prototypen) sowie für die Regelung von Produktionsanlagen verwendet, um Belastungen zu reduzieren. Verschiedene WEAModelle, die vom Industriepartner des Projekts (Nordex) entwickelt wurden, nutzen diese Art von Sensoren bereits zur aktiven Reduktion von Lasten. Es ist ein Anliegen dieses Projekts, diese Sensoren zusätzlich zu anderen Zwecken einzusetzen. Mit anderen Worten: Hardware, die zur Messung und Reduktion von Lasten bereits installiert wurde, soll zusätzlich Informationen zur Anströmung („inflowawareness”) und zum Zustand der Anlage („self-awareness”) liefern. Dieser Ansatz erhöht den Nutzen von Investitionen in bessere Sensorik einer WEA, begrenzt die Systemkomplexität (weil beispielsweise auf die Installation von Lidar-Systemen zur Messung der Anströmung verzichtet werden kann) und reduziert die Betriebs- und Wartungskosten.

Stand der Technik

Die bisherige Forschung zur Regelung von WPs hat sich vor allem auf die Maximierung der eingespeisten Leistung konzentriert. Dabei haben sich zwei Hauptstrategien ergeben: Induktionsregelung und Nachlaufsteuerung. Die erste, die auf einer Reduzierung der Leistungsaufnahme an den vorderen Turbinen basiert, konnte die anfänglichen Erwartungen in der Praxis nicht erfüllen und hat auf WP-Ebene, wenn überhaupt, nur zu kleinen Steigerungen in der eingespeisten Leistung geführt (Nilsson et al. 2015; Annoni et al. 2016; Dilip und Porté-Agel 2017; Santoni et al. 2015). Annoni et al. 2016 argumentierten, dass die mit der Strategie verbundene Verringerung der auf den Wind ausgeübten Schubkraft zu einer Verringerung der Turbulenzen im Nachlauf führt, was wiederum die Erholung des Nachlaufs verlangsamt. Die Nachlaufsteuerung ist der gegenwärtig aussichtsreichere Ansatz: Indem der Rotor leicht aus dem Wind gedreht wird, wird der Nachlauf seitlich abgelenkt, was zur Verringerung der Nachlaufverluste an nachgeschalteten WEAn beitragen kann. Das Potenzial dieses Ansatzes wurde bereits in Feldversuchen demonstriert (Fleming et al. 2017; Fleming et al. 2020; Fleming et al. 2019; Howland et al. 2019; Doekemeijer et al. 2020; Ahmad et al. 2019). Die positiven Ergebnisse, die mit der Strategie erzielt wurden, deuten darauf hin, dass die Nachlaufsteuerung die bessere Lösung zur Maximierung der Kraftwerksleistung sein könnte (van Wingerden et al. 2020). Trotz erster guter Ergebnisse müssen viele Teilaspekte der Steuerung weiter untersucht werden, z.B. ein lastabhängiger Betrieb, die Berücksichtigung wirtschaftlicher Kennzahlen in der Betriebsführung, eine Verbesserung der Leistungsfähigkeit und Robustheit der Regleransätze (Campagnolo et al. 2020). Im PowerTracker-Projekt planen wir, sowohl Induktionsregelung als auch Nachlaufregelung einzusetzen. Da im Projekt unter anderem darum geht, einem Sollwert zu folgen und nicht darum, die eingespeiste Leistung zu maximieren, scheinen beide Methoden für eine Leistungsreduzierung bei ausgewählten WEAn geeignet.

Ein weiteres - weniger beforschtes - Themengebiet ist die Regelung der aktiven Leistung. Um die Netzfrequenz zu Regeln, muss die Stromerzeugung dem Verbrauch folgen. Dies wurde in der Vergangenheit durch konventionelle Kraftwerke gewährleistet. Angesichts der Bemühungen um einen höheren Anteil erneuerbarer Energien wird jedoch erwartet, dass Windparks eine tragende Rolle bei der Frequenzregelung zukünftiger Stromnetze übernehmen. Das spiegelt sich auch in den Netzanschlussbedingungen wider (Díaz-González et al. 2014). Entsprechend müssen WEAn in der Lage sein, ihre Leistung zu reduzieren, indem sie die Rotorblätter verstellen oder das Drehmoment des Generators reduzieren, um außerhalb der optimalen Rotordrehzahl zu arbeiten. Das Problem ist auf WP Ebene komplizierter, da Nachlaufwechselwirkungen erheblichen Auswirkungen auf die Stromerzeugung nachgeschalteter Anlagen haben und daher im Betrieb berücksichtigt werden müssen (Barthelmie et al. 2009). Zur Modellierung vom Nachlauf und den damit verbundenen Effekten sowie die Art und Weise, wie diese Modelle zur

Koordinierung der Regelung einzelner Turbinen zur Verfolgung eines Leistungssollwerts verwendet werden, existieren nur wenige Forschungsergebnisse (Knudsen et al. 2015). Für die Aufteilung einer gewünschten WP Leistung auf die im Betrieb befindlichen WEAn gibt es keine allgemeingültige Lösung. Einige wenige Arbeiten haben gezeigt, dass durch Koordinierung der WEAn innerhalb eines WPs Frequenzabweichungen reduziert werden können (Shapiro et al. 2017; Boersma et al. 2019) und ein Leistungssollwert eingeregelt werden kann (Fleming et al. 2016b; van Wingerden et al. 2017; Aho et al. 2016). In jüngster Zeit wurden zudem neuere Methoden (Vali et al. 2017; Vali et al. 2019; Kanev et al. 2018) vorgeschlagen, um strukturelle Belastungen zu verringern und damit die Betriebslebensdauer einzelner WEAn zu verlängern. Viele Teilaspekte dieses Themenbereichs sind jedoch noch offen. Zudem basieren die meisten Ergebnisse auf Simulationen und wurden nicht im Feldversuch verifiziert.

Die Literaturrecherche zeigt, dass die Leistungsnachführung durch Regelung des WPs ein wichtiges Forschungsgebiet ist, das großen Einfluss darauf hat, welche Rolle Windkraftanlagen im zukünftigen Energiemix spielen. Darüber hinaus zeigt die Recherche, dass sich das PowerTracker-Projekt in vielerlei Hinsicht von bestehenden Arbeiten unterscheidet. Insbesondere die sensorgestützten self- und inflow-awareness, sowohl bei der Turbine als auch bezogen auf den Anströmungsbedingungen, fehlt in bisherigen Arbeiten, während sie in diesem Projekt eine zentrale Rolle spielt. Darüber hinaus werden folgende Aspekte des geplanten Projekts in bestehenden Arbeiten nicht behandelt: Gemeinsamer Entwurf der Regelungen von WEAn und WPs, Entwurf und Optimierung des Kommunikationssystems, Wiederverwendung von Sensoren für mehrere Anwendungen, und Verbesserung und Abstimmung durch Nutzung von Betriebsdaten. Darüber hinaus soll im PowerTracker Projekt die Anwendbarkeit der Ergebnisse durch einen dreigliedrigen Ansatz sichergestellt werden, der neben Simulationsstudien auch einen experimentellen Test mit hochentwickelten Modellen im Windkanal-Maßstab und ausgewählte Feldtests vorsieht.

Innovation

Ziel des PowerTracker-Projekts ist die Entwicklung optimaler Strategien zur Bestimmung von Leistungssollwerten. Diese werden durch innovative Sensortechnologien ermöglicht, die Informationen über die Windströmung und den Betriebszustand jeder WEA in einem WP liefern.

Der Netzbetreiber stellt dem WP-Betreiber eine Leistungsreferenz zur Verfügung. Diese Referenz gibt die Ausgangsleistung, der erheblich unter der wetterabhängigen maximal verfügbaren Leistung des WPs liegen kann, an. Die Regelung des WPs verwaltet den Windpark und verteilt, unter anderem, Leistungssollwerte an die verschiedenen WEAn, sodass die Anforderungen des Netzbetreibers erfüllt werden. Hierbei müssen neben Leistungsreferenz auch Anforderungen an die Leistungsqualität, z.B. in Bezug auf die Anpassungszeit an einen neuen Leistungssollwert und den Fehler bei dessen Nachführung, erfüllt werden.

Derzeitige WP Regler treffen ihre Entscheidungen auf der Grundlage von Standard-Betriebs-Daten des SCADA Systems, die an den WEAn gesammelt werden. Eine zentrale Innovation des PowerTracker Projekts ist die Ergänzung der SCADA Daten um zusätzliche sensorgestützte Informationen. Diese zusätzlichen Informationen sollen es dem WP Regler ermöglichen, wesentlich differenziertere Entscheidungen bei der Zuteilung der Leistungssollwerte zu treffen, als dies derzeit möglich ist.

Jede Turbine ist mit Lastsensoren ausgestattet. Diese Sensoren sind oft schon an der Turbine installiert, um eine aktive Lastminderung zu ermöglichen (typischerweise in Form einer individuellen Pitchregelung oder IPC). Diese Sensoren sammeln Echtzeitdaten, die zur Bereitstellung von Informationen über den Zustand jeder WEA und zur Abschätzung ihrer aktuellen Einströmbedingungen genutzt werden.

1 Inflow awareness

Aufgrund der Limitierungen bei der Bereitstellung eines aero-elastischen Modells der Nordex-Turbine hat die TUM den Inflow Observer auf der Grundlage eines OpenFAST-Modells der IEA3.4MW-Turbine bestimmt. Es ist anzumerken, dass solche Windschätzer auch im Rahmen anderer vom Bund geförderter Verfahren (CompactWind II, FKZ: 0325492G) entwickelt und teilweise mit Feldmessungen validiert wurden.

Diese Windbeobachter lassen sich in zwei Kategorien einteilen: Windschätzer, die auf Nachschlagetabellen basieren, und Windschätzer, die stattdessen das harmonische Verhalten der Turbine analysieren.

Der erste Windbeobachter, der bekannte Drehmoment-Balance-Schätzer (Rotor-Effective-Wind-Speed Beobachter), basiert auf eine Nachschlagetabelle, die die Leistungskoeffizienten C_p als Funktion des Betriebszustandes erfasst, d.h. der Anstellwinkel β, der dynamische Druck q, die Schnelllaufzahl λ ($\lambda = \Omega R/V$), mit Ω und V die Rotor- und Windgeschwindigkeit und T_{aero} das aerodynamische Drehmoment und ρ und A die Luftdichte und die Rotorfläche.

$$C_p(\beta, \lambda, q) = \frac{T_{aero}\Omega}{0.5\rho ARV^3}. \qquad 1$$

Nach der Identifizierung, wird diese Nachschlagetabelle benutzt, um eine rotorwirksame Windgeschwindigkeit zu schätzen:

$$V_{TB} = LUT_{C_p}\left(\beta, \Omega, T_{aero}, \frac{\rho}{\rho_{ref}}\right). \qquad 2$$

In ähnlicher Weise kann der SEWS-Beobachter auch die rotorwirksame Windgeschwindigkeit schätzen, aber statt Leistung benutzt dieser Schätzer die Blattbiegemomente. Die SEWS-Nachschlagetabelle erfasst den „cone coefficient“ C_m als Funktion des Betriebszustandes

$$C_m(\beta, \lambda, q, \psi_i) = \frac{m_i}{0.5\rho ARV^2}, \qquad 3$$

mit m_i das außerhalb der Ebene liegende Moment des i-th Blattes und ψ der Blattazimuthwinkel. Diese Tabelle kann denn benutzt werden, um die lokale Blattwindgeschwindigkeit V_i des i-th Blattes abzuschätzen

$$V_i = LUT_{C_m}\left(\beta, \Omega, \psi_i, m_i, \frac{\rho}{\rho_{ref}}\right), \qquad 4$$

und die rotorwirksame Windgeschwindigkeit kann einfach durch Mittelwertbildung der drei Blatt-Schätzungen abgeleitet werden.

Harmonic Observers

Der Hamonic-Windbeobachter nutzt die Verknüpfung, die zwischen harmonischen Frequenzen der Blattlasten (m) und Wind entsteht, um folgende Windeigenschaften zu schätzen: vertikale und horizontale Scherung (κ_v and κ_h) und horizontale Versatzwinkeln (ϕ). Die letzte Entwicklung von dieser Methodik [1] verwendet Neuronale Netzwerke (NN), um das Wind-Lasten Modell zu identifizieren:

$$\theta_i = \mathcal{M}(m), \quad mit \quad \{\theta\} = \{\phi, \kappa_v, \kappa_h\} \qquad 5$$

Abbildung 1 zeigt die Struktur von dem neuen Modell $\mathcal{M}$: ein Feed-Forward NN, das jeder einzelne Windparameter sowohl mit der einmal pro Umdrehung Schwingung von out-of-plane (m^{OP}) und in-plane (m^{IP}) Blattlasten verknüpftet, als auch mit Windgeschwindigkeit (V) und Dichte (ρ). Die Windgeschwindigkeit V könnte entweder am Met-Mast oder Gondel gemessen werden, oder mit dem Drehemoment-Balance-Schätzer von der Leistung der Anlage abgeleitet.

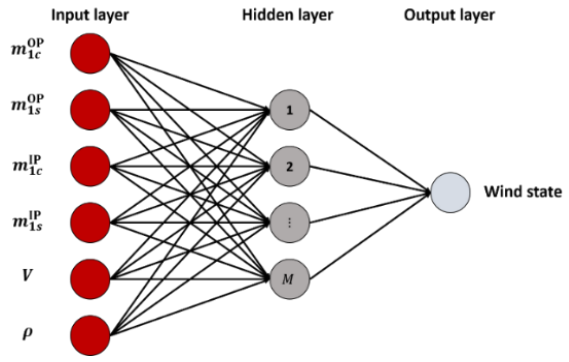

Abbildung 1 NN-basiert Harmonic-Observer. Jeder einzelne Windparameter wird durch ein ad-hoc Netz geschätzt, unabhängig von den anderen. Input: einmal pro Umdrehung Schwingung von out-of plane und in-plane Blattlasten (m); Windgeschwindigkeit (V); Dichte (ρ).

Die Identifizierung und Validierung der LUT- und Harmonic-Beobachter für die 3.4 MW Anlage wurde in einer Simulationsumgebung durchgeführt. Das Verhalten von der Referenzturbine wurde mit OpenFAST simuliert. Was die LUT-Schätzer anbelangt, wurden mehrere „steady“

Simulationen durchgeführt, um das Verhalten der Maschine an verschiedenen Betriebspunkten (d.h. verschiedenen β, Ω und q) zu analysieren und um die Nachschlagetabellen zu erzeugen.

Andererseits, wurden die NNs mit turbulenten Simulationen identifiziert, um womöglich das Verfahren zu replizieren, das man mit Felddaten in der Praxis anwenden wurde. Abbildung 3 zeigt beispielweise die Performance von beiden Art Schätzer in turbulenten Bedingungen, 5% Turbulenz-Intensität (TI), bei einer Windgeschwindigkeit von 11 m/s.

Abbildung 2a zeigt die Leistung-geschätzte (blau) Windgeschwindigkeit im Vergleich zu der Referenzgeschwindigkeit (rot), die an der Nabenhöhe von einem Gondel-Anemometer gemessen wäre, während Abbildung 2b bis d zeigen den geschätzten Versatzwinkel und die vertikale und horizontalen Scherungen. Deren rotor-effektive Referenzparameter wurden von der von TurbSim generierten Windzeitreihen abgeleitet.

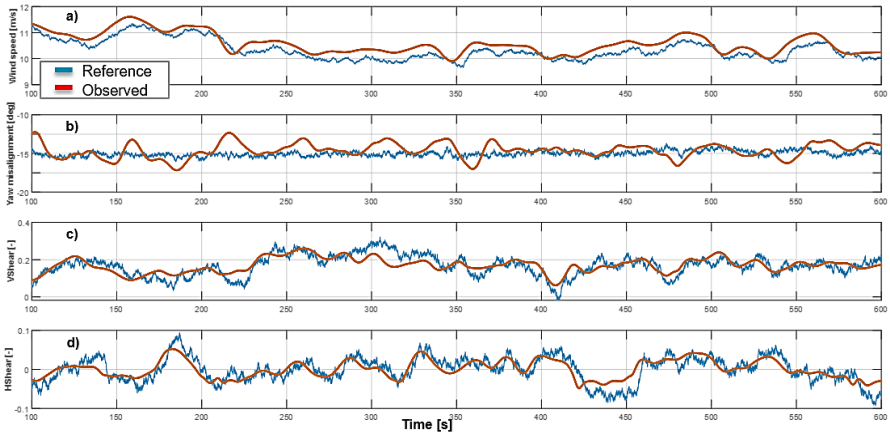

Abbildung 2 Referenz- (schwarz) und beobachteter (rot) Windparameter, 11m/s und 5% TI. Horizontale Versatzwinkeln ϕ (a); vertikale Scherung κ_v (b); horizontale Scherung κ_h (c).

Um statistisch relevantere Ergebnisse darzustellen, zeigt Abbildung 3 1-Minuten-Mittelwerte von den drei Windparameter, die von den turbulenten Simulationen (5% TI) abgeleitet werden. Auf der x-Achse findet man die Referenzparameter, auf der y-Achse die Schätzung von den Harmonic-Beobachtern. In Übereinstimmung mit den Ergebnissen, die auf anderen Maschinen erzielt wurden, kann das NN die Scherungen genauer schätzen als den Versatzwinkel, dessen Root-Mean-Square-Error bei 0.9° ist.

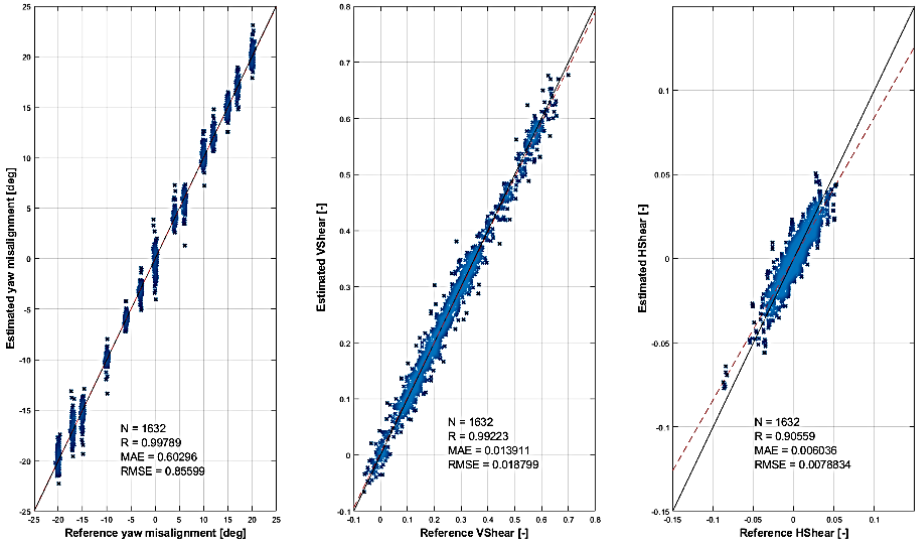

Abbildung 3 Referenz- (x-Achse) und beobachteter (z-Achse) Windparameter. Horizontale Versatzwinkeln ϕ; vertikale Scherung κ_v; horizontale Scherung κ_h. N: Anzahl an 1-Minuten-Mittelwerte; R: Pearson's Korrelationskoeffizient; MAE: mean absolute error; RMSE: root means square error.

2 Digitaler Schatten

Abbildung 4 veranschaulicht die Hauptkomponenten des vorgeschlagenen Workflows des Digitalen Schattens. Es wird davon ausgegangen, dass Messungen für das Drehmoment des Generators, die Rotordrehzahl, den Pitch-Winkel, die Turmkopfbeschleunigung und - optional - für die Biegemomente an den Blattwurzeln verfügbar sind. Schätzmodelle verwenden die gemessenen Signale, um die Anströmungscharakteristik und den Rotorschub zu bestimmen. Das filterinterne reduzierte Modell wird als Funktion des Rotorschubs und einiger Schlüsseleigenschaften der Anströmung (Windgeschwindigkeit und Scherung) programmiert. Die geschätzten Anströmungscharakteristik wird wiederum verwendet, um die Koeffizienten des filterinternen Turbinenmodells zu planen. Schließlich kombiniert ein Kalman-Filter dieses Modell mit einer Reihe von Messungen, um die Systemzustände zu schätzen. Es sei darauf hingewiesen, dass diese sequenzielle Implementierung (bei der die Schätzmodelle für Schub und Anströmung Informationen an einen Kalman-Filter weiterleiten) nicht die einzige Option ist. Alternativ hätte man die Schätzung der Schub- und Anströmungseigenschaften auch in einen erweiterten Kalman-Filter einbeziehen können. Der Einfachheit halber und weil bereits ältere Implementierungen der Anströmungsschätzmodelle verfügbar waren, wurde hier der sequenzielle Ansatz gewählt.

Zur Abschätzung der Turmbelastung mit Hilfe des entwickelten Digitalen Schattens der Windkraftanlage werden zwei Formulierungen verwendet. Zunächst wird ein einfaches Modell verwendet, das sich ausschließlich auf die Fore-Aft Dynamik des Turms konzentriert. Um die potenziellen Vorteile eines detaillierteren Ansatzes zu bewerten, werden anschließend die seitliche Bewegung des Turms sowie die Freiheitsgrade der Blätter in Schwenk- und Schlagebene in das interne Modell des Filters einbezogen. Sowohl für die einfache als auch für die verfeinerte Formulierung können die Modellkoeffizienten als Funktionen der Anströmbedingungen festgelegt werden.

Abbildung 5a zeigt den zeitlichen Verlauf der Fore-Aft Biegung des Turmkopfes, gemessen mit dem OpenFAST-Modell (schwarze durchgezogene Linie), geschätzt mit dem einfachen Modell (blaue gestrichelte Linie) und geschätzt mit dem verfeinerten Modell (hellblaue gestrichelte Linie). In ähnlicher Weise zeigt Abbildung 5b das Fore-Aft-Biegemoment am Turmfuß. Tabelle 1 zeigt die durchschnittlichen absoluten Fehler für alle durchgeführten Simulationen für beide Formulierungen. Für die einfache, nur auf den Turm bezogene Formulierung werden zwei Fälle betrachtet: wenn die filterinternen Modellmatrizen konstant sind (mit "Mean" gekennzeichnet), und wenn sie als Funktionen der Anströmungsgrößen festgelegt werden (mit "Scheduled" gekennzeichnet). Im Falle der verfeinerten Formulierung weisen die Modellkoeffizienten eine erhebliche Variabilität mit den Einströmungsbedingungen auf und die Verwendung eines einzigen Mittelwerts liefert keine genauen Ergebnisse. Es hat den Anschein, dass die Einbeziehung zusätzlicher Freiheitsgrade positive Auswirkungen auf die Schätzung der Fore-Aft

Dynamik des Turms hat. Für die hier analysierten Bedingungen und beschränkt auf die Fore-Aft-Dynamik des Turms sind die Verbesserungen jedoch nur geringfügig und einzig auf die DELs beschränkt, so dass sich die zusätzliche Komplexität der Implementierung möglicherweise nicht lohnt (Hoghooghi et al., 2024).

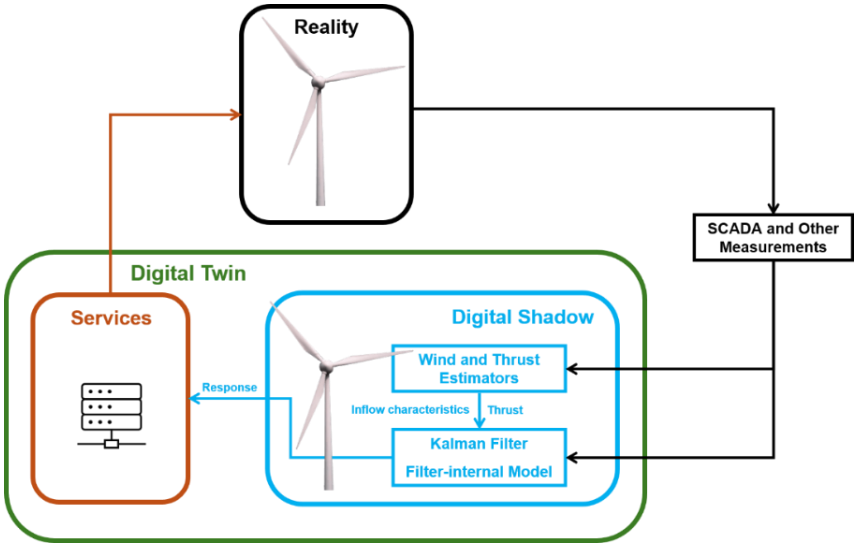

Abbildung 4 Das entwickelte Konzept des Digitalen Schattens: Windturbinenmessungen und ein Turbinenmodell werden kombiniert, um die Turmlasten abzuschätzen.

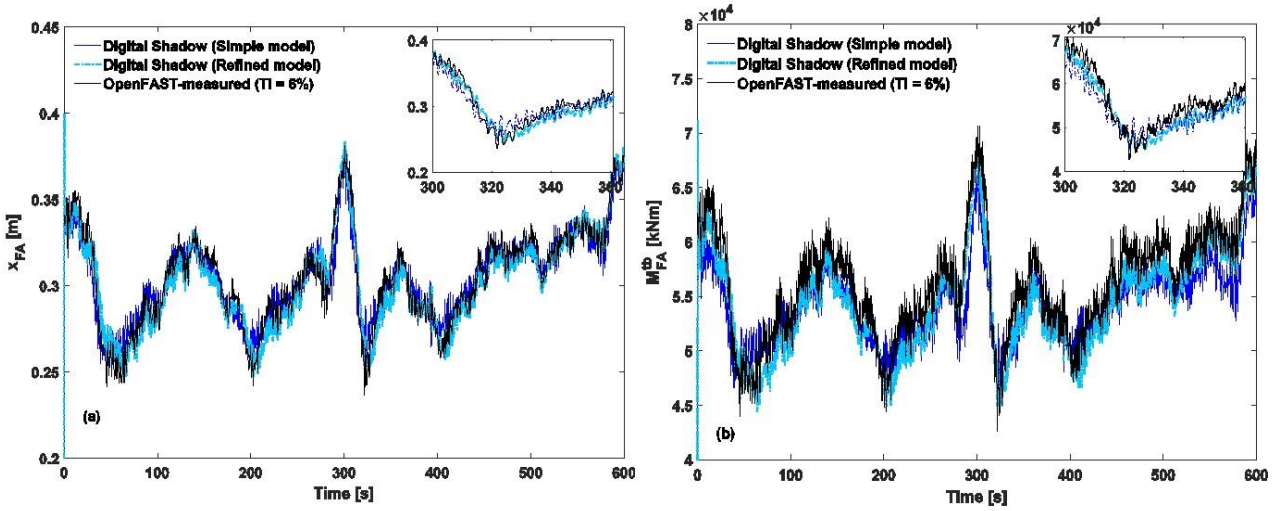

Abbildung 5 (a) Zeitlicher Verlauf der Fore-Aft Biegung des Turmkopfes, gemessen mit dem OpenFAST-Modell (schwarze durchgezogene Linie), geschätzt mit dem einfachen Modell (blaue gestrichelte Linie) und geschätzt mit dem verfeinerten Modell (hellblaue gestrichelte Linie). (b) Zeitliche Verläufe des Fore-Aft Biegemoments des Turmfußes, gemessen mit dem OpenFAST-Modell (schwarze durchgezogene Linie), geschätzt mit dem einfachen Modell (blaue gestrichelte Linie) und geschätzt mit dem verfeinerten Modell (hellblaue gestrichelte Linie). Nennwindgeschwindigkeit ist 9.8 m/s und TI gleich 6 %.

Tabelle 1 *Durchschnittliche Schätzfehler für die Biegung des Turmkopfes und die DELs am Turmfuß.*

Formulation	State-space matrices	Avg. estimation error tower top deflection [%]	Avg. estimation error tower-base DELs [%]
Einfache Formulierung nur für Türme	Mittelwert	6.8	15.1
Einfache Formulierung nur für Türme	Vorgesehen	6.8	14.4
Verfeinerte Formulierung	Vorgesehen	6.9	12.1

Bias-Korrektur-Verfahren und Feldvalidierung

Das Filter-ROM wird durch Linearisierung des nichtlinearen Modells um mehrere Gleichgewichtsbedingungen herum abgeleitet, wobei die Zustände, Eingänge und Ausgänge mit q_o, v_o, u_o, y_o und z_o bezeichnet werden. Das sich ergebende linearisierte Modell, einschließlich der Bias-Korrekturen (BC) für additive Fehler, wird in Form von Inkrementen δ(·) wie folgt ausgedrückt (Hoghooghi et al., 2025).:

$$\delta\dot{q} = \delta v \tag{6a}$$
$$\delta\dot{v} = -M^{-1}(C\delta v + K\delta q + U\delta u + f_0 + w) \tag{6b}$$
$$\dot{b} = w_b \tag{6c}$$
$$\delta y = D_v\delta v + D_q\delta q + E\delta u + b + \upsilon \tag{6d}$$
$$\delta z = F_v\delta v + F_q\delta q + G\delta u. \tag{6e}$$

wobei M, C, K und U die Massen-, Dämpfungs-, Steifigkeits- bzw. Regelungsmatrizen sind. y und z sind die gemessenen bzw. die zu schätzenden Ausgänge. Die Störgrößen sind im Mittel Null und unkorreliert (eno enrgy GmbH). Die statische Kraft f_o ist ein Korrekturterm, der stationäre Ausschläge in den verallgemeinerten Verschiebungen induziert, um Verzerrungen auszugleichen. f_o hängt über die Planungsparameter von den Betriebsbedingungen ab. Eine zweite Korrektur führt b in die Ausgangsgleichung (Gl. 6d) ein, um systematische Sensorfehler zu berücksichtigen. Nach gängigen Methoden zur Bias-Korrektur (Grewal et al., 2008) wird b als eine Zustandsvariable behandelt, die einem vom Prozessrauschen ωb angetriebenen Random Walk unterliegt, wie in Gl. (6c) beschrieben. Es ist wichtig zu beachten, dass die zu schätzende Größe z als verfügbar vorausgesetzt wird und die Abstimmung der Korrekturterme auf der Grundlage von z durchgeführt wird. Die filterinterne Dynamik berücksichtigt 9 Freiheitsgrade (DOFs), wobei verallgemeinerte Verschiebungen wie folgt definiert sind:

$$q = \left\{d_T^{FA}, d_T^{SS}, \psi, d_{B1}^F, d_{B2}^F, d_{B3}^F, d_{B1}^E, d_{B2,}^E, d_{B3}^E\right\}^T, \tag{7}$$

wobei d_T^{FA} and d_T^{SS} die Ausschläge des Turms nach vorne (FA) und zur Seite (SS) sind, ψ der Azimut des Rotors ist und $d_{Bi}^F/, d_{Bi}^E$ die Biegung des i-ten Blattes in Flapwise- und Edgewise-

Richtung sind. Die Geschwindigkeiten sind $\dot{q} = v$. Der Eingangsvektor u umfasst Steuer- und Umgebungsbedingungen und enthält 8 Komponenten:

$$u = \{V, \alpha, \gamma, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_{coll}, Q_{gen}\}^T, \qquad 8$$

wobei V die Windgeschwindigkeit, α der vertikale Scherungsexponent, γ der Gierversatz, θ_i der Blattverstellwinkel, θ_{coll}der kollektive Pitch und Q_{gen} das Generatordrehmoment ist. Die Ausgänge y enthalten 9 Einträge:

$$q = \{\ddot{d}_T^{FA}, \ddot{d}_T^{SS}, \dot{\psi}, m_{B1}^F, m_{B2}^F, m_{B3}^F, m_{B1}^E, m_{B2,}^E, m_{B3}^E\}^T, \qquad 9$$

wobei $\ddot{d}_T^{FA}, \ddot{d}_T^{SS}$ die Turmkopfbeschleunigungen, $\dot{\psi}$ die Rotorgeschwindigkeit und m_{Bi}^F / m_{Bi}^E die Blattbiegemomente sind. Das Modell wird über einen Parametervektor s = $\{V, \alpha, k_h, \gamma\}^T$ geplant, der die Windgeschwindigkeit, die vertikale Scherung, die horizontale Scherung k_h und den Gierversatz darstellt. Die Linearisierung wird bei diskreten s-Werten durchgeführt, wobei Matrizen und Gleichgewichtszustände in LUTs gespeichert werden. Während der Laufzeit wird s geschätzt, und die Matrizen werden interpoliert, was die Umwandlung der vom Filter vorhergesagten inkrementellen Werte in nichtlineare Größen ermöglicht. Es ist erwähnenswert, dass die rotoräquivalente Windgeschwindigkeit durch Umkehrung des Leistungskoeffizientenausdrucks bestimmt wird, während die horizontale und vertikale Scherung und die Fehlausrichtung gegenüber dem Wind mit dem Ansatz „Rotor als Sensor“ geschätzt werden (Bertel`e et al., 2024).

Der Datensatz wurde vom 17. bis 30. Oktober 2020 an einem Teststandort im Nordosten Deutschlands, in der Nähe von Kirch Mulsow, im Rahmen eines unabhängigen Projekts erhoben. Die Messungen waren unkalibriert und wurden gefiltert, um die normale Stromerzeugung darzustellen. Der in Abbildung 6 Abbildung 6 Layout des Testgeländes mit den Standorten der Turbinen.dargestellte Standort umfasst vier Anlagen der eno energy GmbH in leicht hügeligem Gelände. Der Digital Shadow wurde auf die WT3 mit einer Nennleistung von 3,5 MW, einem Rotordurchmesser von 126 m und einer Nabenhöhe von 117 m (Modell eno126) angewandt, die unter ungestörten Freiströmungsbedingungen mit Windrichtungen von 145° bis 335° betrieben wurde. Die Windgeschwindigkeits- und Scherungsschätzer für diese Turbinen wurden in früheren Studien entwickelt und validiert (Schreiber et al., 2020). In den Abbildung 7a und b sind die zeitlichen Verläufe der Biegemomente des Turmfußes bzw. der Rotorblätter (25% Span). Die Messwerte sind mit einer durchgezogenen roten Linie und die BC-korrigierten Ausgänge des Digital Shadows mit einer durchgezogenen gelben Linie dargestellt. Alle Werte wurden mit demselben Faktor normiert, um die Vertraulichkeit der gemessenen Turbinendaten zu wahren. Die prozentualen Fehler (Root Mean Squared Percentage Errors, RMSPEs) für M_{TB} and $M_{B-25\%}$

betragen 1,9% bzw. 3,0%. Darüber hinaus liegen die DEL-Schätzfehler für M_{TB} and $M_{B-25\%}$ bei 5,5% bzw. 3,6% für den in Abbildung 7 dargestellten Beispieltag.

Abbildung 6 Layout des Testgeländes mit den Standorten der Turbinen.

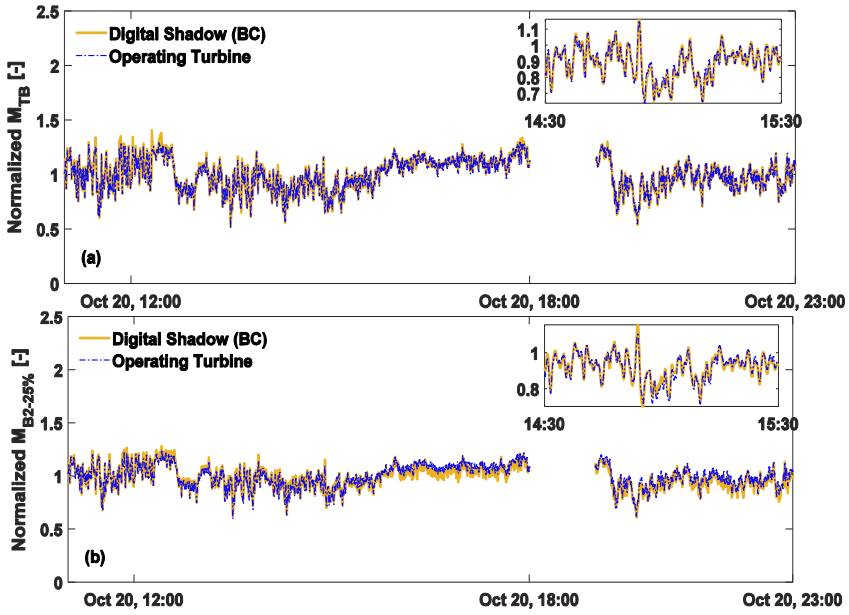

Abbildung 7 Zeitliche Verläufe des normierten Turmfußbiegemoments (a) und des Blattbiegemoments (bei 25% Span) (b). Messungen: durchgezogene rote Linie; korrigierte Schätzungen des digitalen Schattens mit BC: durchgezogene gelbe Linie.

3 Entwurf von lastoptimaler WP Regelung

Die TUM analysierte die verschiedenen Architekturen auf Leistung der Windpark(WP)-Steuerung sowie auf Auswirkungen verschiedener Kommunikationsarchitekturen, sowohl zentralisiert als auch dezentralisiert. Sobald Nordex allerdings die erforderlichen Daten und Möglichkeiten für eine Feldtestkampagne zur Verfügung stellt, kann die TUM die Architekturen für den Feldtest anpassen.

Im Rahmen des PowerTracker-Projekts entwickelt die TUM mehrere Werkzeuge und Methoden zur Steuerung von Windparks mit unterschiedlichen Zielsetzungen. Diese sind in dem folgenden allgemeinen Schema dargestellt (Abbildung 8).

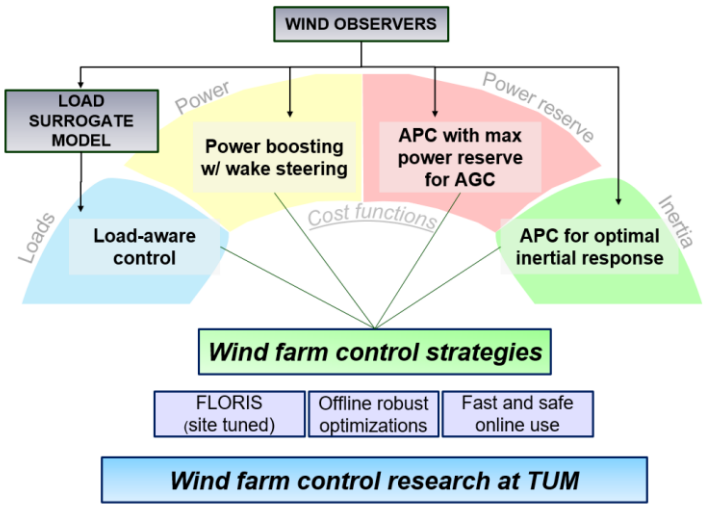

Abbildung 8 Allgemeines Schema der Kontrollziele von Windparks

Die von der TUM entwickelten Strategien zur Steuerung von Windparks beruhen auf stationären Windpark-Strömungssimulationsprogrammen wie FLORIS (FLOw Redirection and Induction in Steady State). Dieses Tool nutzt technische Nachlaufströmungsmodelle, um das Strömungsfeld innerhalb eines Windparks unter Berücksichtigung einiger Anströmungsparameter vorherzusagen. Aufgrund seiner geringen Rechenkosten kann FLORIS für die Optimierung der Windparksteuerung eingesetzt werden. Dies kann offline erfolgen, was einen schnellen und sicheren Online-Einsatz in großen oder skalierten Windkraftanlagen ermöglicht.

Es wurden vier verschiedene Regelungsstrategien formuliert:

- Lastabhängige Steuerung
  - ZIEL: Betrieb eines Windparks, um Ermüdungserscheinungen oder spezifische Lastsignale entweder lokal oder anlagenbezogen zu reduzieren.

- Leistungserhöhung mit Nachlaufsteuerung
    - ZIEL: Maximierung der Stromerzeugung durch absichtliche Fehlausrichtung der Rotoren von Windturbinen zur „Steuerung“ der Nachlaufströmungen mit geringem Impuls, um deren Zusammenstoß mit nachgelagerten Rotoren zu vermindern und dadurch deren Stromerzeugung zu erhöhen.
- Active Power Control (APC) mit maximaler Leistungsreserve zur automatischen Erzeugungssteuerung
    - ZIEL: Betrieb eines Windparks, um die Anforderungen des Übertragungsnetzbetreibers (ÜNB) zu erfüllen, der für das Stromnetz zuständig ist, an das der Windpark angeschlossen ist. Diese Art der Windparksteuerung berücksichtigt den geringen zeitlichen Reaktionsbereich der elektrischen Netzsteuerung, d.h. der automatischen Erzeugungssteuerung, in der Größenordnung von Minuten. In einem solchen Regelbereich besteht das Ziel darin, die Stromerzeugung des Windparks an die vom ÜNB geforderte Momentanleistung anzupassen.
- APC für optimale Trägheitsreaktion der Schwungmasse
    - ZIEL: Einen Windpark so zu betreiben, dass er die Anforderungen des Übertragungsnetzbetreibers (ÜNB) erfüllt, der für das Stromnetz zuständig ist, an das der Windpark angeschlossen ist. In diesem Fall wird der Windpark so betrieben, dass er zum schnellsten Reaktionsbereich der elektrischen Netzregelung, d.h. der Trägheitsregelung per Schwungmasse in der Größenordnung von Sekunden, beiträgt. In diesem Fall wird der Windpark so betrieben, dass die Netzfrequenz im Gleichgewicht bleibt, d. h. dem Nennwert entspricht (z. B. 50 Hz in Europa und 60 Hz in den USA).

Nachfolgend werden die im Rahmen des Powertracker-Projekts geleisteten Beiträge zur lastabhängigen Steuerung, zur APC mit Leistungsreserve und zur APC für eine Trägheitsreaktion per Schwungmasse beschrieben.

Wie bereits in früheren Berichten beschrieben, hat die TUM ein generisches, steuerungsorientiertes, ortsunabhängiges Last-Surrogate-Modell entwickelt, das auf sektorgemittelten Einströmungsgrößen basiert. Dieses Last-Surrogate-Modell ermöglicht die Bewertung von Ermüdungslasten an jeder Turbine innerhalb eines Windparks, indem es sowohl lokale als auch parkweite Steuerungsmaßnahmen berücksichtigt. Letztlich erleichtert dieser Ansatz die Steuerung von Windparks - insbesondere die Active Power Control (APC) -, indem er nicht nur die Stromerzeugung, sondern auch die Minderung von Ermüdungsbelastungen auf verschiedenen Komponentenebenen berücksichtigt.

Der innovative Surrogate-Ansatz der TUM ist in Abbildung 9 dargestellt. Diese Methode wurde zusammen mit ihrer Validierung anhand von Simulationsdaten im Tagungsband der TORQUE 2024 Konferenz veröffentlicht (Guilloré et al., 2024).

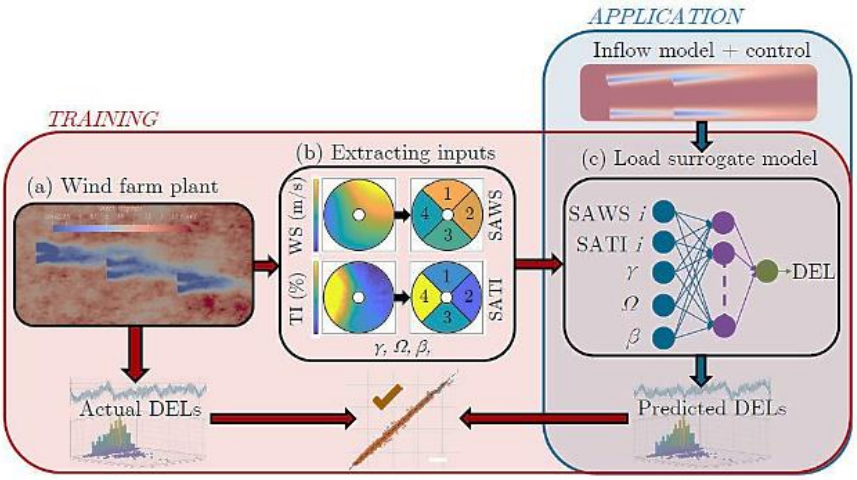

Abbildung 9 Schematischer Überblick über die Validierung des Last-Surrogate-Modell (Guilloré et al. 2024).

Ein großer Datensatz wird auf Grundlage von FAST.Farm-Simulationen (Jonkman et al., 2021) mit der IEA 3,4 MW Referenzwindturbine (Bortolotti et al., 2019) erstellt. Anschließend werden künstliche neuronale Netze trainiert, um die Damage Equivalent Loads (DELs) an verschiedenen Turbinenkomponenten (Blattwurzel, Welle, Azimutlager und Turmfuß) vorherzusagen. Die Eingangsgrößen der Last-Surrogate-Modelle sind vier sektor-gemittelte Anströmgrößen (SAWS), vier sektor-gemittelte Turbulenzintensitäten (SATI) sowie Regel-Sollwerte (Azimut-Fehlstellung, mittlere Rotordrehzahl und mittlerer Blattwinkel). Der Datensatz wird zur Hälfte in Trainings- und Validierungsuntermenge aufgeteilt. Die resultierenden Root Mean Square Percentage Errors (RMSPE) sind in Abbildung 10 dargestellt. Die Leistungsfähigkeit der Surrogate-Modelle wird als sehr gut bewertet.

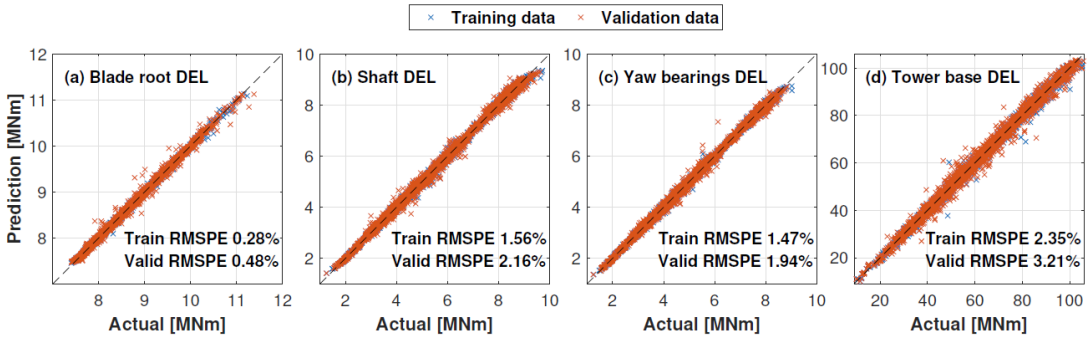

Abbildung 10 Streudiagramme der Trainings- und Validierungs-Teilmengen, die sich aus dem Training der ANNs für die vier betrachteten DELs (alle drei Windturbinen) ergeben. RMSPE-Werte sind angegeben (Guilloré et al. 2024).

Um die breite Anwendungsvielfalt des ortsunabhängigen und regelungsorientierten Last-Surrogatmodells zu veranschaulichen, zeigt Abbildung 12 die Vorhersagen des neuronalen Netzes (gestrichelte Linien) im Vergleich zu den Referenzwerten (durchgezogene Linien) unter Variation von Umgebungsbedingungen, die dem Surrogatmodell nicht bekannt sind (Windrichtung, Azimutnachführung und Abregelung der vorgelagerten Turbine). Es wird eine sehr hohe Genauigkeit der Vorhersagen erreicht.

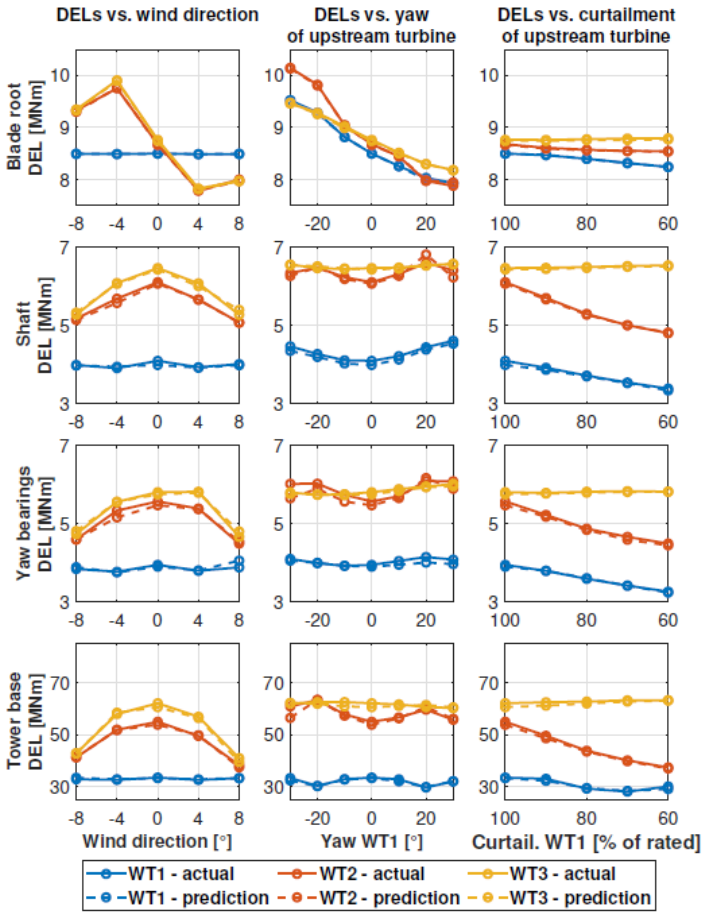

Abbildung 11 Surrogatvorhersagen der DEL-Trends für alle drei Turbinen im ursprünglichen Datensatz (nicht im Training enthalten). Linke Spalte: DELs vs. Windrichtung. Mittlere Spalte: DELs vs. Azimut-Fehlausrichtung der vordersten Turbine. Rechte Spalte: DELs vs. Abregelung der vordersten Turbine. Durchgezogene Linien: tatsächliche DEL-Werte, gestrichelte Linien: Surrogatvorhersagen.

Abbildung 11 zeigt die Validierung mit demselben Aufbau, der auch für das Training des Surrogats verwendet wurde (drei ausgerichtete IEA-3.4 MW Turbinen (Bortolotti et al., 2019)). Eine erweiterte Validierung erfolgte mit dem in Abbildung 12 dargestellten abweichenden Windpark-Layout. Wie in Abbildung 13 zu sehen ist, liefern die Surrogate weiterhin sehr gute Vorhersagen der Ermüdungslasten jeder einzelnen Turbine im Windpark.

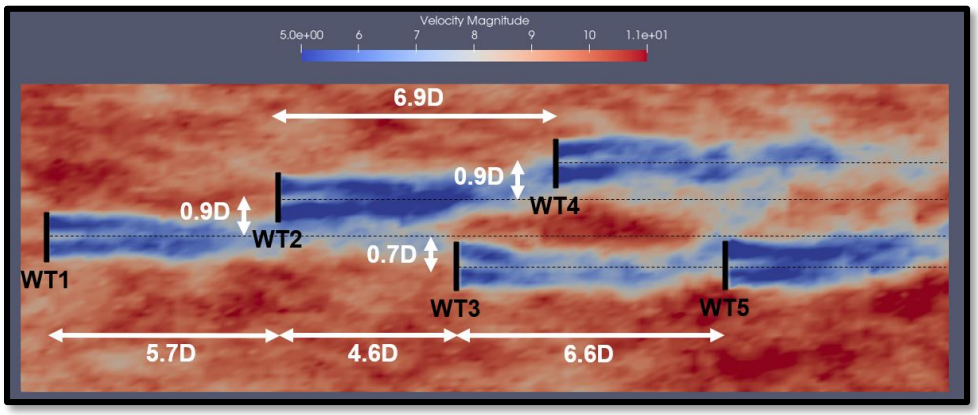

Abbildung 12 Neue Windparkkonfiguration (nicht für das Training des Last-Surrogate-Modells verwendet), die für die Validierung verwendet wurde (Guilloré et al. 2024), bestehend aus fünf IEA-3,4-MW-Referenzanlagen.

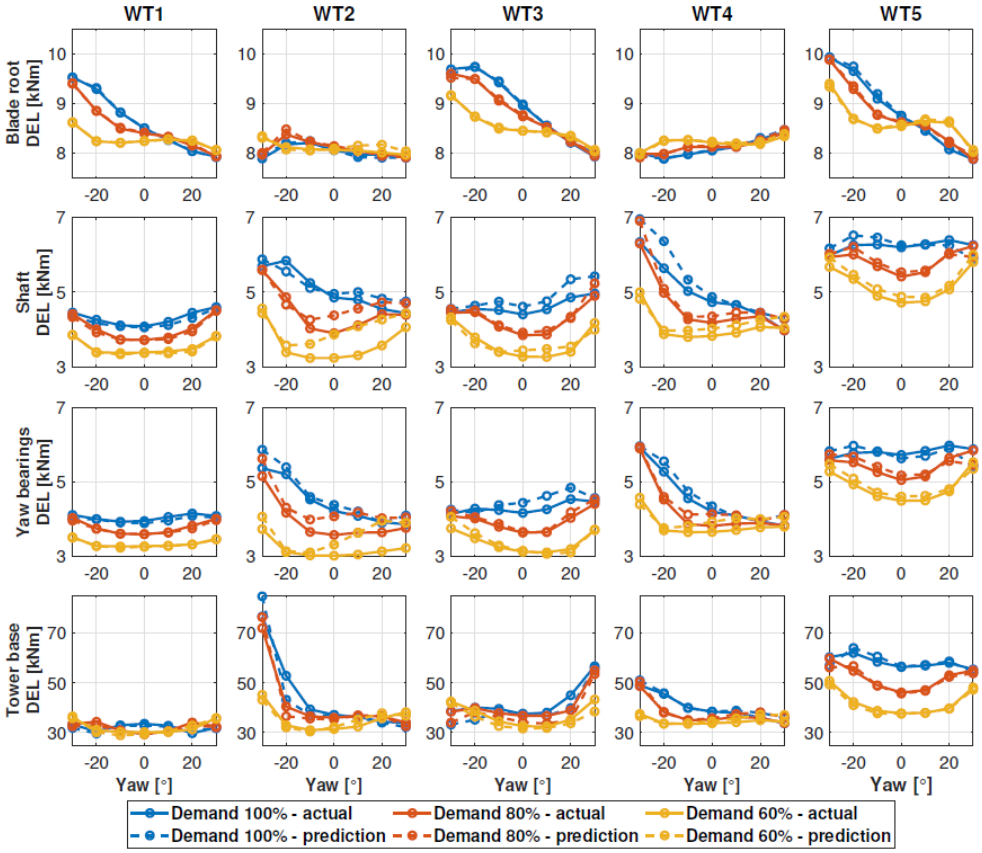

Abbildung 13 Surrogate-Modell-Vorhersagen der DELs-Trends für den Validierungs-Windpark in Abbildung 12 (Guilloré et al. 2024).

In der TORQUE-Veröffentlichung (Guilloré et al., 2024) wurde ein Datensatz von 2.264 FAST.Farm-Simulationen mit jeweils drei IEA-3,4MW-Windturbinen verwendet. Seitdem wurde der Datensatz erheblich auf 10.261 Fälle erweitert. Dieser erweiterte Datensatz umfasst einen größeren Bereich von Turbinenabständen, Windrichtungen, Windgeschwindigkeiten, Turbulenzintensitäten, atmosphärischen vertikalen Scherungsexponenten und verschiedenen Kombinationen von schräg-ausgerichteten Gierwinkeln und Leistungsbedarfssollwerten (einschließlich Leistungsbeschränkungsszenarien). Diese Ergänzungen wurden vorgenommen, um eine umfassendere Bewertung der Leistung des Surrogate-Modells zu ermöglichen. Auf der Grundlage dieses erweiterten Datensatzes wird derzeit eine neue Veröffentlichung in der Fachzeitschrift Wind Energy Science vorbereitet. Zu den neuesten Ergebnissen gehört eine parametrische Studie, in der optimale Auslegungsentscheidungen für das Last-Surrogat-Modell untersucht werden, wie in Abbildung 14 dargestellt.

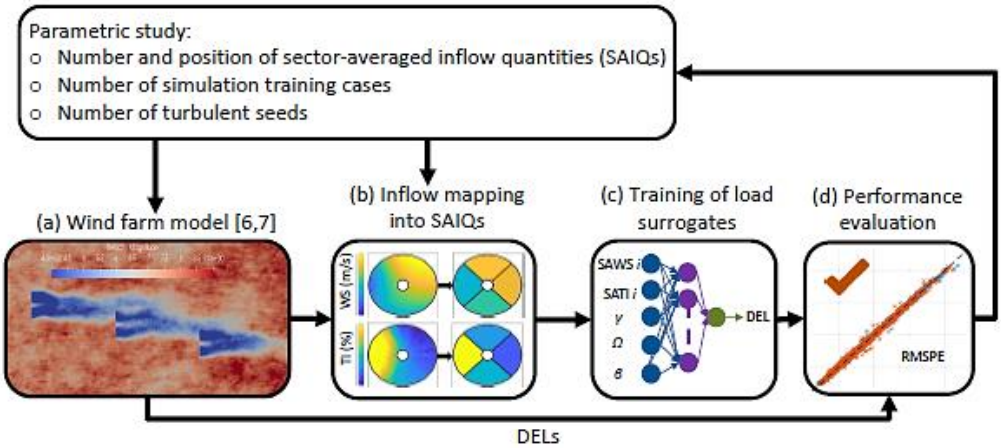

Abbildung 14 Generisches Schema für die erweiterte parametrische Studie über optimale Designentscheidungen für die Last-Surrogate-Modellierung.

Mit dem erweiterten Datensatz wird eine Reihe parametrischer Analysen durchgeführt. Abbildung 15 zeigt zunächst den deutlichen Vorteil der Verwendung von vier sektormittelten Windgeschwindigkeiten (SAWS) im Vergleich zu einer einzelnen rotorgemittelten Windgeschwindigkeit (RAWS) für die präzise Lastvorhersage. Zudem wird die erhöhte Genauigkeit durch die Berücksichtigung der Zeitabhängigkeit mittels sektormittelter Turbulenzintensitäten (SATI) verdeutlicht.

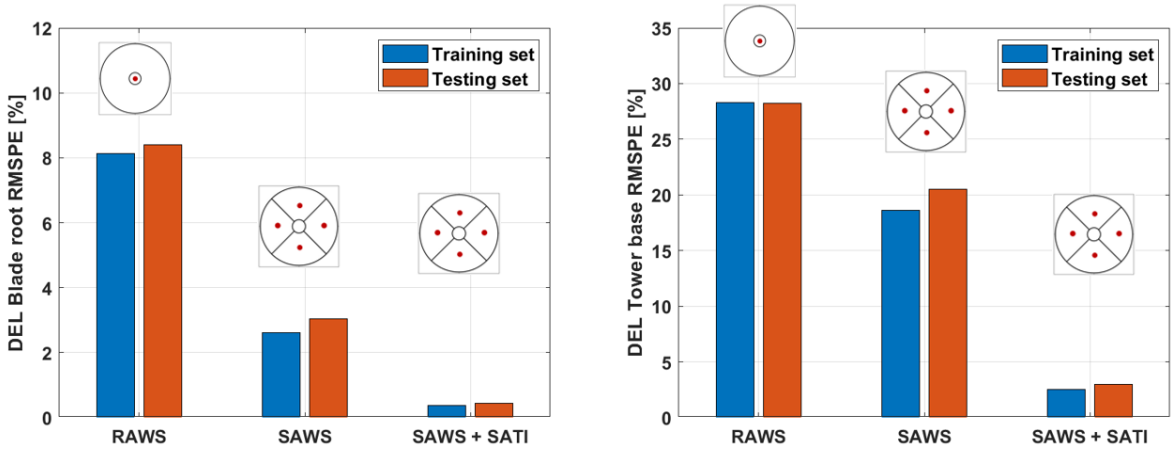

Abbildung 15 Root-Mean-Square-Prozentfehler (RMSPE) der Surrogate für die Blattwurzel-DEL (links) und Turmbasis-DEL (rechts) unter Einführung des Sektorenansatzes sowie der Turbulenzintensitäten. RAWS: rotorgemittelte Windgeschwindigkeiten. SAWS: sektorgemittelte Windgeschwindigkeiten. SATI: sektorgemittelte Turbulenzintensitäten.

In Abbildung 15 enthalten die Daten keine speziellen Steuerungsmaßnahmen. Im Gegensatz dazu beinhalten Abbildung 16 Abbildung 17 Daten mit Yaw-Fehlausrichtungen und Abregelung (reduzierte Leistungsanforderung). In diesem Fall ist es vorteilhaft, Steuerungssollwerte als Eingaben für die Surrogate hinzuzufügen, wie in Abbildung 16 Abbildung 17 quantifiziert. Die Verwendung der einfachen Leistungsanforderung (als Prozentsatz der Nennleistung) scheint ausreichend zu sein, um den Effekt der Abregelung korrekt abzubilden (kein offensichtlicher Bedarf an detaillierteren Informationen zu Rotordrehzahlen, Blattverstellwinkeln und deren Standardabweichungen über 10 Minuten).

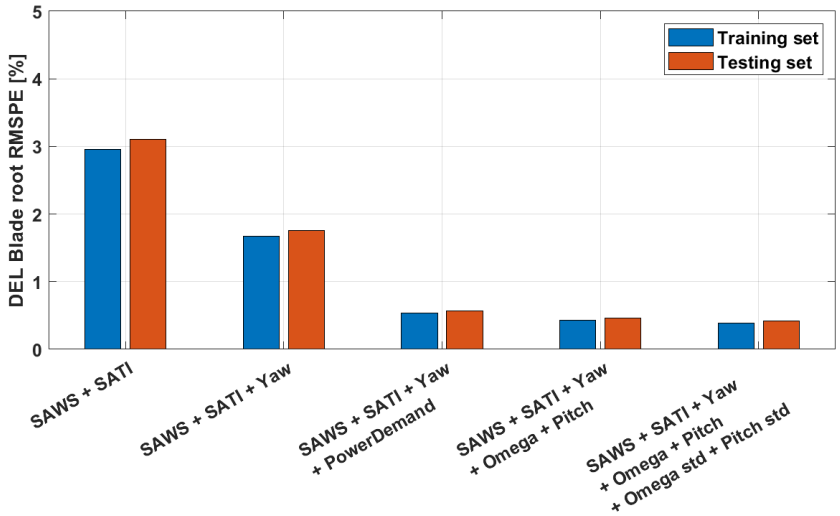

Abbildung 16 Root-Mean-Square-Prozentfehler (RMSPE) der Surrogate für die Blattwurzel-DELs unter Einbeziehung detaillierterer Informationen zu Steuerungssollwerten.

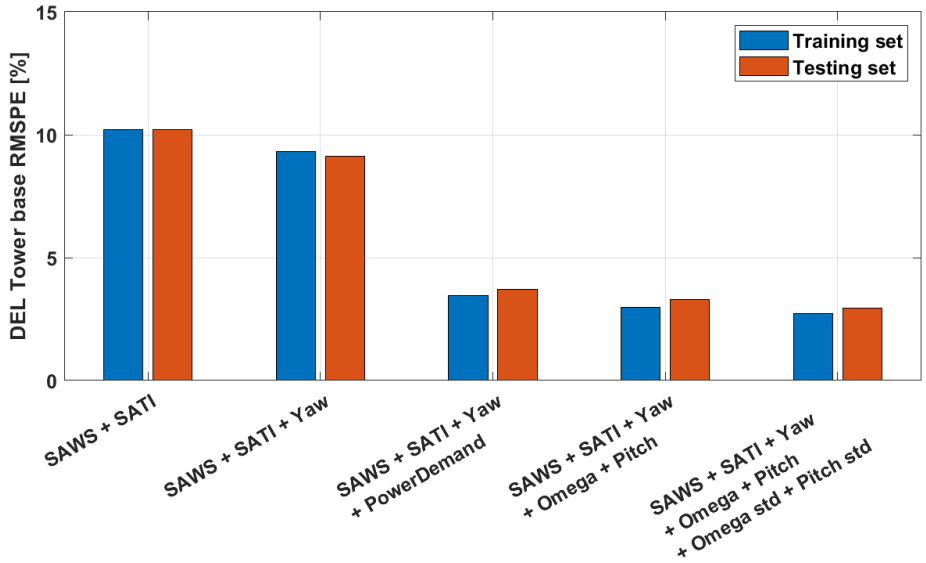

Abbildung 17 Root-Mean-Square-Prozentfehler (RMSPE) der Surrogate für die Turmbasis-DELs unter Einbeziehung detaillierterer Informationen zu Steuerungssollwerten.

Abbildung 18 und Abbildung 19 zeigen das vollständige Bild der Konvergenz der Surrogat-Performance, wenn die Anzahl der sektormittelten Anströmgrößen schrittweise erhöht wird. Die Nutzung von vier oder sechs Sektoren über die Rotorscheibe stellt einen effektiven Kompromiss zwischen Modellkomplexität und Surrogatgenauigkeit dar. Eine weitere Erhöhung der Sektorenanzahl führt in diesem Fall nicht zu signifikanten Verbesserungen der Surrogat-Performance. Tatsächlich zeigt sich bei der Verwendung von sechs bis acht Sektoren eine größere Diskrepanz zwischen Trainings- und Validierungsdatensatz, was auf Overfitting aufgrund einer zu großen Anzahl von Eingangsgrößen hinweist. Sollte jedoch getestet werden, wie sich komplexere Anström-Effekte, wie z. B. Low-Level-Jets**,** auswirken, könnte eine höhere Sektorenanzahl von Vorteil sein.

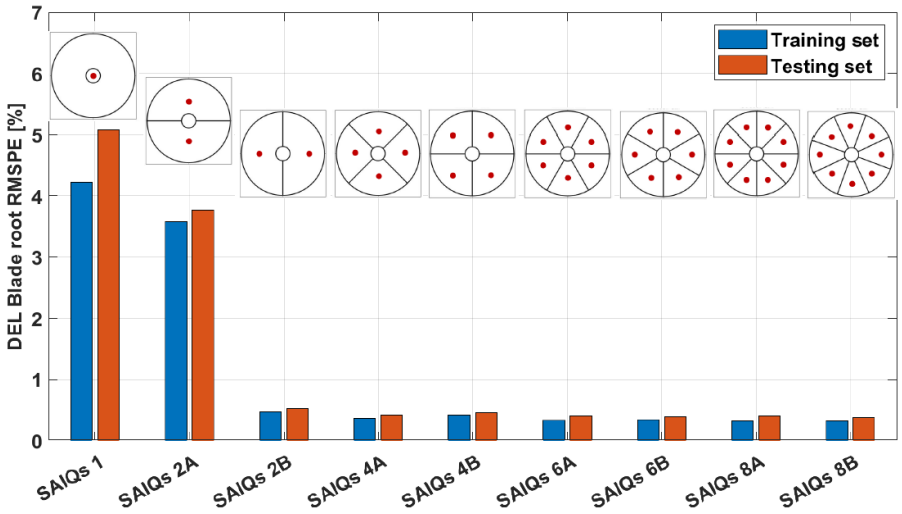

Abbildung 18 Prozentualer RMSPE-Fehler des Blattwurzel-DEL-Surrogate-Modells für eine zunehmende Anzahl von Einström-Mapping-Sektoren.

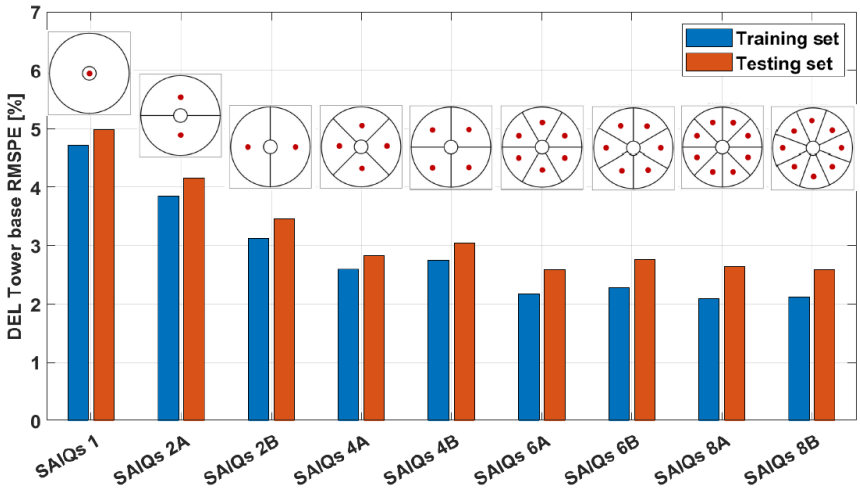

Abbildung 19 Prozentualer RMSPE-Fehler des Turmfuß-DEL-Surrogate-Modells für eine zunehmende Anzahl von Einström-Mapping-Sektoren.

Schließlich zeigen Abbildung 20 a und c**,** dass die Verwendung von etwa 20 % des Datensatzes (entspricht 2.050 Simulationsfällen) ausreicht, um eine gute und verallgemeinerbare Surrogat-Performance zu erreichen**.** Abbildung 20 b und d verdeutlichen, dass rund 12 turbulente Seeds ausreichen, um eine konvergierte Performance des trainierten Last-Surrogatmodells zu erzielen.

Diese Ergebnisse sind sehr wertvoll, um effizient neue ortsunabhängige und regelungsorientierte Surrogatmodelle zu erstellen.

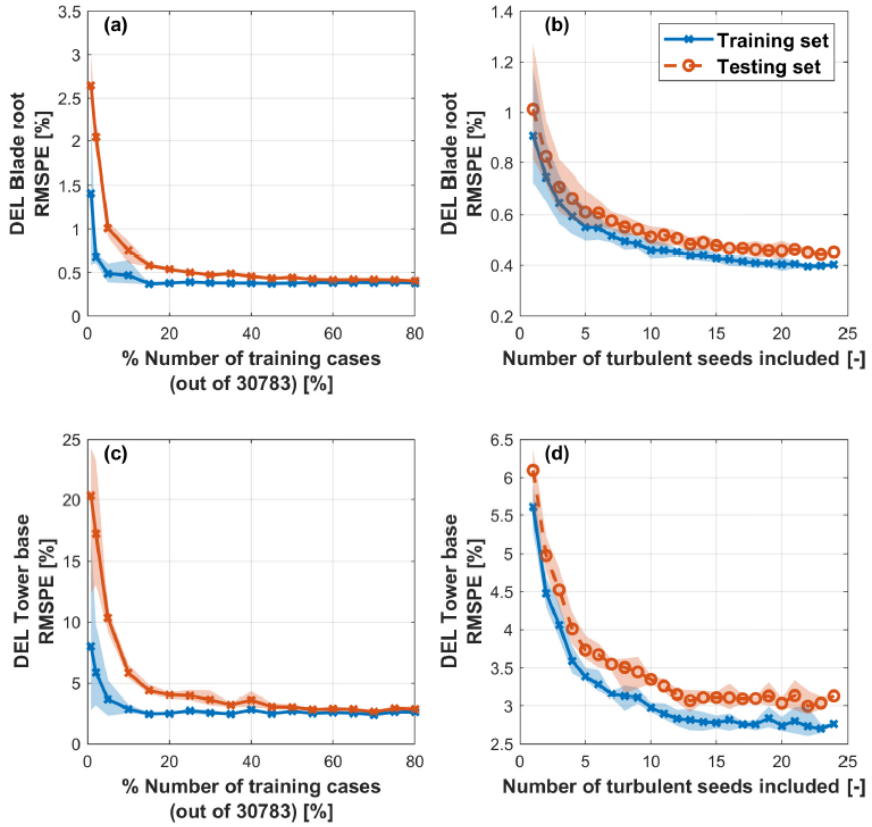

Abbildung 20 Prozentualer RMSPE Fehler des Blattwurzel-DEL-Surrogate-Modells (obere Reihe) und des Turmfuß-DEL-Surrogate-Modells (untere Reihe) für eine zunehmende Anzahl von Trainingsfällen (linke Spalte) und eine zunehmende Anzahl von turbulenten Seeds (rechte Spalte).

Simulationen

Im Rahmen der Entwicklung der Last-Surrogate hat die TUM umfangreiche turbulente Aero-Servo-Elastik-Simulationen (mittels FAST.Farm (Guilloré et al., 2024)) durchgeführt. TurbSim wird dabei als Generator für turbulente Winde verwendet (Jonkman, 2009). Ein besonders kritischer Punkt für die Bewertung von Ermüdungslasten ist die statistische Konvergenz dieser Größen. Um die Damage Equivalent Loads (DELs) zuverlässig zu konvergieren, müssen viele turbulente Seeds simuliert werden.

Es wurde eine Konvergenzstudie durchgeführt, in der 100 Seeds simuliert und die Konvergenz des Standardfehlers des Mittelwerts (mittels Bootstrapping über alle Seeds) dargestellt wurde. Dabei wurden drei vollständig ausgerichtete Turbinen berücksichtigt: WT1 befindet sich im Freistrahl, während WT2 und WT3 jeweils den vollen Wake-Effekt erfahren.

Die Studie zeigte, dass der üblicherweise empfohlene Wert von sechs turbulenten Seeds nicht ausreicht, um die Ermüdungslasten zu konvergieren, insbesondere unter dynamisch wake-beeinflussten Bedingungen.

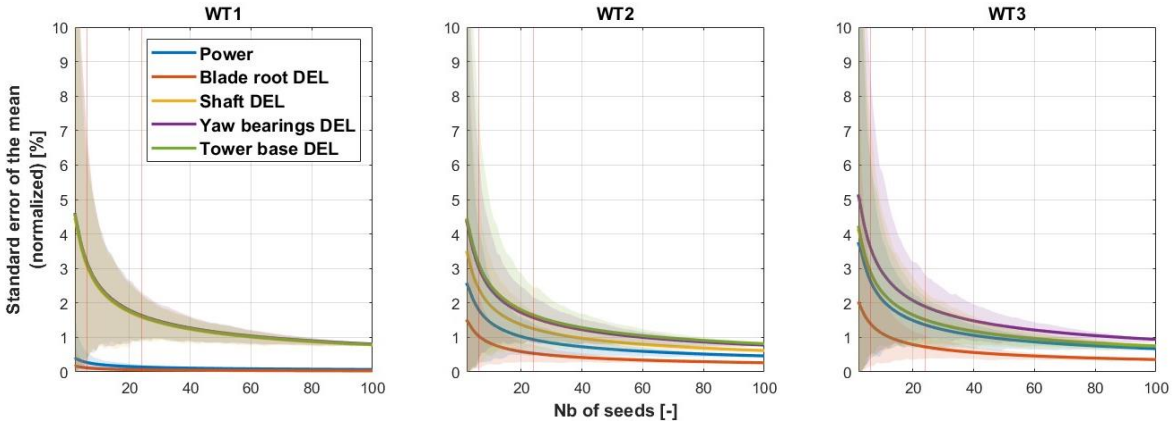

Abbildung 21 Konvergenzstudie der turbulenten Seeds für drei vollständig ausgerichtete Turbinen ohne Azimut-Fehlausrichtung.

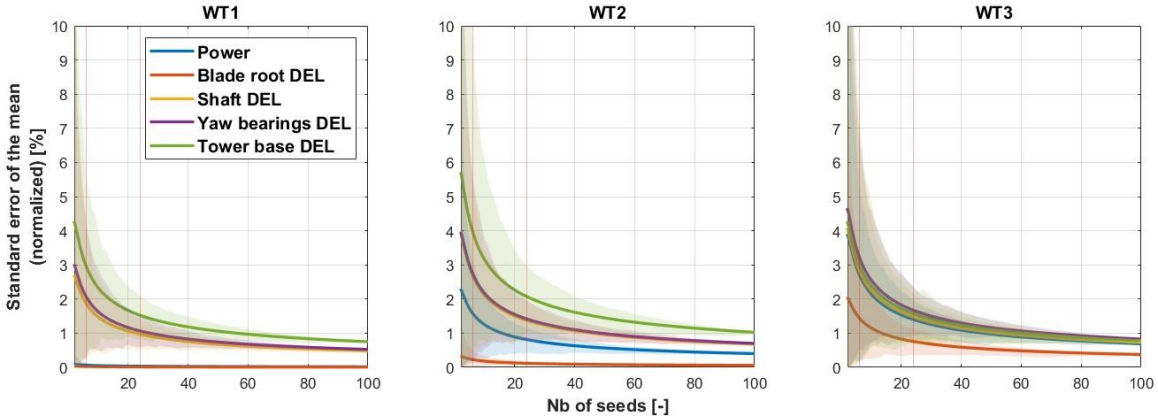

Abbildung 22 Konvergenzstudie der turbulenten Seeds für drei vollständig ausgerichtete Turbinen, wobei WT1 eine Azimut-Fehlausrichtung von +30° aufweist (Fall eines gesteuerten Wakes).

4 Randbedingungen der WEA und WP Regelungen

Analytisches Modell zur Vorhersage der Leistung von fehljustierten Rotoren und der Auswirkungen von Leistungsabregelung

Die Leistung von Windturbinen, die unter schräg ausgerichteten Anströmbedingungen arbeiten, ist unsicherheitsbelastet. Windturbinen arbeiten aufgrund der Anströmungseigenschaften und der unsicherheitsbelasteten Windrichtung oft im Gierversatz- oder Neigungs-(„Tilt“)-Modus. Darüber hinaus kann eine Windturbine absichtlich verstellt ausgerichtet werden, um ihren Nachlauf abzulenken und so die Leistung anderer, möglicherweise stromabwärts installierter Windturbinen zu erhöhen.

Der derzeitige Stand der Technik besteht in der Annahme eines Leistungsabfalls mit dem durch $cos^{Pp}(\gamma)$ definierten Gierwinkel γ, wobei der Koeffizient Pp das Ausmaß der Verluste bestimmt. In der Literatur sind verschiedene Werte für $1.8 < Pp < 5$ angegeben. Diese große Streuung deutet darauf hin, dass die Physik hinter diesem komplexen Problem noch nicht vollständig verstanden ist.

Im Rahmen dieses Projekts wurde ein Modell zur Vorhersage der Leistung von schräg-ausgerichteten Windkraftanlagen entwickelt. Das Modell kombiniert klassische Impuls- und Auftriebslinien-Theorien und berücksichtigt die gemischten Auswirkungen von Gier- und Neigungs-(„Tilt“-) winkeln. Darüber hinaus berücksichtigt das Modell auch die Scherung der Anströmung und zeigt, dass dieser Effekt bei positiven und negativen Versatzwinkeln zu einem Mangel an Symmetrie führt.

Im Zusammenhang mit PowerTracker ist dieses Modell besonders interessant, da es zeigt, wie Windturbinen arbeiten, wenn sie einer Leistungsbeschränkung und einer gleichzeitigen schräg-ausgerichteten Anströmung ausgesetzt sind.

Abbildung 23 zeigt die Leistung des Modells im Vergleich zu numerischen "Large Eddy Simulations" (LES). Die Diagramme zeigen, wie stark sich die Schubkraft der Windturbine bei schräg-ausgerichteten Gierwinkeln zwischen $\pm 30°$ für verschiedene Grade der Leistungsbeschränkung und für zwei Anströmungsscherungen ändert. Weitere Einzelheiten sind in der entsprechenden Veröffentlichung zu finden (Tamaro et al., 2024).

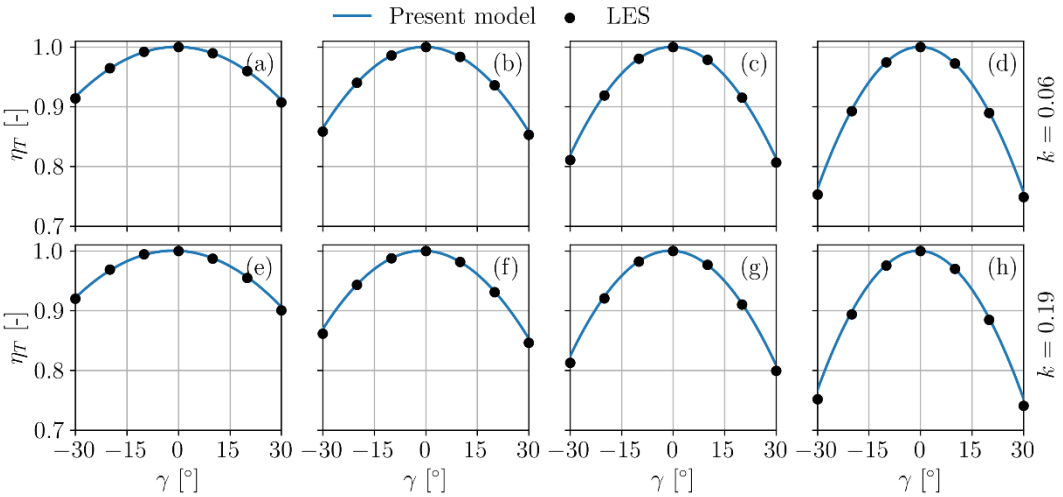

Abbildung 23 Dimensionslose Variation des Schubs in Abhängigkeit vom Versatzwinkel in Szenario 3 mit Scherung k=0,06 (a-d) und k=0,19 (e-h). Jede Teilgrafik entspricht einem anderen Wert des Schubkoeffizienten $C_{T,0}$ unter windausgerichteten Bedingungen: $C_{T,0}$ = 0.77 (a); $C_{T,0}$ = 0.56 (b); $C_{T,0}$ = 0.45 (c); $C_{T,0}$ = 0.36 (d), $C_{T,0}$ = 0.77 (e); $C_{T,0}$ = 0.56 (f); $C_{T,0}$ = 0.45 (g); $C_{T,0}$ = 0.36 (h).

Leistungsreservenverstärkung der Windfarm durch aktive Leistungsregelung (Automatic Generation Control, AGC): instationäre LES-ALM-Simulationen

Ein neuer Ansatz zur aktiven Leistungsregelung (APC) von Windparks wird vorgeschlagen, um den Bereich der Automatic Generation Control (AGC) des Stromnetzes abzudecken. Abbildung 24 zeigt den betrachteten Regelbereich in Bezug auf einen Abfall der Netzfrequenz.

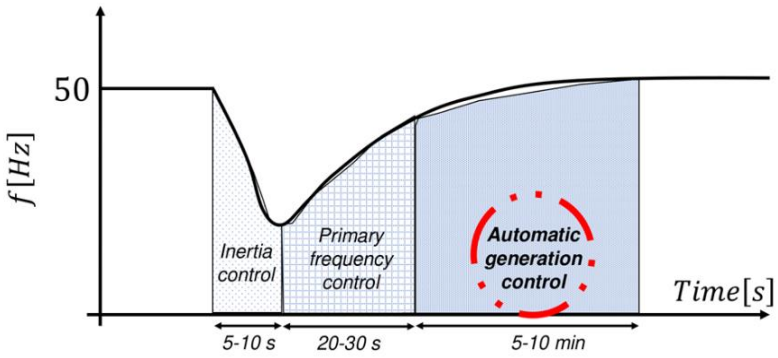

Abbildung 24 Der betrachtete Bereich in Bezug auf einen Abfall der Netzfrequenz.

Wir stellen einen Algorithmus zur aktiven Leistungsregelung (APC) vor, der entwickelt wurde, um die Leistungsbereitstellung von Windturbinen zu erhöhen und eine robuste Nachführung eines Referenzsignals auch bei turbulenten Windbedingungen zu ermöglichen. Der Algorithmus ermittelt optimale Betriebssollwerte der Turbinen mithilfe eines ingenieurmäßigen Strömungsmodells, das sowohl Induktionsregelung als auch Wake Steering integriert. Wake

Steering dient dazu, Schwachwindbereiche mit niedrigem Impuls umzulenken, wodurch die Gesamtleistungsreserve erhöht wird. Um potenzielle Abweichungen durch die offline berechneten Sollwerte auszugleichen, integriert der Algorithmus einen proportional-integralen (PI) Regelkreis, basierend auf in der vorherigen Forschung etablierten Ansätzen. Unsere Bewertung konzentriert sich auf ein kompaktes Layout von drei IEA-3,4-MW-Referenzturbinen, die jeweils vier Rotordurchmesser voneinander entfernt sind.

Zunächst wird die Methode unter stationären Bedingungen untersucht, um zu zeigen, wie Wake-Mitigation die Leistungsbereitstellung verbessert. Die begleitende Abbildung vergleicht die Rotorturbinenleistung mit der lokal verfügbaren Leistung – jeweils normiert auf die Nennleistung – für verschiedene Windrichtungen (ψ). Über die Benchmarking-Analyse des standardmäßigen Open-Loop-Ansatzes hinaus untersuchen wir, ob Wake Steering allein für eine effektive APC ausreichend ist. Zu diesem Zweck bewerten wir die OL+Power-Boosting-Strategie, bei der Open-Loop-Sollwerte (α_i) mit Azimut-Fehlausrichtungen kombiniert werden, die die Leistungsabgabe erhöhen. Obwohl dieser Ansatz einfacher ist als die vollständige Closed-Loop-Maximalreserve-Methode (CL+MR), nutzt er dennoch Wake Steering als zentrales Mittel zur Leistungsverbesserung.

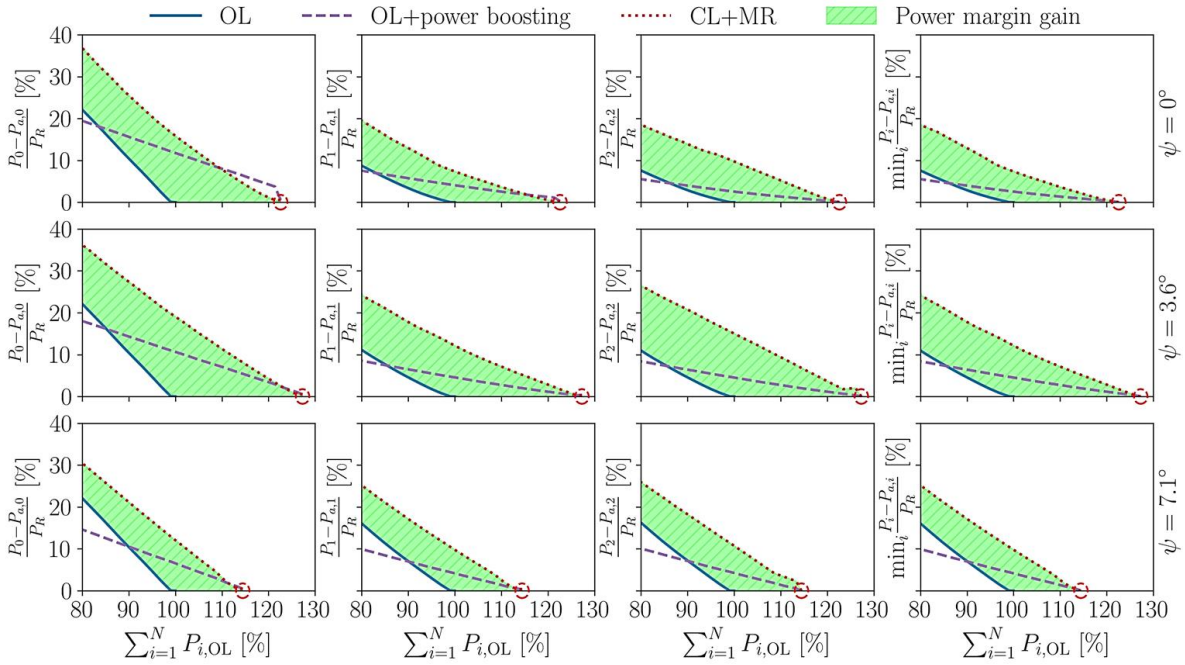

Abbildung 25 Lokale Leistungsreserven in Prozent für WT_1–WT_3 und minimale parkweite Reserve bei verschiedenen Windrichtungen. Vergleich zwischen rein induktiver Steuerung (OL), induktiver APC mit Power Boosting (OL+Power Boosting) und vorgeschlagenem Regler zur Optimierung der Leistungsreserven (CL+MR). Rote Kreise: klassische Maximalleistung, schattierte Bereiche: Verbesserung von CL+MR gegenüber OL.

Die Abbildung 25 zeigt, dass die Leistungsreserve bei der maximalen Leistung der Anlage auf null sinkt, während sie zunimmt, sobald die Leistungsanforderung gesenkt und die Windturbinen abgeregelt werden. Wake Steering erweitert effektiv die verfügbare Leistung des Windparks. Im Einklang mit der Literatur hängt die Wirksamkeit von Wake Steering von der Windrichtung in Bezug auf die Ausrichtung der Turbinen ab, ein Effekt, der hier durch den Winkel ψ erfasst wird. In allen Fällen erhöht die vorgeschlagene CL+MR-Strategie die Leistungsreserve für alle Leistungsanforderungen des Windparks.

Die Diagramme zeigen zudem, dass OL+Power Boosting die gleiche Verbesserung der Leistungsreserve wie CL+MR nur an den rot markierten Punkten erreicht, an denen sowohl die α_i- als auch die γ_i-Sollwerte identisch sind. Sobald jedoch die Leistungsanforderung des Windparks sinkt, erholt sich die Leistungsreserve von OL+Power Boosting deutlich langsamer als bei CL+MR, was zu einem geringeren Nutzen gegenüber dem Standard-OL-Ansatz führt.

Die Ergebnisse zeigen, dass die CL+MR-Methode insbesondere unter starker Wake-Beeinflussung effektiv ist, typischerweise bei hoher Leistungsanforderung. Im nächsten Schritt wird ihre Leistungsfähigkeit in instationären Szenarien mittels Large-Eddy-Simulationen mit der Actuator-Line-Methode (LES-ALM) untersucht, für zwei verschiedene Windpark-Layouts und drei moderne APC-Strategien:

Die drei alternativen Methoden der aktiven Leistungsregelung (APC), die zum Vergleich herangezogen werden, sind:

- **Open Loop (OL):** Dieser einfache Ansatz weist jeder Turbine vorgegebene Leistungs-Sollwerte α_i als Anteil der vom TSO geforderten Leistung zu, sodass $\sum_{(i=1)} \alpha_i=1$ gilt. Die Sollwerte α_i werden basierend auf der aktuellen Windrichtung geplant, um unterschiedliche lokale Leistungsverfügbarkeiten zu berücksichtigen.
- **Closed Loop (CL):** Diese Methode entspricht OL, ergänzt um den PI-Regelkreis (CL+MR). Für OL und CL werden die Sollwerte aus Vor-Simulationen bestimmt, in denen die Turbinen im Greedy-Modus unter den gleichen Umgebungsbedingungen wie bei den APC-Läufen betrieben werden.
- **Closed Loop with Load Balance (CL+LB):** Diese Methode ähnelt CL, jedoch ohne feste Planung der Leistungsanteile α_i. Stattdessen wird ein zusätzlicher PI-Regelkreis verschachtelt, um die α_i dynamisch zu verteilen und die Lasten innerhalb des Windparks auszugleichen. In dieser Arbeit wird das Turmbasis-Biegemoment in Vor-/Richtung als Zielgröße gewählt.

Es ist wichtig zu beachten, dass CL, CL+LB und CL+MR denselben PI-Regelblock verwenden, sodass der Closed-Loop-Teil bei allen Methoden identisch ist.

Die Abbildung 26 zeigt zeitlich gemittelte stromaufwärts gerichtete Geschwindigkeitsfelder, normiert auf den Freistrahlwert, in Nabenhöhe. Diese Ergebnisse werden sowohl für OL als auch CL+MR unter ψ = 3,6° (75% Wake-Überlappung) und ψ = 7,1° (50% Wake-Überlappung) für ein TSO-Leistungsniveau von 80% dargestellt.

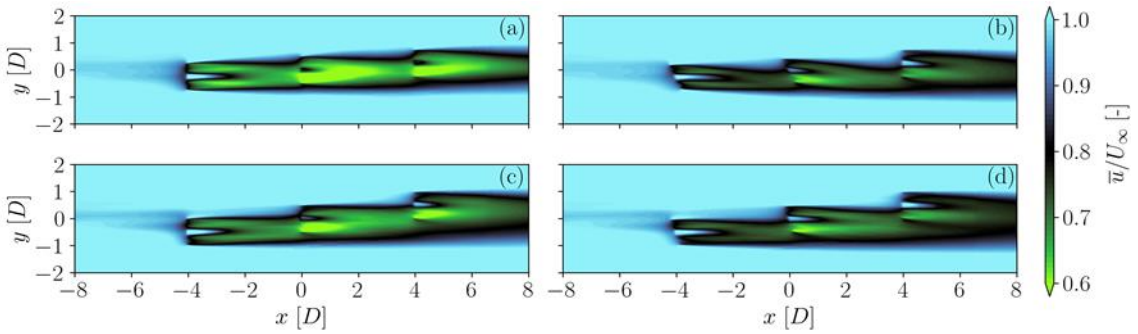

Abbildung 26 Zeitlich gemittelte stromaufwärts gerichtete Geschwindigkeitsfelder in Nabenhöhe für ein TSO-Leistungsniveau b = 0,8, im Vergleich zwischen (a, c) Open Loop (OL) und (b, d) Closed Loop mit maximaler Reserve (CL+MR). Die Zeilen entsprechen ψ = 3,6° (75% Überlappung) und ψ = 7,1° (50% Überlappung).

Diese Geschwindigkeitsfelder zeigen, wie Wake Steering die verfügbare Leistung erhöht, insbesondere wenn die Leistungsanforderung reduziert und die Turbinen abgeregelt werden.

Die Abbildung 27 zeigt die Zeitreihen der erzeugten und geforderten Leistung für eine Windrichtung von 3,6° (75% Wake-Überlappung) bei unterschiedlichen normierten Windpark-Leistungsanforderungen b. Diese Diagramme zeigen, dass das Auftreten und die Behandlung lokaler, temporärer Leistungsausfälle („Sättigungen“) die Genauigkeit der Leistungsnachführung erheblich beeinflussen.

Die Abbildung 28 zeigt die Root-Mean-Square (RMS) des Leistungsnachführfehlers ΔP für eine Wake-Überlappung von 50 % und 75 %. Die Ergebnisse zeigen, dass Closed-Loop-Methoden den Nachführfehler im Vergleich zum Open-Loop-Ansatz deutlich reduzieren können. Die Wirksamkeit ist besonders hoch bei niedrigen Leistungsanforderungen (b ≤ 0,8) und nimmt mit steigender Leistungsanforderung allmählich ab, wie bereits in den zuvor dargestellten Zeitreihen erkennbar ist. In allen Fällen weist die vorgeschlagene Maximum-Reserve-Methode CL+MR den niedrigsten Leistungsnachführfehler auf. Dies ist zu erwarten, da es für b > 0,7 kurze Zeiträume gibt, in denen die Leistungsanforderung die im Greedy-Betrieb verfügbare Leistung übersteigt. Solche Ereignisse verschlechtern die Nachführgenauigkeit für Methoden, die kein Wake Steering berücksichtigen. Dies unterstreicht die Bedeutung der Einbeziehung von Wake Steering in die APC als effektives Mittel zur Erhöhung der Leistungsreserven.

Die vorgeschlagene Methode erzielt eine überlegene Leistungsnachführung aufgrund der erhöhten Leistungsreserven, die das Auftreten von Sättigungsereignissen begrenzen. Zudem

zeigen wir, dass diese Leistung bei reduzierter struktureller Ermüdung erreicht wird. Weitere Details sind in der zugehörigen Publikation verfügbar (Tamaro et al., 2025).

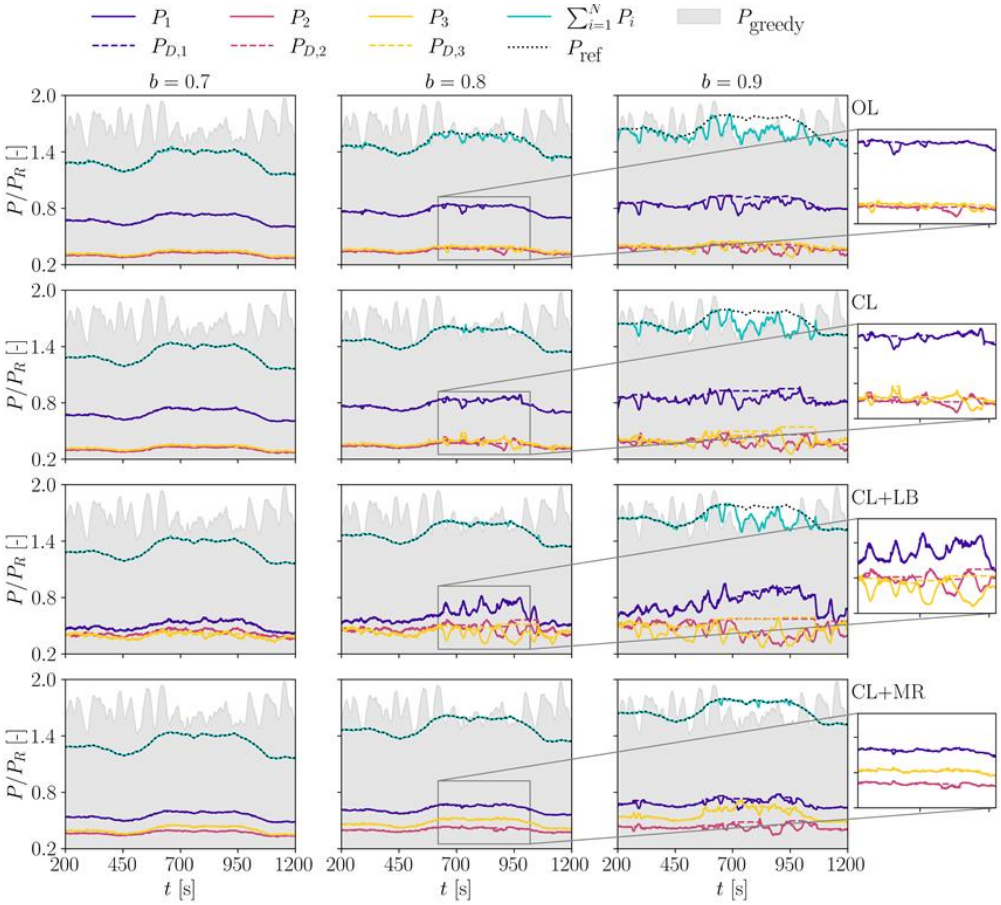

Abbildung 27 Zeitreihen der Leistungsanforderung P_{Di} und der erzeugten Leistung P_i für ψ = 3,6° (75 % Wake-Überlappung). Y-Achsen normiert auf die Nennleistung P_R der IEA-3,4-MW-Turbine; graue Fläche zeigt die Windparkleistung im Greedy-Betrieb (ohne Wake Steering).

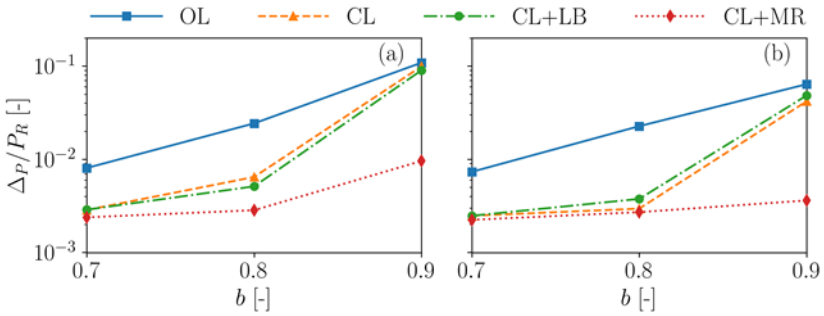

Abbildung 28 RMS-Nachführfehler (ΔP / P_R) in Abhängigkeit vom TSO-Leistungsniveau b. (a) ψ = 3,6° (75 % Wake-Überlappung), (b) ψ = 7,1° (50 % Wake-Überlappung).

Verwendung der rotatorischen kinetischen Energie der Rotoren zur Unterstützung des Netzes: Trägheitsregelung

Ein innovativer Ansatz zur aktiven Leistungsregelung von Windparks wird vorgestellt. In diesem Fall wird der Trägheitsbereich der Netzregelung betrachtet. Ziel in diesem Szenario ist es, die Frequenz des Stromnetzes möglichst nahe am Nennwert zu halten. Dies wird normalerweise durch andere Energieerzeugungsmethoden als Windenergie erreicht und erfordert eine deutlich schnellere Reaktion der Kraftwerksanlage. Die Netzvorschriften erlauben minimale Reaktionszeiten, die typischerweise unter einer Sekunde liegen.

Für eine Windkraftanlage ist die Trägheitskonstante H ein grundlegender Parameter, der das Ausmaß beschreibt, in dem eine bestimmte Windkraftanlage an der Trägheitsregelung teilnehmen kann. Für eine Turbine besteht sie aus dem Verhältnis zwischen der kinetischen Rotationsenergie des Rotors und seiner Nennleistung. Für einen Windpark ist H das Verhältnis der Summen der relativen Parameter für jeden Rotor innerhalb der Anlage.

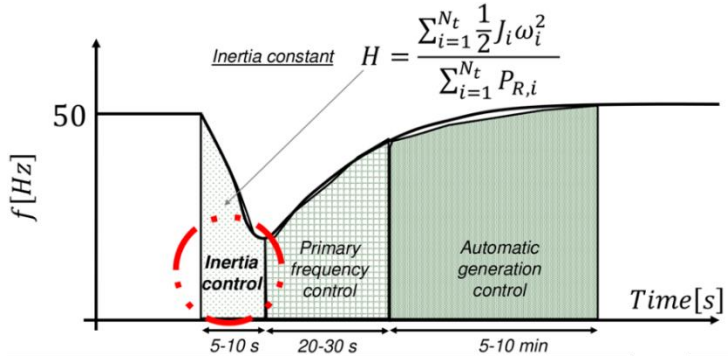

Abbildung 29 Das Netzfrequenzverhalten bei Trägheitsregelung.

Windturbinen können eine Trägheitsregelung bieten, indem sie die Rotation des Rotors als Energiequelle nutzen (Schwungmasse), die durch Einwirkung auf das Drehmoment des Generators fast augenblicklich bereitgestellt werden kann. Zu diesem Zweck wurde ein klassischer Pitch-/Drehmomentregler für Windkraftanlagen so modifiziert, dass er die Netzfrequenz als Eingangsgröße verwendet. Kurz gesagt, wenn die Abweichung zwischen Netzfrequenz und Nennwert einen bestimmten Schwellenwert überschreitet, wird das Drehmoment des Generators über einen PI-Algorithmus verstärkt. Im folgenden Beispiel wird ein Szenario betrachtet, bei dem die Netzfrequenz zum Zeitpunkt t=50 Sekunden abfällt (Abbildung 29). Es werden zwei Szenarien mit gleichmäßiger Anströmung und zwei freien Strömungsgeschwindigkeiten betrachtet.

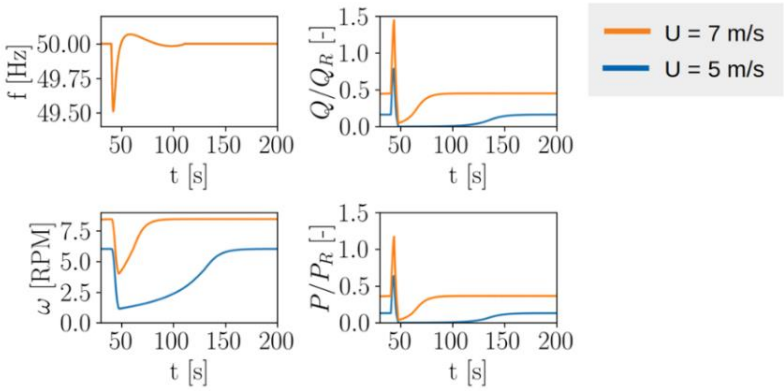

Abbildung 30 Es wird ein Szenario betrachtet, bei dem die Netzfrequenz zum Zeitpunkt t=50 Sekunden abfällt.

Wie in Abbildung 30 zu sehen ist, wird das Drehmoment des Generators um 15 kNm/s erhöht, wenn die Frequenz vom Nennwert von 50 Hz abfällt, um den Frequenzverlust auszugleichen und den Nennwert wieder zu erreichen. In der Tat wird die Ausgangsleistung mehr als verdoppelt. Dies hat jedoch zur Folge, dass der Rotor verlangsamt wird. Wenn die Windgeschwindigkeit niedrig genug ist, wie im Fall von U=5 m/s, braucht der Rotor mehr Zeit, um wieder auf den konstanten Drehzahlwert zu beschleunigen.

Die plötzlichen Ereignisse, die in Übereinstimmung mit dem Frequenzabfall auftreten, sind für starke Vibrationen an der Windkraftanlage verantwortlich, wie in Abbildung 31 zu sehen ist, welche die Zeitreihe des Biegemoments („fore-aft“) am Turmfuß für die zuvor beschriebenen Szenarien darstellt. Die starken Schwingungen sind für eine hohe Materialbeanspruchung und Ermüdung verantwortlich. Der Einsatz von Windturbinen zur Trägheitskontrolle erfordert daher weitere Untersuchungen. So könnte beispielsweise ein „Gain-Scheduling“-Ansatz in dem neuen Windturbinen-Regelungszweig für das Generator-Drehmoment verwendet werden, um die Lasten zu reduzieren.

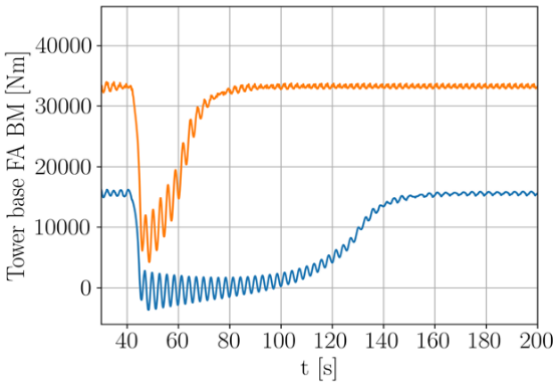

Abbildung 31 Turmschwingungen an der Windkraftanlage bei Frequenzabfall.

5 Windkanal Tests

Eine erste Messkampagne im Windkanal wurde im Politecnico di Milano Boundary Layer Windkanal durchgeführt. Die Abbildung 32 und Abbildung 33 veranschaulichen den experimentellen Aufbau. Es wurden drei TUM G1 skalierten Windturbinen verwendet, die ausgerichtet auf einer Drehscheibe platziert waren, um verschiedene Umgebungswindrichtungen testen zu können. Diese Turbinen haben gezeigt, dass sie realistische Leistungserzeugung und Wake-Effekte reproduzieren, was sie für Studien an Windparks geeignet macht. Es wurden verschiedene Zuflussbedingungen (Windgeschwindigkeiten) sowie zwei unterschiedliche atmosphärische Grenzschichten getestet, die die Umgebungs-Turbulenzintensität und den vertikalen Scherungsgradienten charakterisieren. Eine Pitot-Röhre wurde stromaufwärts der ersten Turbine platziert, um die einströmende Windgeschwindigkeit hochfrequent zu messen.

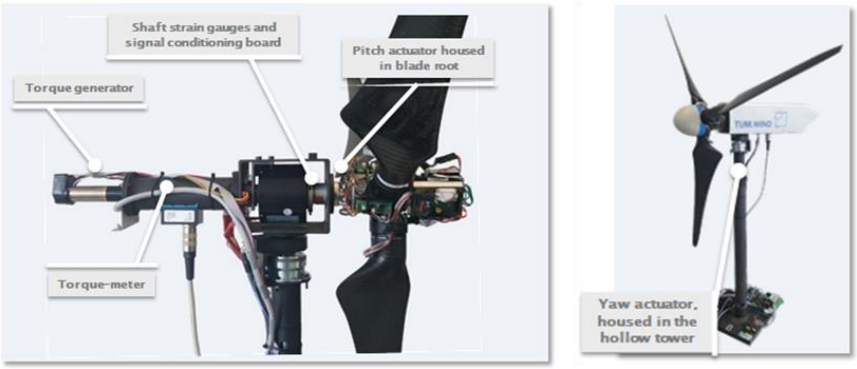

Abbildung 32 Illustration der voll instrumentierten TUM G1 Windkraftanlage, die für diese Messkampagne verwendet wurde.

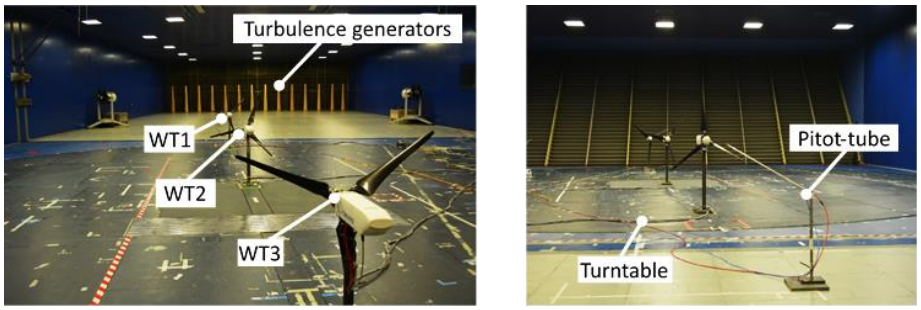

Abbildung 33 Foto des Versuchsaufbaus im Grenzschichtwindkanal des Politecnico di Milano mit den drei maßstabsgetreuen G1-Turbinen auf dem Drehtisch.

Das erste Ziel dieser Windkanal-Kampagne war es, zwei verschiedene Derating-Strategien für unterschiedliche Windgeschwindigkeiten zu implementieren und zu testen. Diese sind für das

PowerTracker-Projekt von großer Bedeutung, da das Ziel der APC von Windparks darin besteht, jeder Turbine in einem Park ein bestimmtes Derating vorschreiben zu können.

Die erste Strategie ist die so genannte Iso-TSR-Strategie, bei der das Blattspitzen-Drehzahlverhältnis (d.h. die Rotordrehzahl) über den gesamten Derating-Bereich konstant gehalten wird. Der Drehmoment-Befehl gibt die Ziele für das Derating vor. Dies hat den Vorteil sehr schnell zu sein, da nicht gewartet werden muss, bis der Rotor abbremst oder beschleunigt. Die Ergebnisse der Messungen sind in Abbildung 34 dargestellt.

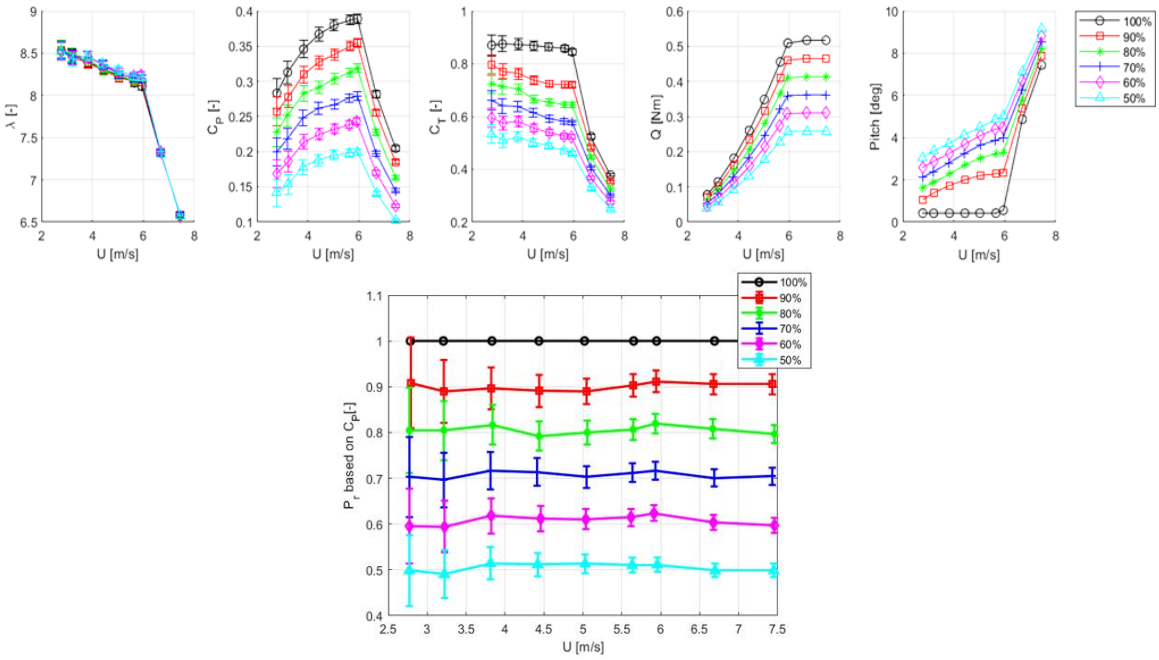

Abbildung 34 Ergebnisse von Windkanalmessungen für die iso-TSR-Derating-Strategie für verschiedene Derating-Anforderungen (ausgedrückt in % der verfügbaren Leistung). Es wurden verschiedene Windgeschwindigkeiten getestet, und die Unsicherheitsbalken sind angegeben. Die untere Grafik zeigt, ob die Derating-Anforderungen erreicht wurden.

Die zweite Strategie ist die so genannte Minimum-Ct-Strategie, bei der sowohl das Generatordrehmoment als auch die Rotordrehzahl entsprechend dem Derating-Bedarf angepasst werden, wodurch der Turbinenschubkoeffizient minimiert wird. Dies ist aufgrund der Rotorträgheit langsamer zu erreichen, hat aber den Vorteil, dass das Nachstromgeschwindigkeitsdefizit hinter einer Turbine (das direkt proportional zum Turbinenschub ist) minimiert wird. Die Ergebnisse der Messungen sind in Abbildung 35 dargestellt.

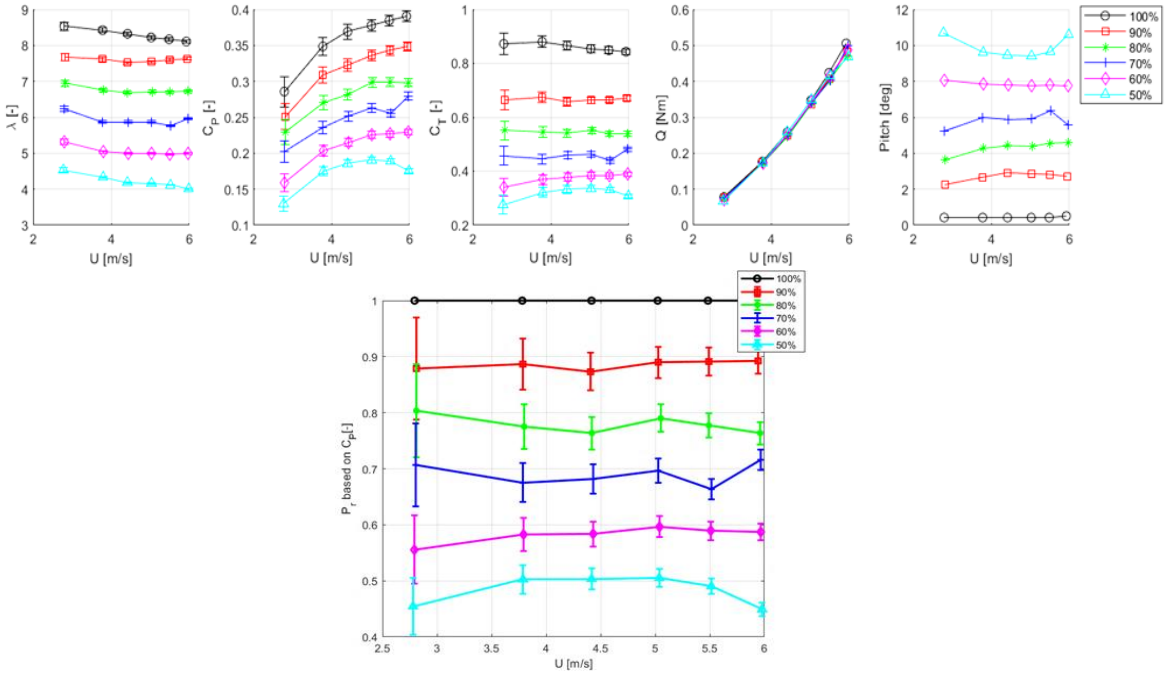

Abbildung 35 Ergebnisse von Windkanalmessungen für die Minimum-Ct-Derating-Strategie für verschiedene Derating-Anforderungen (ausgedrückt in % der verfügbaren Leistung). Es wurden verschiedene Windgeschwindigkeiten getestet, und die Unsicherheitsbalken sind angegeben. Die untere Grafik zeigt, ob die Abregelungsanforderungen erreicht wurden.

Die Abbildung 36 zeigt einen Vergleich der beiden getesteten Strategien, auch in Kombination mit verschiedenen Gierfehlstellungen. Es ist zu erkennen, dass die Minimal-Ct-Strategie, obwohl sie bei der Live-Steuerung langsamer ist, den Ct-Koeffizienten im Vergleich zur Iso-TSR-Strategie deutlich reduzieren kann. Nähere Informationen sind in der zugehörigen Veröffentlichung enthalten (Campagnolo er al., 2023).

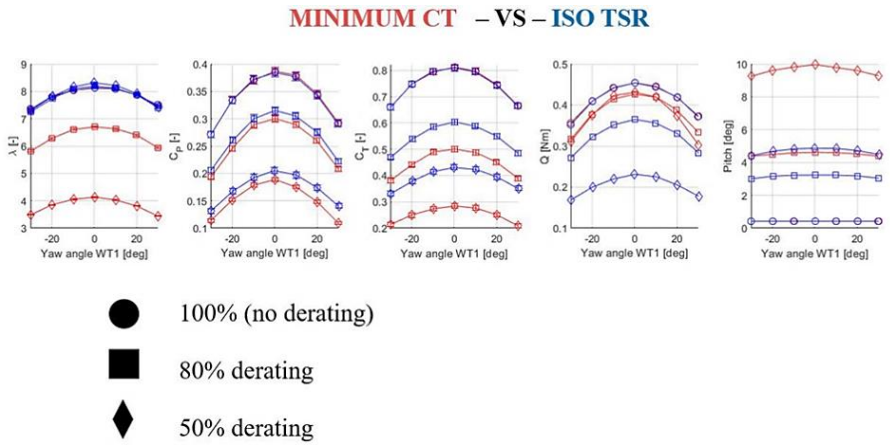

Abbildung 36 Ergebnisse von Windkanalmessungen für den Vergleich zwischen der iso-TSR- und der Minimum-Ct-Strategie für verschiedene Gierversätze.

Experimentelle Validierung einer Leistungsreserve-erhöhenden Windpark-APC in einem Szenario mit dynamisch variierender Windrichtung

Eine Windkanal-Kampagne wurde mit dem Ziel durchgeführt, den Betrieb eines Windparks zu simulieren, der auf eine bestimmte, von einem Übertragungsnetzbetreiber (ÜNB) bereitgestellte Leistungsnachfrage reagiert. Diese Regelungsstrategie wird als Active Power Control (APC) bezeichnet.

Die Experimente fanden im Windkanal Atmospheric Boundary Layer (ABL) des Politecnico di Milano statt. Die Testsektion der Anlage ist 13,84 m breit, 3,84 m hoch und 35 m lang und ermöglicht die Prüfung großer Windturbinen-Anordnungen ohne nennenswerte Bloackage-Effekte.

Für diese Studie wurde ein an der TUM entwickeltes maßstabsgetreues Windturbinenmodell mit der Bezeichnung „G1“ verwendet. Jede G1-Anlage hat einen Rotordurchmesser von 1,1 Metern und eine Nenndrehzahl von 850 U/min. Drei G1-Turbinen waren auf einem großen Drehtisch mit einem Durchmesser von 13 Metern montiert, was Experimente mit kontrolliertem Gierversatz und verschiedenen Anordnungskonfigurationen ermöglichte. Am Tunneleingang wurden turbulenzerzeugende Spitztürme installiert, um realistische Anströmbedingungen nachzubilden. Die Turbulenzintensität an den Rotorstandorten wurde mit etwa 6 % gemessen. Der Versuchsaufbau ist in Abbildung 37 dargestellt.

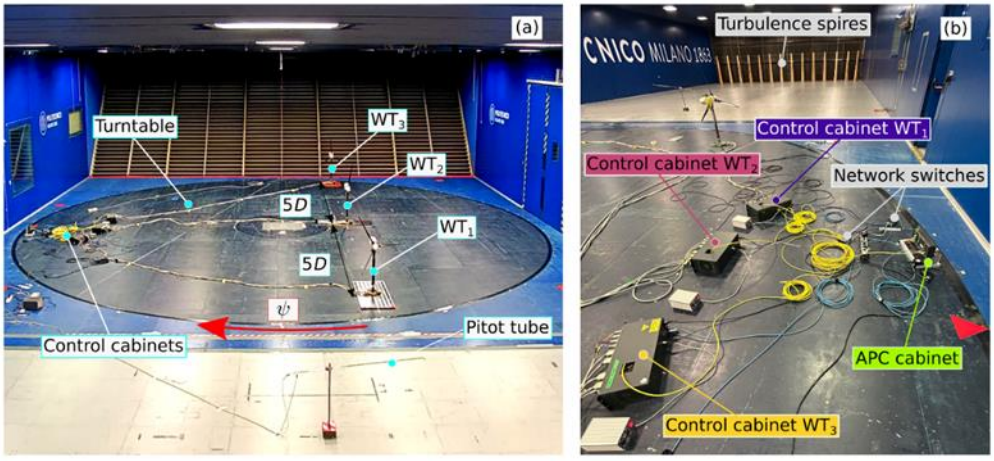

Abbildung 37 Aufbau des Windkanals (a) und Nahaufnahme der Steuerungseinheiten (b).

Es wurden zwei Versuchsreihen durchgeführt: eine mit einer statischen Windrichtung und eine weitere mit einer sich bewegenden Drehscheibe, um realistische Variationen der Windrichtung zu simulieren. Die vordefinierte Drehtischbewegung wurde aus Feldmessungen abgeleitet und entsprechend skaliert, um den Betriebsbedingungen im Windkanal zu entsprechen. Die sich

daraus ergebende relative Zeitreihe der Drehschreibenausrichtung ist in Abbildung 38 dargestellt.

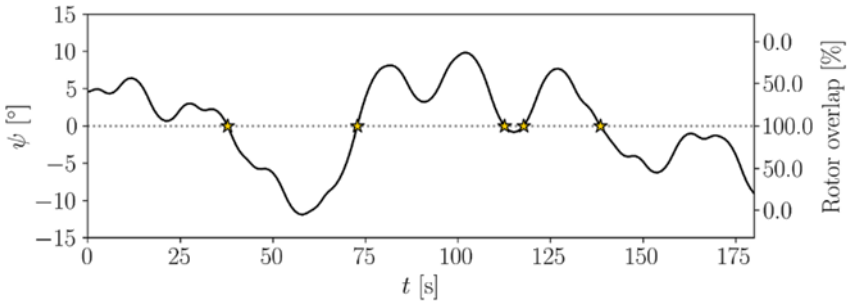

Abbildung 38 Zeitverlauf der Windrichtung ψ(t). Ereignisse, die mit ψ = 0° (vollständige Rotor-Ausrichtung) übereinstimmen, sind hervorgehoben.

Für jede Reihe von Experimenten wird ein Referenzleistungssignal betrachtet. Im statischen Fall hat die Zeitreihe eine Gesamtdauer von 25 Sekunden (Abbildung 39a), während sie im dynamischen Fall 3 Minuten dauert (Abbildung 39b). Das Signal wird wie folgt gebildet:

$$P(t) \;=\; P_{greedy}(\psi)[b + c\, n_k^{AGC}] \qquad 10$$

Dabei sind b und c Skalierungsparameter und n_k^{AGC} ist ein Störsignal, das aus Feldmessungen stammt.

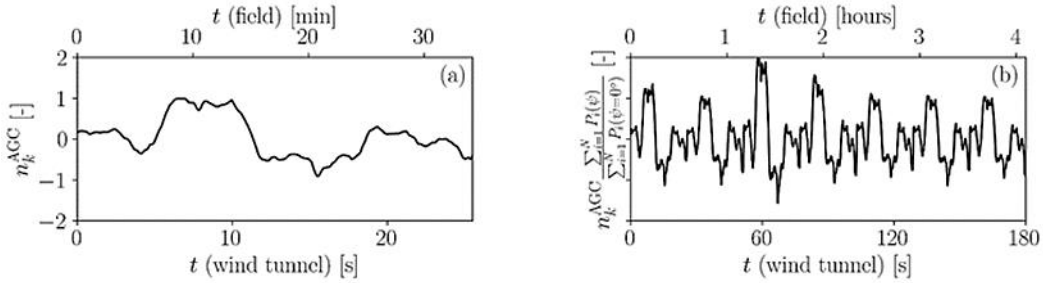

Abbildung 39 Zeitreihen des normierten Störsignals n_k^{AGC}, das auf das Referenzleistungssignal angewendet wird (a), und des normalisierten Störsignals, das in den dynamischen Drehtischexperimenten verwendet wird, bestehend aus der Original-Zeitreihe (a) und der einmal durchlaufenen und entsprechend der momentanen Windrichtung skalierten Zeitreihe (b). Die entsprechende Zeitreihe in voller Größe nach der Skalierung ist auf einer zusätzlichen x-Achse oben dargestellt.

Wir haben einen Algorithmus entwickelt, der darauf abzielt, die Leistungsspanne der Turbinen in einem Windpark zu maximieren, um die Tracking-Genauigkeit eines Leistungsreferenzsignals zu verbessern. Das Herzstück der Windpark-Steuerungsarchitektur ist ein modellbasierter Open-Loop-Sollwert-Optimierungsplaner. Dieser Planer bestimmt den Gierversatz der einzelnen Turbinen und ihren Leistungsbedarf auf der Grundlage der vom Übertragungsnetzbetreiber (ÜNB) geforderten Leistung und der vorherrschenden Umgebungsbedingungen.

Darüber hinaus ist eine Rückkopplungsschleife integriert, um etwaige Tracking-Fehler, die durch das Open-Loop-Modell entstehen können, in Echtzeit zu korrigieren. Dieses Regelsystem wird als CL+MR bezeichnet. Eine Skizze des beschriebenen Steuerungssystems ist unten abgebildet (Abbildung 40).

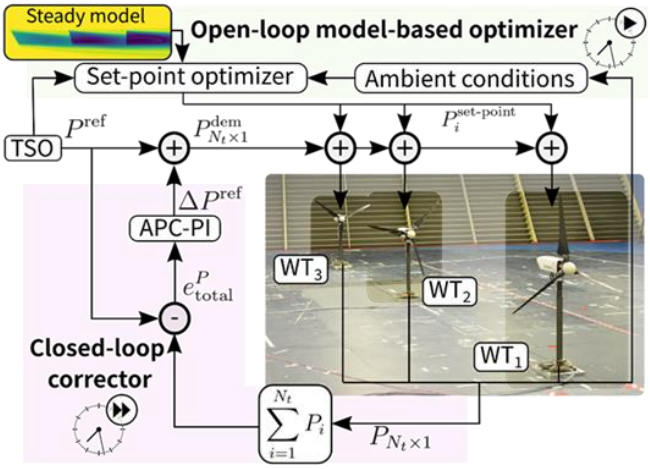

Abbildung 40 Schematische Darstellung des APC-Reglers mit einem modellbasierten Optimierer im Open-Loop-Regelkreis und einem Korrektor im Closed-Loop-Regelkreis.

Drei alternative Active Power Control (APC)-Methoden werden zum Vergleich herangezogen:

- Open-Loop (OL): Bei diesem einfachen Ansatz werden jeder Turbine vorgegebene Leistungssollwerte α_i als Anteile der vom ÜNB geforderten Leistung zugewiesen, so dass $\sum_{i=1} \alpha_i = 1$. Die Sollwerte α_i werden auf der Grundlage der momentanen Windrichtung geplant, um den unterschiedlichen lokalen Leistungsverfügbarkeiten Rechnung zu tragen.

- Closed-Loop (CL): Diese Methode entspricht der OL-Methode, mit dem Zusatz der PI-Rückkopplungsschleife (CL+MR). Sowohl bei OL als auch bei CL werden die Leistungssollwerte anhand von Vorab-Simulationen ermittelt, bei denen die Turbinen im Greedy-Modus unter denselben Umgebungsbedingungen betrieben werden wie beim APC-Betrieb.

- Closed-Loop mit Load Balance (CL+LB): Diese Methode ähnelt der CL-Methode, jedoch ohne die feste Planung der Leistungsanteil-Sollwerte α_i. Stattdessen wird eine zusätzliche PI-Schleife verschachtelt, um die α_i dynamisch zu verteilen, mit dem Ziel, die Lasten innerhalb des Windparks auszugleichen. Bei dieser Methode wird das Biegemoment am Turmfuß in Vor- und Rückwärtsrichtung als Zielbelastung gewählt.

Es ist wichtig zu beachten, dass CL, CL+LB und CL+MR denselben PI-Regelungsblock aufweisen, was bedeutet, dass der Regelungsanteil bei allen Methoden derselbe ist.

Die Ergebnisse werden in Form des quadratischen Mittelwerts (RMS) des Leistungsnachführungsfehlers ΔP, normiert auf die Nennleistung P_R der Turbine G1, dargestellt.

Abbildung 41 zeigt die Ergebnisse der statischen Experimente bei 75 % Rotorüberlappung. Abbildung 42 zeigt die entsprechenden Ergebnisse bei 50 % Rotorüberlappung.

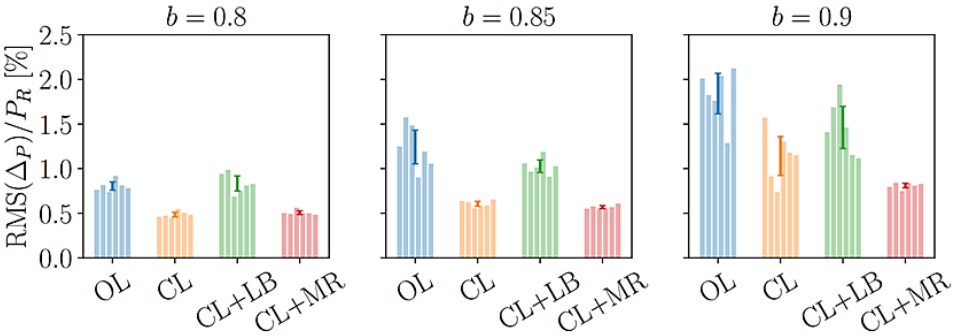

Abbildung 41 RMS der mit vier APC-Algorithmen gemessenen Leistungsnachführungsfehler. Statisches Experiment mit fester Windrichtung $\psi = 2.8°$, was einer Rotorenüberlappung von 75% entspricht. Jeder Algorithmus wurde für sechs Wiederholungen getestet, und ein Fehlerbalken zeigt den mittleren Effektivwert und den Zufallsfehler bei einem Vertrauensniveau von 95 % an. Die Ergebnisse werden für drei Leistungsanforderungen dargestellt, d. h. b=0,8, b=0,85 und b=0,9.

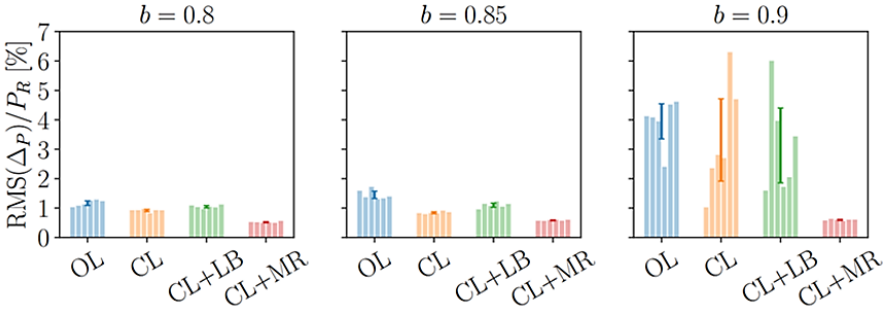

Abbildung 42 RMS der mit vier APC-Algorithmen gemessenen Leistungs-Tracking-Fehler. Statisches Experiment mit fester Windrichtung ψ=5,7, was einer 50%igen Rotorenüberlappung entspricht. Jeder Algorithmus wurde für sechs Wiederholungen getestet, und ein Fehlerbalken zeigt den mittleren Effektivwert und den Zufallsfehler bei einem Vertrauensniveau von 95 % an. Die Ergebnisse werden für drei Leistungsanforderungen dargestellt, d. h. b=0,8, b=0,85 und b=0,9.

Die Ergebnisse zeigen, dass der Tracking-Fehler in allen Fällen mit dem Skalierungsparameter b zunimmt, was zu erwarten ist, da die Leistungverfügbarkeit abnimmt. Es ist auch offensichtlich, dass die Closed-Loop-Methoden die Open-Loop-Methode in allen Szenarien übertreffen. Unter den Closed-Loop-Methoden liefert die von uns vorgeschlagene CL+MR-Methode die beste Tracking-Genauigkeit. Im Folgenden stellen wir die Ergebnisse der Experimente vor, die mit dynamischen Windrichtungsänderungen durchgeführt wurden. Zunächst stellen wir die Zeitreihen der Leistungssignale dar (Abbildung 43).

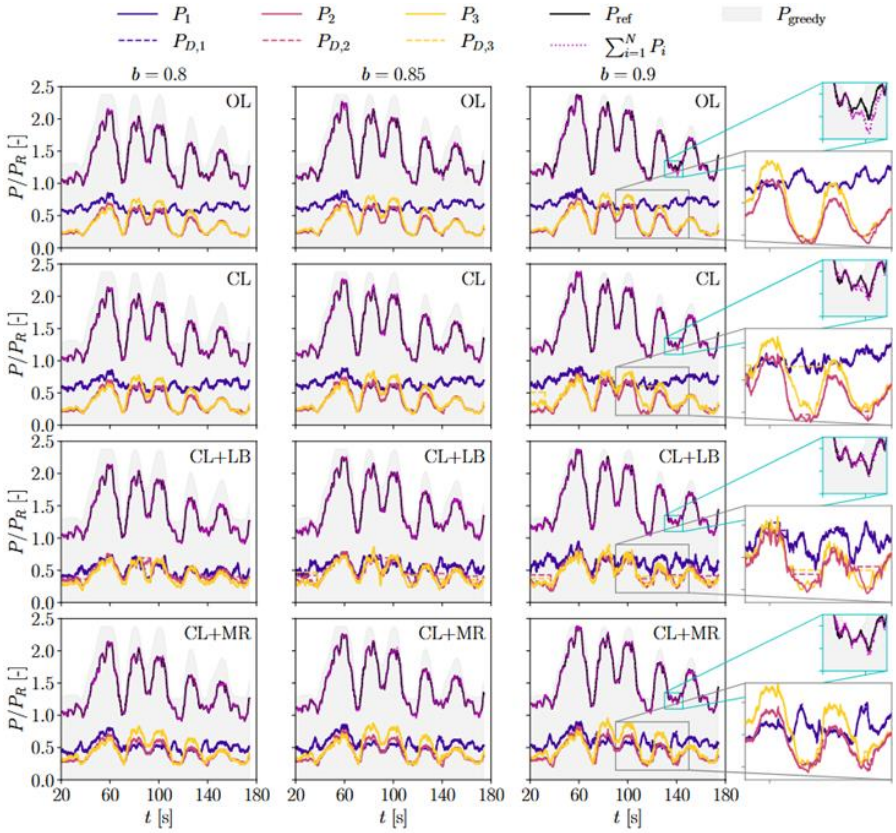

Abbildung 43 Zeitreihen eines Leistungs-Tracking-Experiments mit dynamischen Windrichtungsänderungen.

Als nächstes präsentieren wir den quadratischen Mittelwert (RMS) des Leistungs-Tracking-Fehlers (Abbildung 44).

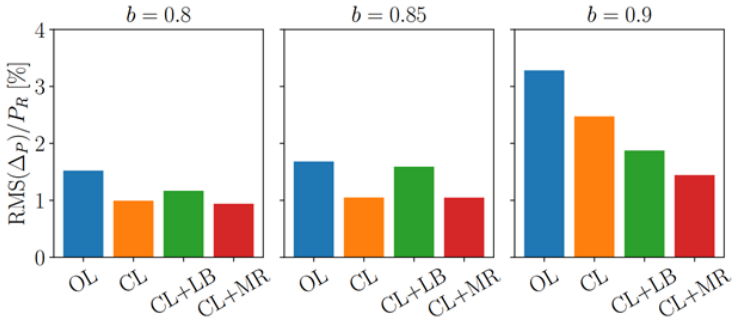

Abbildung 44 Root Mean Square (RMS) der Leistungs-Tracking-Fehler, gemessen mit vier APC-Algorithmen. Experiment mit dynamischen Windrichtungsänderungen. Die Ergebnisse werden für drei Leistungsanforderungen präsentiert, d.h. b=0,8, b=0,85 und b=0,9.

Die Ergebnisse stimmen mit den statischen Experimenten überein und zeigen höhere Tracking-Fehler bei steigenden Leistungsanforderungen. Wie bei den statischen Tests liefert das vorgeschlagene CL+MR-Verfahren die beste Performance.

Fazit und Ausblick

Im Rahmen des PowerTracker-Projekts wurde ein Digital Shadow einer Windturbine entwickelt und anhand eines Feld-Datensatzes validiert. Basierend auf einem klassischen Kalman-Filter-Ansatz wurde ein bestehendes aeroservoelastisches Modell linearisiert, um das filterinterne Modell zu bilden. Die Wiederverwendung des bewährten Modells verkürzte die Entwicklungszeit und nutzte bereits validierte Simulationen. Anders als in früheren Arbeiten wurden Turm-Seitenbewegungen und Rotorblattfreiheitsgrade einbezogen, wodurch komplexe Betriebsbedingungen wie geschichteter Zufluss, Wakes und Yaw-Fehlausrichtung abgebildet werden konnten. Die Scheduling-Parameter wurden während des Betriebs in Echtzeit aus SCADA- und Blattlastmessungen geschätzt. Simulationen zeigten, dass die Zustandsfehler meist unter 10 % lagen, die DEL-Fehler zwischen 5 % und 15 %, leicht höher bei fehljustierten Turbinen. Die Anwendung auf einen Feld-Datensatz bestätigte eine ähnliche Genauigkeit, wobei vorhandene Biases die Grenzen des linearisierten Modells aufzeigten. Zur Verbesserung wurden zwei datengetriebene Bias-Korrekturmethoden implementiert, die graue Modelle mit deutlich verbesserter Vorhersagegenauigkeit erzeugten. Die feinabgestimmte Bias-Korrektur erreichte unter komplexen Zuflüssen robuste Leistung, reduzierte die mittleren absoluten Fehler von ca. 20 % auf 2–11 % und die DEL-Fehler auf 1–13 % und zeigt damit großes Potenzial für Ermüdungsanalyse, Lebensdauerabschätzung und lastbewusste Windparkregelung.

Darüber hinaus wurde im Projekt eine umfangreiche Reihe von aero-servo-elastischen Simulationen durchgeführt, um ein steuerungsorientiertes und standortunabhängiges Fatigue-Surrogatmodell zu entwickeln. In einer detaillierten parametrischen Studie wurden optimale Designentscheidungen untersucht, wobei vier Hauptaspekte berücksichtigt wurden: (i) die Auswahl und Anzahl der Eingangsgrößen zur Beschreibung des lokalen Zuflusses, (ii) die Auswahl und Anzahl der Eingangsgrößen zur Beschreibung der Regel-Sollwerte, (iii) die erforderliche Anzahl an Trainingsdaten und (iv) die Anzahl der Turbulenz-Seeds, die für eine robuste Leistungsfähigkeit notwendig sind. Über diese Designkriterien und verschiedene Surrogatmodellierungsansätze hinweg ergab sich eine zentrale Erkenntnis: eine begrenzte Modellkomplexität reicht aus, um eine konvergente und zuverlässige Leistung bei der Last-Surrogatmodellierung von Windturbinen zu erreichen. Die Surrogatmodelle wurden außerdem in bisher nicht betrachteten Windpark-Szenarien und unter neuen Regelstrategien validiert, wodurch ihre Fähigkeit bestätigt wurde, über die Trainingsdaten hinaus zu generalisieren. Dieser Erfolg stellt einen wichtigen Schritt hin zu einer lastbewussten Windparkregelung dar und trägt so zu verbesserter Effizienz und Zuverlässigkeit zukünftiger Windenergiesysteme bei.

Das Projekt entwickelte und validierte erfolgreich fortgeschrittene Regelungsstrategien für das aktive Leistungsmanagement von Windparks, mit Schwerpunkt auf der Sekundärfrequenzregelung und der Bereitstellung von Trägheitsunterstützung. Wir konnten die

Machbarkeit der Nutzung von Wake Steering in Kombination mit Leistungsbegrenzung nachweisen und stellten dabei erhebliche aerodynamische Effekte fest, die die Wirksamkeit dieses Ansatzes maßgeblich beeinflussen.

Die von uns entwickelte CL+MR-Regelungsmethode erwies sich als die effektivste zur Verbesserung der Genauigkeit der Leistungsnachführung und zur Erhöhung der Reservemargen – sowohl in Simulationen als auch in Windkanalversuchen. Diese Ergebnisse unterstreichen das Potenzial, modellbasierte Einsatzplanung mit Echtzeit-Feedback zu kombinieren, um die Netzkonformität und die betriebliche Flexibilität zu steigern.

Zukünftige Arbeiten sollten sich darauf konzentrieren, diese Regelungsstrategien in größere Windparksysteme zu integrieren und adaptive Mechanismen zu erforschen, die mechanische Lasten während schnell reagierender Ereignisse reduzieren können. Die Ergebnisse bieten eine solide Grundlage für eine Umsetzung in der Praxis und unterstützen das übergeordnete Ziel einer zuverlässigen und effizienten Integration erneuerbarer Energien.

Literaturverzeichnis

Ahmad, Tanvir; Basit, Abdul; Ahsan, Muneeb; Coupiac, Olivier; Girard, Nicolas; Kazemtabrizi, Behzad; Matthews, Peter (2019). Implementation and Analyses of Yaw Based Coordinated Control of Wind Farms. *Energies*, 12(7), 1266. DOI: 10.3390/en12071266.

Aho, Jacob; Fleming, Paul; Pao, Lucy Y. (2016). Active power control of wind turbines for ancillary services: A comparison of pitch and torque control methodologies. In *2016 American Control Conference*, pp. 1407–1412.

Annoni, J.; Gebraad, P.M.O.; Scholbrock, A.K.; Fleming, P.A.; Wingerden, J.-W.V. (2016). Analysis of axial-induction-based wind plant control using an engineering and a high-order wind plant model. *Wind Energy*, 19(6), 1135–1150. DOI: 10.1002/we.1891.

Barthelmie, R.J.; Hansen, K.; Frandsen, S.T.; Rathmann, O.; Schepers, J.G.; Schlez, W. et al. (2009). Modelling and measuring flow and wind turbine wakes in large wind farms offshore. *Wind Energy*, 12(5), 431–444. DOI: 10.1002/we.348.

Bertelè, M.; Bottasso, C.L.; Cacciola, S.; Daher, F.; Delport, S. (2017). Wind inflow observation from load harmonics. *Wind Energy Science*. DOI: 10.5194/wes-2017-23.

Bertelè, M.; Bottasso, C.L.; Cacciola, S. (2019). Wind inflow observation from load harmonics: Wind tunnel validation of the rotationally symmetric formulation. *Wind Energy Science*, 4, 89–97. DOI: 10.5194/wes-4-89-2019.

Bertelè, M.; Bottasso, C.L.; Schreiber, J. (2020). Wind inflow observation from load harmonics: Initial steps towards a field validation. *Wind Energy Science*, under review.

Boersma, S.; Doekemeijer, B.M.; Siniscalchi-Minna, S.; van Wingerden, J.W. (2019). A constrained wind farm controller providing secondary frequency regulation: An LES study. *Renewable Energy*, 134, 639–652. DOI: 10.1016/j.renene.2018.11.031.

Bortolotti, P.; Canet Tarrés, H.; Dykes, K.; Merz, K.; Sethuraman, L.; Verelst, D.; Zahle, F. (2019). IEA Wind Task 37 on Systems Engineering in Wind Energy – WP2.1 Reference Wind Turbines. NREL/TP-73492. https://www.nrel.gov/docs/fy19osti/73492.pdf.

Bottasso, C.L.; Campagnolo, F. (2020). Wind tunnel testing of wind turbines and farms. In B. Stoevesandt, G. Schepers, P. Fuglsang, Y. Sun (Eds.), *Handbook of Wind Energy Aerodynamics*. Springer Nature.

Bottasso, C.L.; Cacciola, S.; Schreiber, J. (2018). Local wind speed estimation, with application to wake impingement detection. *Renewable Energy*, 116, 155–168. DOI: 10.1016/j.renene.2017.09.044.

Bottasso, C.L.; Campagnolo, F.; Petrovic, V. (2014). Wind tunnel testing of scaled wind turbine models: Beyond aerodynamics. *Journal of Wind Engineering & Industrial Aerodynamics*, 127, 11–28. DOI: 10.1016/j.jweia.2014.01.009.

Bottasso, C.L.; Riboldi, C.E.D. (2014). Estimation of wind misalignment and vertical shear from blade loads. *Renewable Energy*, 62, 293–302. DOI: 10.1016/j.renene.2013.07.021.

Bottasso, C.L.; Riboldi, C.E.D. (2015). Validation of a wind misalignment observer using field test data. *Renewable Energy*, 74, 298–306. DOI: 10.1016/j.renene.2014.07.048.

Campagnolo, F.; Petrovic, V.; Schreiber, J.; Nanos, E.M.; Croce, A.; Bottasso, C.L. (2016). Wind tunnel testing of a closed-loop wake deflection controller for wind farm power maximization. *Journal of Physics: Conference Series*, 753, 032006.

Campagnolo, F.; Weber, R.; Schreiber, J.; Bottasso, C.L. (2020). Wind tunnel testing of wake steering with dynamic wind direction changes. *Wind Energy Science*, under review.

Díaz-González, F.; Hau, M.; Sumper, A.; Gomis-Bellmunt, O. (2014). Participation of wind power plants in system frequency control: Review of grid code requirements and control methods. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 34, 551–564. DOI: 10.1016/j.rser.2014.03.040.

Dilip, D.; Porté-Agel, F. (2017). Wind turbine wake mitigation through blade pitch offset. *Energies*, 10(6). DOI: 10.3390/en10060757.

Doekemeijer, B.M.; Kern, S.; Maturu, S.; Kanev, S.; Salbert, B.; Schreiber, J. et al. (2020). Field experiment for open-loop yaw-based wake steering at a commercial onshore wind farm in Italy.

eno energy GmbH. (2024). Last accessed 15.02.2024.

Fleming, P.; Aho, J.; Gebraad, P.; Pao, L.; Zhang, Y. (2016b). Computational fluid dynamics simulation study of active power control in wind plants. In *2016 American Control Conference*, pp. 1413–1420.

Fleming, P.A.; Ning, A.; Gebraad, P.M.O.; Dykes, K. (2016a). Wind plant system engineering through optimization of layout and yaw control. *Wind Energy*, 19(2), 329–344. DOI: 10.1002/we.1836.

Fleming, P.; Annoni, J.; Shah, J.J.; Wang, L.; Ananthan, S.; Zhang, Z. et al. (2017). Field test of wake steering at an offshore wind farm. *Wind Energy Science*, 2(1), 229–239. DOI: 10.5194/wes-2-229-2017.

Fleming, P.; King, J.; Dykes, K.; Simley, E.; Roadman, J.; Scholbrock, A. et al. (2019). Initial results from a field campaign of wake steering applied at a commercial wind farm – Part 1. *Wind Energy Science*, 4(2), 273–285. DOI: 10.5194/wes-4-273-2019.

Fleming, P.; King, J.; Simley, E.; Roadman, J.; Scholbrock, A.; Murphy, P. et al. (2020). Continued results from a field campaign of wake steering applied at a commercial wind farm – Part 2. *Wind Energy Science*, 5(3), 945–958. DOI: 10.5194/wes-5-945-2020.

Floris, Version 2.1.1. (2020). https://github.com/NREL/floris.

Grewal, M.S.; Andrews, A.P. (2008). *Kalman Filtering: Theory and Practice with MATLAB*. John Wiley & Sons, Inc.

Guilloré, A.; Campagnolo, F.; Bottasso, C.L. (2024). A control-oriented load surrogate model based on sector-averaged inflow quantities: Capturing damage for unwaked, waked, wake-steering and curtailed wind turbines. *Journal of Physics: Conference Series*, 2767, 032019.

Hans, C.A.; Braun, P.; Raisch, J.; Grüne, L.; Reincke-Collon, C. (2019). Hierarchical distributed model predictive control of interconnected microgrids. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 10(1), 407–416.

Hans, C.A.; Sopasakis, P.; Bemporad, A.; Raisch, J.; Reincke-Collon, C. (2015). Scenario-based model predictive operation control of islanded microgrids. In *54th IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 3272–3277.

Hans, C.A.; Sopasakis, P.; Raisch, J.; Reincke-Collon, C.; Patrinos, P. (2019). Risk-averse model predictive operation control of islanded microgrids. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*.

Hoghooghi, H.; Bertelè, M.; Anand, A.; Bottasso, C.L. (2024). A wind turbine digital shadow with tower and blade degrees of freedom – Preliminary results and comparison with a simple tower fore-aft model. *Journal of Physics: Conference Series*, 2767, 032026.

Hoghooghi, H. and Bottasso, C. L. (2025). A wind turbine digital shadow for complex inflow conditions, Wind Energ. Sci. Discuss. [preprint], https://doi.org/10.5194/wes-2025-98, in review.

Howland, M.; Lele, S.K.; Dabiri, J.O. (2019). Wind farm power optimization through wake steering. *ArXiv: Submit/2588307 [Physics. Flu-Dyn]*.

Jonkman, J. (2009). TurbSim user's guide: Version 1.50 (NREL/TP-500-46198). National Renewable Energy Laboratory. https://www.nrel.gov/docs/fy09osti/46198.pdf.

Jonkman, J.; Jonkman, B. (2018). FAST v7. https://nwtc.nrel.gov/FAST7.

Jonkman, J.; Shaler, K. (2021). FAST.Farm User's Guide and Theory Manual. Golden, CO: National Renewable Energy Laboratory. NREL/TP-5000-78485. https://www.nrel.gov/docs/fy21osti/78485.pdf.

Kanev, S.K.; Savenije, F.J.; Engels, W.P. (2018). Active wake control: An approach to optimize the lifetime operation of wind farms. *Wind Energy*, 21(7), 488–501. DOI: 10.1002/we.2173.

Knudsen, T.; Bak, T.; Svenstrup, M. (2015). Survey of wind farm control – Power and fatigue optimization. *Wind Energy*, 18(8), 1333–1351. DOI: 10.1002/we.1760.

Krishna, A.; Hans, C.A.; Schiffer, J.; Raisch, J.; Kral, T. (2017). Steady state evaluation of distributed secondary frequency control strategies for microgrids in the presence of clock drifts. In *25th Mediterranean Conference on Control and Automation*, pp. 508–515.

Krishna, A.; Schiffer, J.; Raisch, J. (2018). A consensus-based control law for accurate frequency restoration and power sharing in microgrids in the presence of clock drifts. In *European Control Conference (ECC)*, pp. 2575–2580.

Nilsson, K.; Ivanell, S.; Hansen, K.S.; Mikkelsen, R.; Sørensen, J.N.; Breton, S.-P.; Henningson, D. (2015). Large-eddy simulations of the Lillgrund wind farm. *Wind Energy*, 18(3), 449–467. DOI: 10.1002/we.1707.

Santoni, C.; Ciri, U.; Rotea, M.; Leonardi, S. (2015). Development of a high fidelity CFD code for wind farm control. In *Proceedings of the American Control Conference 2015*, DOI: 10.1109/ACC.2015.7170980.

Schiffer, J.; Hans, C.A.; Kral, T.; Ortega, R.; Raisch, J. (2017). Modeling, analysis, and experimental validation of clock drift effects in low-inertia power systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 64(7), 5942–5951.

Schiffer, J.; Ortega, R.; Astolfi, A.; Raisch, J.; Sezi, T. (2014). Conditions for stability of droop-controlled inverter-based microgrids. *Automatica*, 50(10), 2457–2469.

Schmid, M.J.; Müller, M.S.; Kuhnle, B.A.; Bauer, M.W.; Pongratz, R.; Altmikus, A. (2016). Fiber optic acoustic pressure sensor with high dynamic range and low noise. In *36th European Telemetry and Test Conference*, 90–92.

Schmid, M.J.; Kuhnle, B.A.; Kienitz, S.U.; Napierala, C.F.; Scheit, C.; Altmikus, A.; Müller, M.S.; Koch, A.W. (2017). A fiber-optic sensor for measuring quasi-static and unsteady pressure on wind energy converters. In *4SMARTS-Symposium*, 978-3-8440-5083-7.

Schreiber, J.; Bottasso, C.L.; Bertelè, M. (2020). Field testing of a local wind inflow estimator and wake detector. *Wind Energy Science*, 5, 867–884. DOI: 10.5194/wes-5-867-2020.

Schreiber, J.; Bottasso, C.L.; Salbert, B.; Campagnolo, F. (2020). Improving wind farm flow models by learning from operational data. *Wind Energy Science*, 5, 647–673. DOI: 10.5194/wes-5-647-2020.

Shapiro, C.R.; Bauweraerts, P.; Meyers, J.; Meneveau, C.; Gayme, D.F. (2017). Model-based receding horizon control of wind farms for secondary frequency regulation. *Wind Energy*, 20(7), 1261–1275. DOI: 10.1002/we.2093.

Tamaro, S.; Campagnolo, F.; Bottasso, C.L. (2024). On the power and control of a misaligned rotor – beyond the cosine law. *Wind Energy Science*. DOI: 10.5194/wes-9-1547-2024.

Tamaro, S.; Campagnolo, F.; Bottasso, C.L. (2025). A robust active power control algorithm to maximize wind farm power tracking margins in waked conditions. *Wind Energy Science Discuss.* [preprint]. DOI: 10.5194/wes-2025-66.

Tamaro, S.; Guilloré, A.; Anand, A.; Mühle, F.V.; Campagnolo, F.; Bottasso, C.L. (2024). Validation of induction/steering reserve-boosting active power control by a wind tunnel experiment with dynamic wind direction changes. *Journal of Physics: Conference Series*, 2767, 092067.

Tamaro, S.; Bottasso, C.L. (2023). A new wind farm active power control strategy to boost tracking margins in high-demand scenarios. In *2023 American Control Conference (ACC)*, San Diego, CA, USA, pp. 192–197.

Vali, M.; Petrović, V.; Boersma, S.; Wingerden, J.-W.V.; Kühn, M. (2017). Adjoint-based model predictive control of wind farms: Beyond the quasi steady-state power maximization. *IFAC-PapersOnLine*, 50(1), 4510–4515. DOI: 10.1016/j.ifacol.2017.08.382.

Vali, M.; Petrović, V.; Steinfeld, G.; Pao, L.Y.; Kühn, M. (2019). An active power control approach for wake-induced load alleviation in a fully developed wind farm boundary layer. *Wind Energy Science*, 4(1), 139–161. DOI: 10.5194/wes-4-139-2019.

van Wingerden, J.W.; Fleming, P.A.; Göçmen, T.; Eguinoa, I.; Doekemeijer, B.M.; Dykes, K. et al. (2020). Expert elicitation on wind farm control. Available online: https://arxiv.org/pdf/2006.07598.

van Wingerden, J.-W.; Pao, L.; Aho, J.; Fleming, P. (2017). Active power control of waked wind farms. *IFAC-PapersOnLine*, 50(1), 4484–4491. DOI: 10.1016/j.ifacol.2017.08.378.

Wang, J.; Wang, C.; Campagnolo, F.; Bottasso, C.L. (2019). Wake behavior and control: Comparison of LES simulations and wind tunnel measurements. *Wind Energy Science*, 4, 71–88. DOI: 10.5194/wes-4-71-2019.

Zahle, F.; Barlas, T.; Bortolotti, P.; Zalkind, D.; Collier, W. (2024). International Energy Agency 22 MW offshore reference wind turbine (NREL/PR-5000-89807). National Renewable Energy Laboratory. DOI: 10.2172/2409185.