Masterarbeit



Modellierung der aggregierten Leistungsabgabe von Windparks im Vergleich zu gemessenen Leistungswerten anhand zweier Beispielstandorte in Österreich und Neuseeland

Eingereicht von

Johann Baumgartner

0940545

an der

Universität für Bodenkultur Wien

Department für Wirtschafts- und Sozialwissenschaften

Institut für Nachhaltige Wirtschaftsentwicklung

Betreut von: Univ.Prof. Dipl.-Ing. Dr. Erwin Schmid
Dipl.-Ing. Dr. Johannes Schmidt

Wien, Oktober 2016

Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre eidesstattlich, dass ich die Arbeit selbständig angefertigt habe. Es wurden keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel benutzt. Die aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommenen Formulierungen und Gedanken sind als solche kenntlich gemacht. Diese schriftliche Arbeit wurde noch an keiner Stelle vorgelegt.

Kirchau, 01. Oktober 2016

Kurzzusammenfassung

Das Ziel der vorliegenden Masterarbeit ist die Optimierung eines auf MERRA-Reanalysedaten basierenden Simulationsmodells der aggregierten Leistungsabgabe zweier Windparks auf Basis einer Anpassung an reale Leistungsdaten. Dabei werden die im Basismodell verwendeten Methoden durch erweiterte Methoden ersetzt oder ergänzt und die Ergebnisse verglichen. Eine Methode wird in das endgültige Modell aufgenommen, wenn eine Verbesserung der stündlichen Korrelation einhergeht, ohne dabei die mittlere absolute Abweichung zu erhöhen. Die erweiterten Methoden lassen sich in die Kategorien horizontale Interpolation, vertikale Extrapolation, Anwendung der Leistungskurve und Fehlerkorrektur einteilen. Die Methoden der horizontalen Interpolation zeigen im Standortvergleich kein eindeutiges Ergebnis und sind somit für jeden Standort unterschiedlich. Die vertikale Extrapolation mithilfe des Power Law Windprofils des Basismodells bleibt als beste Methode für beide Standorte erhalten. Die Methoden der Gaußweibullglättung, eine Methode der Anwendung der Leistungskurve, und der monatlichen Fehlerkorrektur liefern an beiden Standorten die besten Ergebnisse und sind somit in den optimierten Modellen vertreten. Dabei zeigte sich, dass sich beide Kenngrößen durch Methodenkombinationen je nach Standort deutlich verbessern lassen, aber auch, dass sich diese Kenngrößen bei manchen Methoden gegensätzlich zueinander verhalten.

Abstract

This master thesis aims at the optimization of a simulation model of the aggregated power output of two wind farms based on MERRA-reanalysis data by adapting the model to real performance data. Simplified methods used in a basic model are replaced by more complex methods. Hence, methods resulting in an improvement of the hourly correlation without increasing the mean absolute deviation are included in the final model. The advanced methods can be categorized into horizontal interpolation, vertical extrapolation, application of the power curve, and bias correction. The methods of horizontal interpolation show different results between the two sites and are therefore included site specifically. The vertical extrapolation method is based on the power law wind profile, being the best method of this category for both sites. The method Gaußweibull smoothing, a method of the application of the power curve and the monthly bias correction provide the best results at the two sites and are therefore represented in the optimized models. The results show that there is a possibility to improve both the hourly correlation as well as the mean absolute deviation by combining and using more complex methods.

Inhalt

Department für Wirtschafts- und Sozialwissenschaften i

Inhalt 4

1. Einleitung 1

1.1. Relevanz der Arbeit 1

1.2. Aktualität des Themas im Kontext aktueller Forschung 3

1.3. Ziel und Aufbau der Arbeit 7

2. Theoretische Einführung 8

2.1. Datenaufbereitung 8

2.2. Horizontale Interpolation 9

2.2.1. Nächster Nachbar Interpolation 9

2.2.2. Bilineare Interpolation 10

2.2.3. Bikubische Interpolation 13

2.2.4. Inverse Distanzgewichtung 15

2.2.5. LOESS-Interpolation 16

2.2.6. Kriging 17

2.3. Vertikale Extrapolation 19

2.3.1. Power Law 19

2.3.2. Log Wind Profile 20

2.3.3. Log Wind Profile ohne Schubspannungsgeschwindigkeit 22

2.3.4. Log Wind Profile mit logarithmischen Least Squares Fit 22

2.3.5. Log Wind Profile mit nonlinearer Parameterschätzung auf Basis der quadratischen Abweichung 24

2.4. Anwendung der Leistungskurve/Simulation räumlicher und zeitlicher Windgeschwindigkeitsverteilung 24

2.4.1. Leistungskurve des Herstellers 25

2.4.2. Gaußglättung 25

2.4.3. Weibullglättung 31

2.4.4. Kombination aus Gauß- und Weibullglättung 34

2.5. Fehlerkorrektur 35

2.5.1. Monatliche Fehlerkorrektur 35
2.5.2. Tageszeitliche Fehlerkorrektur 35
2.5.3. Monatliche und tageszeitliche Fehlerkorrektur 36
2.5.4. Windrichtungsfehlerkorrektur 37
2.5.5. Leistungsstufenfehlerkorrektur 37
3. Daten und Methoden 38
3.1. MERRA-Subdatensatz „IAU 2d atmospheric single-level diagnostics“ 38
3.2. Verwendete Software und Methoden 39
3.3. Standorte, Turbinenmodelle und Leistungsdaten der Windparks 41
4. Ergebnisse 42
4.1. Entwicklung des Basismodells 42
4.2. Methodenselektion optimiertes Modell 42
4.2.1. Österreich 43
4.2.2. Neuseeland 48
4.3. Optimierte Modelle 53
4.3.1. Österreich optimiertes Modell 1 53
4.3.2. Österreich optimiertes Modell 2 59
4.3.3. Abweichungen nach Leistungsstufen der optimierten Modelle für den Standort in Österreich 65
4.3.4. Neuseeland optimiertes Modell 1 67
4.3.5. Neuseeland optimiertes Modell 2 72
4.3.6. Abweichungen nach Leistungsstufen der optimierten Modelle für den Standort in Neuseeland 77
5. Diskussion 80
6. Zusammenfassung und Fazit 82
Literaturverzeichnis 84
Abbildungsverzeichnis 89
Tabellenverzeichnis 92

1. Einleitung

1.1. Relevanz der Arbeit

Der Verbrauch endlicher Ressourcen im Stromversorgungsektor stellt trotz eines Abflachens der Wachstumskurve der jährlichen globalen Stromproduktion eine Herausforderung für die zukünftige Versorgungssicherheit der Gesellschaft dar (International Electrotechnical Commission, 2012). Ungeachtet dessen ist der überwiegende Teil der Stromversorgung mit rund 78% heutzutage immer noch auf die Nutzung nicht erneuerbarer Energiequellen zurückzuführen. So betrug 2013 der Anteil an der globalen Stromproduktion für Kohle 41,3%, für Erdgas 21,7%, für Kernenergie 10,6% und für Erdöl 4,4% (International Energy Agency, 2015b). Dadurch bildet der Strom- und Wärmeversorgungssektor nach Daten der International Energy Agency (2015a) mit 42% auch den größten Anteil der globalen CO_2-Emissionen.

Dennoch bleiben große Teile des Windenergiepotenzials sowohl in Österreich als auch in anderen Staaten der Welt noch ungenützt und dies trotz regulatorischer Unterstützungen und Rückenwind durch ein verstärktes Interesse an alternativen Investitionsmöglichkeiten an den Finanzmärkten. Die global installierte Windkraftleistung im Jahr 2015 beträgt beispielsweise laut der GWEC 432.883 MW. Durch die Ausnützung des Ausbaupotenzials soll die gesamte installierte Leistung der globalen Windkraft hingegen laut eines positiven Szenarios der GWEC (2014) bis zum Jahr 2050 4.042.475 MW erreichen können. Damit könnte bei einer Windkraftproduktion von 10,624 TWh pro Jahr nach Daten von ENERDATA INFORMATION SERVICES (2016) in etwa die Hälfte des heutigen globalen Stromverbrauchs gedeckt werden. In einem anderen, weniger positiven Szenario der GWEC (2014) erhöht sich die global installierte Windkraftleistung bis 2050 auf nur 1.684.074 MW, weniger als halb so viel als beim positiven Szenario. Es gilt also die Umsetzung von Windenergieprojekten möglichst zu erleichtern.

Die erfolgreiche Umsetzung von Windenergieprojekten steht aber unter dem Einfluss nicht veränderbarer Klimagegebenheiten, woraus eine hohe Variabilität der Energieproduktion resultiert. Diese Faktoren bilden ein Risiko, welches den Betrieb verkomplizieren, die Wirtschaftlichkeit von Windkraftanlagen beeinträchtigen und somit angesichts der aktuell niedrigen Marktpreise endlicher Energieressourcen die Markteintrittsbarrieren für

Windenergie zusätzlich erhöhen kann. Durch das meteorologische Risiko ist die Leistungsabgabe eines Windparks zeitlich volatil und schwierig vorherzusagen. Windkraftanlagen sind außerdem stark von saisonalen Schwankungen der Energieressource betroffen, wodurch einerseits die Anzahl möglicher Standorte reduziert und andererseits in weiterer Folge ein intelligentes Kraftwerks- und Netzmanagement nötig wird. Energie aus Windkraft benötigt somit zeitlich abgestimmte Möglichkeiten des Ausgleichs in Tiefphasen und der Speicherung in Hochphasen und eine entsprechende Dimensionierung der Energienetze, um Energieangebot und -nachfrage aufeinander abzustimmen. Informationen über die langfristige Verfügbarkeit der Ressourcen und die zeitliche Variabilität sind daher ein wichtiges Kriterium, um langfristige Planungsprozesse zu unterstützen (International Electrotechnical Commission, 2012).

Laut Große (s.a.) sollen präzise meteorologische Daten, die auf professionellen Standortmessungen basieren, die Basis für Ertragsprognosen bilden. Laut Meier (2011) liegt aber der typische Unsicherheitsbereich von Windgeschwindigkeitsmessungen zwischen 2 und 8,5%. Eine Unsicherheit der Windgeschwindigkeitsmessung von 8,5% hätte im Rahmen einer auf der Standortmessung basierenden Ertragsprognose einen Schwankungsbereich von ± 15%. Genaue Standortmessungen sind laut Große (s.a.) zusätzlich in einigen Punkten mit einer erhöhten Investitionsbereitschaft verbunden. Dadurch ist es kaum möglich, finanziell und zeitlich sinnvolle Standortmessungen im Rahmen einer konkreten Planung eines Windparks über längere Zeiträume, wie zum Beispiel mehrere Jahre, durchzuführen. Darüber hinaus nennt renerco plan consult (2014) den Messzeitraum, die Sensorik, die Kalibrierung und die Messhöhen als Unsicherheitsfaktoren standortbezogener Windmessungen. Eine Integration langjähriger Zeitreihen, die sowohl Extremereignisse als auch die Variabilität der Windgeschwindigkeit beschreiben können, könnte somit dazu beitragen, die Unsicherheit von Ertragsprognosen zu reduzieren.

In der Masterarbeit wird untersucht, ob die Energieressource Wind mithilfe kostenfrei verfügbarer Reanalyse-Klimadatensätze aus dem MERRA-Projekt (Modern Era-Retrospective Analysis for Research and Applications) an potenziellen Windkraftstandorten abgebildet werden kann. Dazu wird ein vereinfachtes Simulationsmodell zur Abschätzung der aggregierten Leistung von Windturbinen, basierend auf MERRA-Reanalysedaten und Daten über die Windturbinen selbst, mithilfe einer Anpassung an reale Messreihen für jeweils

einen Windparkstandort in Österreich und Neuseeland optimiert und dessen Ergebnisse mit realen Messwerten der Standorte verglichen.

1.2. Aktualität des Themas im Kontext aktueller Forschung

Die Leistungsabgabe von Windturbinen kann einerseits stark von Standortbedingungen abhängen, deren Abschätzung im Vorfeld schwierig ist und andererseits auch bei hinreichender Standorteignung hohen Schwankungen unterworfen sein (International Electrotechnical Commission, 2012). Reanalysedaten könnten dabei unterstützen, diese Fragen im Vorfeld mithilfe von langen und global umfassenden Zeitreihen zu klären, daher herrscht zurzeit auch reges Forschungsinteresse diese Daten für Leistungsabschätzungen von Windkraftanlagen zu nützen.

Zum Thema der Leistungssimulation von Windenergieanlagen auf Basis von Reanalysedaten wurden bereits einige Studien publiziert. Diese beziehen sich aber meistens auf die Modellierung von Leistungsabgaben größerer Regionen mit mehreren Windparks oder auf ganze Länder oder größere Betrachtungszeiträume als das stündliche Intervall.

Die Studie von Olauson und Bergkvist (2015) zum Beispiel modelliert einerseits die stündliche aggregierte Leistung im Zeitraum von 2007 bis 2012 des gesamten Landes Schweden und andererseits die Leistung von in Regionen unterteilten Windparks auf Basis von MERRA-Reanalysedaten im Vergleich zu realen Messungen des schwedischen Netzbetreibers. Die Windenergieproduktion des Landes wurde in vier Strompreisregionen (SE1-4) unterteilt. SE 1 und SE 2 enthalten eine geringere Anzahl an Windparks als SE 3 und SE 4. Dabei wurden sehenswerte Ergebnisse erreicht, vor allem bei der Simulation der Windkraftleistung des gesamten Landes. Die Ergebnisse der Studie zeigen, dass es einfacher ist, Regionen mit einer größeren installierten Leistung zu modellieren, aber auch, dass es möglich ist mithilfe von MERRA-Reanalysedaten die Leistungsabgabe mehrerer Windparks mit guter Qualität zu simulieren. Für SE 2 wurde ein MAE (Mean Absolute Error) von 6,5%, ein RMSE (Root Mean Square Error) von 9,1% und eine Korrelation von 0,89, für SE 3 betragen diese Werte 3,7%, 5,0% und 0,97, für SE 4 4,2%, 5,9% und 0,97. Der MAE des gesamten Landes beträgt 2,9%, der RMSE 3,8% und die Korrelation 0,98. Für die Region SE 1 wurde aufgrund eines Fehlers in den Vergleichsdaten der Zeitreihen im Zeitraum 2010-2012 kein Modell kalibriert und die Daten dieser Region in diesem Zeitraum nicht in das Modell

für das gesamte Land aufgenommen. Olauson und Bergkvist (2015) verwenden sowohl die bilineare Interpolation zur horizontalen Interpolation als auch Methoden zur Leistungskurvenglättung und Fehlerkorrekturmethoden.

Auch Ritter et al. (2015) nutzen in ihrer Studie MERRA-Reanalysedaten und reale Produktionsdaten von sieben Windparks in Deutschland und passen eine logistische Funktion mit 5 Parametern an die realen Leistungsdaten an, um die abgegebene Leistung der Windparks auf Basis der MERRA-Daten zu simulieren. Die horizontale Interpolation wird mit der inversen Distanzgewichtung durchgeführt und die vertikale Extrapolation basiert auf dem logarithmischen Windprofil. Es konnte für einen bestimmten Windpark eine stündliche Korrelation von 0,82, eine tägliche von 0,92 und eine monatliche von 0,98 erreicht werden. Der RMSE des Modells beträgt 57%, 32%, 8% für die jeweils zuvor genannten Intervalle. Dadurch konnte gezeigt werden, dass durch eine Modellanpassung an reale Leistungsdaten auch die Windkraftproduktion einzelner Windparks simuliert werden kann. Weiters wurde auf Basis dieses Modells ein Atlas des Windkraftpotenzials in Deutschland erstellt.

Andresen et al. (2015) nutzen hingegen einen meteorologischen Datensatz der Nationalen Ozean- und Atmosphärenbehörde der Vereinigten Staaten von Amerika (NOAA), um die Stromproduktion durch Windkraft und Photovoltaik in Dänemark im Rahmen eines Atlas für erneuerbare Energieproduktion (REatlas) zu modellieren und auch die zukünftige Produktion abzuschätzen. Das Modell wird mithilfe realer Leistungsdaten des Jahres 2010 kalibriert und mit realen Kapazitätsfaktoren der Jahre 2000, 2005, 2010 verglichen. Die Studie nützt sowohl das logarithmische Windprofil zur Extrapolation der Windgeschwindigkeiten, als auch eine gaußsche Glättungsfunktion der Windturbinenleistungskurven. Werte zu Korrelation und Modellfehler im Vergleich zu den realen Leistungsdaten werden in dieser Studie allerdings nicht genannt.

Die Studie von Staffell und Green (2014) erstellt auf Basis der MERRA-Reanalysedaten einen Großbritannien umfassenden Windgeschwindigkeitsdatensatz der Zeitreihe 2002 bis 2012, der nach der Validierung mithilfe von MIDAS- (Met Office Integrated Data Archive System) Messwerten zur Erstellung von idealen Monatskapazitätsfaktoren für jeden betrachteten Windpark übersetzt wird. Für 201 von 210 Windparks konnten die MERRA-Daten hinreichende Windgeschwindigkeitswerte liefern, die restlichen Stationen wichen deutlich vom Durchschnitt der anderen Windparks ab, wobei Staffell und Green (2014) Fehler der

MIDAS-Daten vermuten. Auch in dieser Studie zeigte sich dasselbe Bild, dass MERRA-Daten im Vergleich mit echten Messungen niedrige Windgeschwindigkeiten überschätzen und hohe Windgeschwindigkeiten unterschätzen. Die auf MERRA–Daten basierenden Monatskapazitätsfaktoren für jeden betrachteten Windpark werden dann mit realen Monatskapazitätsfaktoren von REF/OFGEM (Renewable Energy Foundation/Office of Gas and Electricity Markets) verglichen, um Auswirkungen der Turbinenalterung auf die Windkraftproduktion abzuschätzen. Der Median des Bestimmtheitsmaßes R^2 der monatlichen Kapazitätsfaktoren des Modells im Vergleich zu den Messungen der einzelnen Windparks beträgt 0,837, wobei viele ein Bestimmtheitsmaß von über 0,8 zeigen, aber auch relativ viele deutlich darunter liegen. Die Effekte der Turbinenalterung werden mit sechs verschiedenen Methoden, darunter ein Regressionsmodell mit fixen Effekten, das unter anderem die standortspezifischen Windgeschwindigkeiten und Turbinenmodelle erfasst, abgeschätzt. Aus den Ergebnissen der unterschiedlichen Modelle wird eine durchschnittliche Leistungsdegradierung von -1,6 ± 0,2% pro Jahr abgeleitet. Diese Studie verwendet die LOESS-Regression als horizontale Interpolationsmethode und die Gaußglättung als Methode der räumlichen Variabilitätssimulation der Windgeschwindigkeiten.

Cannon et al. (2015) zeigen in ihrer Studie, dass MERRA-Reanalysedaten die oberflächennahe Variabilität der Windgeschwindigkeit etwas größerer Betrachtungsgebiete und -zeiträume von ungefähr 300 Kilometern und 6 Stunden im Vergleich zu Standortmessungen des MIDAS in Großbritannien getreu nachbilden können. Die lokale Windgeschwindigkeitsvariabilität konnte aber vor allem in Gebieten mit komplexen Geländeeigenschaften nicht so gut abgebildet werden. Die stündliche Korrelation zwischen MERRA- und MIDAS-Daten für einzelne MIDAS-Messstationen beträgt 0,73, wohingegen die Korrelation des Landesdurchschnitts 0,94 beträgt. Die MERRA-Daten zeigen eine leichte systematische Überschätzung unter einer Windgeschwindigkeit von 6 m/s und eine relativ große Unterschätzung bei Werten größer als 20 m/s. Das deutliche Unterschätzen dieser Werte ist laut Cannon et al. (2015) durch das von MERRA verwendete geglättete Geländemodell zu erklären, das Werte für Stationen mit einer Seehöhe über 300 m gering erscheinen lässt. Abbildung 1 zeigt links die lineare Korrelation der MERRA- und MIDAS-Daten (jeweils 10 m Höhe) der Windgeschwindigkeitsunterschiede zwischen Stationspaaren in Abhängigkeit der Distanz zwischen Stationspaaren und rechts die lineare Korrelation der

MERRA- und MIDAS-Daten der Windgeschwindigkeitsänderungen zwischen Stationspaaren in Abhängigkeit der Distanz zwischen Stationspaaren für verschiedene Zeitintervalle.

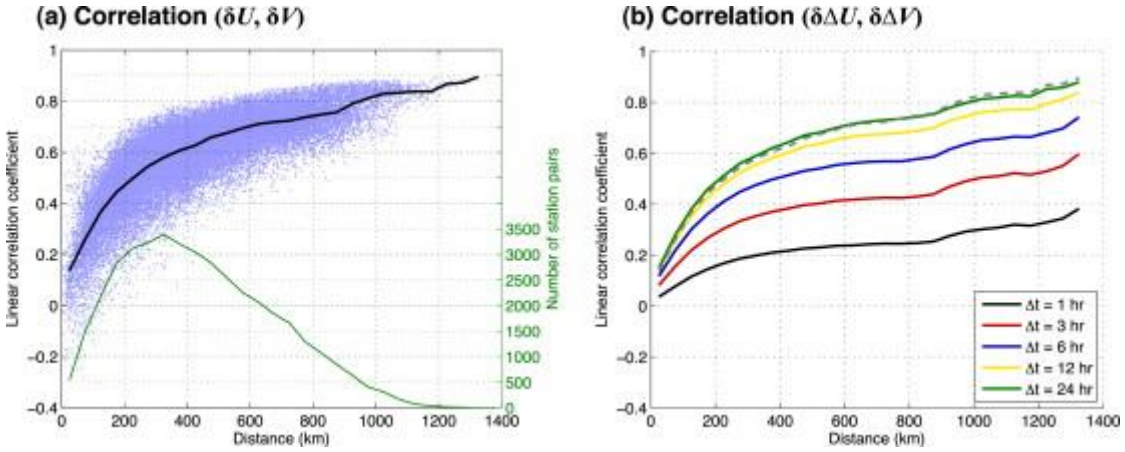


Abbildung 1: Lineare Korrelation – MERRA- im Vergleich zu MIDAS-Daten (CANNON et al., 2014)

Nach dieser Validierung werden MERRA-Daten genützt, Extremereignisse der Windkraftproduktion zu modellieren und mit Daten des nationalen Netzbetreibers zu vergleichen. Generell wurde eine gute Übereinstimmung der andauernden, hohen und niedrigen Extremwerte der MERRA- und der Netzdaten erreicht. Allerdings wird die Anzahl lang anhaltender Ereignisse der MERRA-Daten im Vergleich zu den Daten des Netzbetreibers überschätzt, während die Anzahl kurzzeitiger Ereignisse in den meisten Fällen unterschätzt wird.

Die Ergebnisse der zuvor genannten Studien zeigen, dass Reanalysedaten als Datenbasis mannigfaltiger Windkraftsimulationsmodelle genützt werden können. Diese Masterarbeit greift somit auf diese Ergebnisse zurück und versucht daraus ein vereinfachtes Modell zur Simulation der aggregierten Leistung an zwei verschiedenen Standorten mithilfe einer Anpassung des Modells an reale Messreihen zu optimieren. Es werden dabei verschiedene Interpolations-, Extrapolations-, Glättungs- und Fehlerkorrekturverfahren genützt, die teilweise aus vorhergenannten Quellen und teilweise aus den Ergebnissen des vereinfachten Modells abgeleitet sind. Deren Ergebnisse werden mit den realen Daten verglichen, um jene Methoden, die die Ergebnisse über das Basismodell hinaus verbessern, in das optimierte Modell aufzunehmen und somit das vereinfachte Simulationsmodell zu verbessern.

1.3. Ziel und Aufbau der Arbeit

Das Ziel dieser Masterarbeit ist die Verbesserung des Basismodell genannten Simulationsmodells auf Basis der stündlichen Korrelation und der durchschnittlichen absoluten Abweichung anhand einer Anpassung des Modells an gemessene Leistungsdaten jeweils eines Standorts in Österreich und in Neuseeland. Dieses Basismodell wurde im Rahmen der Masterarbeit von Mosshammer (2016) entwickelt.

Dabei sollen auch Erkenntnisse in Bezug auf ein zukünftiges, möglichst global nutzbares Modell zur Abschätzung der Produktionsleistung von Windparks erlangt werden, das sich auch wie die in dieser Arbeit beschriebenen Modelle auf kostenfrei verfügbare Daten wie zum Beispiel Reanalysedaten stützt.

Die simulierte Leistungsabgabe des optimierten Modells soll die realen Leistungswerte möglichst gut wiedergeben können, ohne jedoch eine Überanpassung des Modells an den jeweiligen Standort beziehungsweise Betrachtungszeitraum zu beinhalten. Daher werden die Ergebnisse der Simulationsmodelle an zwei unterschiedlichen Standorten (Österreich und Neuseeland) in einem mehrjährigen Zeitraum mit den tatsächlich gemessenen Leistungswerten verglichen und sowohl quantitativ als auch qualitativ analysiert. Die Analyse wird sich vorwiegend auf die stündliche Korrelation und die mittlere absolute Abweichung stützen, womit ein Vergleich zwischen mehreren Methoden und Versionen des Modells ermöglicht wird. Hier gilt es nicht nur den absoluten Vergleichswert zu betrachten, sondern auch jene Werte zu identifizieren, welche insbesondere für die Verzerrung und Varianz des Modells verantwortlich sind, um Anhaltspunkte für die folgende Modellanpassung zu generieren. Falls das optimierte Simulationsmodell keine akzeptable Ergebnisqualität liefert, muss die Integration zusätzlicher Methoden oder das Entfernen dieser, eine Optimierung sowohl der horizontalen als auch der vertikalen Interpolationsmethoden in Betracht gezogen und die Möglichkeit, die zeitliche Variabilität der Windgeschwindigkeiten innerhalb des Zeitreihenintervalls zu simulieren, gefunden werden.

Somit lässt sich die im Rahmen dieser Masterarbeit zu beantwortende Forschungsfrage wie folgt formulieren:

Lassen sich die Ergebnisse des Basismodells durch das Hinzufügen von Methoden oder Verändern der Methoden des Basismodells an reale Produktionsdaten anpassen und verbessern?

Die vorliegende Masterarbeit beginnt in Kapitel 1 mit einer einleitenden Beschreibung des thematischen Feldes und fasst kurz aktuelle themenrelevante Studien zusammen. Das darauffolgende Kapitel widmet sich einer kurzen theoretischen Erläuterung der verwendeten Methoden, die jeweils in vier thematische Kategorien unterteilt sind. Kapitel 3 beschreibt die für diese Masterarbeit verwendeten Daten und die methodische Herangehensweise an die Problemstellung. Die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit sind in Kapitel 4 zu finden. Dieses Kapitel ist weiter in die zwei zentralen Arbeitsschritte Methodenselektion und Modelloptimierung unterteilt und zeigt deren Ergebnisse für jeden der beiden Beispielstandorte auf. In Kapitel 5 werden schließlich die auf Basis der Ergebnisse aufgeworfenen Fragen diskutiert und es wird versucht einen Ausblick auf zukünftige Forschungsfelder zu bieten. Kapitel 6 rundet die vorliegende Masterarbeit mit einer kurzen Zusammenfassung ab.

2. Theoretische Einführung

Um den Einstieg in die Thematik der Simulation der aggregierten Windparkleistung zu erleichtern, erläutert dieses Kapitel die in der Masterarbeit verwendeten Methoden, die über das Basismodell hinausgehen. Methoden oder Teile davon, die auch im Basismodell verwendet werden, sind in Mosshammer (2016) genauer beschrieben.

2.1. Datenaufbereitung

Die Masterarbeit verwendet Teile des MERRA-Subdatensatzes „IAU 2d atmospheric single-level diagnostics“ als Datengrundlage. Um Redundanzen zu vermeiden, wird hier nur kurz auf die Eigenschaften der MERRA-Daten eingegangen, wobei eine detaillierte Beschreibung sowohl in Mosshammer (2016) als auch in Rienecker et al. (2011) zu finden ist. MERRA ist ein Reanalyse-Projekt des Global Modeling and Assimilation Office (GMAO) der NASA, welches

Satellitenaufzeichnungen des Zeitraums von 1979 bis heute unter Anwendung des GEOS-5 (Goddard Earth Observing System Data Assimilation System Version 5) aufbereitet. Die Daten des vorhergenannten Subdatensatzes sind auf dem 540 x 361 Raster des GEOS-5 mit 2/3° Längen- und 1/2° Breitenauflösung verteilt und liegen im HDF und NetCDF Format vor (Rienecker et al., 2011).

Um die Informationen aus diesen Subdatensätzen zu lesen, werden dieselben Funktionen genützt, die auch das Basismodell verwendet. Genauere Beschreibungen zur Datenaufbereitung sind in Mosshammer (2016) zu finden.

2.2. Horizontale Interpolation

Die Reanalysedaten sind zwar in stündlicher Auflösung, aber nur in geringerer räumlicher Auflösung von ungefähr 50 x 50 km vorhanden, weshalb sich die Frage stellt, ob mit diesen Daten und mit welcher Methode der horizontalen Interpolation (z.B. Nächster Nachbar Interpolation, bilineare Interpolation, bikubische Interpolation, Inverse Distanzgewichtung, LOESS-Interpolation, Kriging) die tatsächlichen Windgeschwindigkeiten am Standort am besten abgeschätzt werden können.

Die vorliegende Arbeit vergleicht die zuvor genannten Interpolationsmethoden anhand der resultierenden stündlichen Korrelation und der mittleren absoluten Abweichung vom tatsächlichen Messergebnis. Folglich wird für das optimierte Modell manuell iterativ jene horizontale Interpolationsmethode ausgewählt, die die höchste stündliche Korrelation bei gleichzeitig nicht erhöhter mittlerer absoluter Abweichung im Vergleich zum Basismodell bedingt.

2.2.1. Nächster Nachbar Interpolation

Diese Methode wird im Basismodell verwendet, wobei der dem Mittelpunkt des Windparks der euklidischen Distanz nach am wenigsten weit entfernte MERRA-Punkt für die weiteren Berechnungen angenommen wird. Eine genauere Beschreibung ist in Mosshammer (2016) zu finden.

2.2.2. Bilineare Interpolation

Die bilineare Interpolation wird häufig in der Bildbearbeitung eingesetzt, da sie eine gute Ergebnisqualität mit geringem Rechenaufwand vereint. Bei der bilinearen Interpolation wird der Mittelpunkt des Windparks als Interpolationspunkt angenommen. Für den österreichischen Windpark werden versuchsweise zusätzlich die einzelnen Turbinenstandorte als Interpolationspunkte angenommen.

Die bilineare Interpolation wird sowohl in der Studie von Olauson und Bergkvist (2015) als auch in Cannon et al. (2015) als bevorzugte Methode für die horizontale Interpolation angenommen.

Die bilineare Interpolation nimmt die vier der euklidischen Distanz nach nächstgelegenen MERRA-Punkte als Grundlage für die Interpolation ($v_1 - v_4$). Gleichung (1), Gleichung (2), Gleichung (3) und Abbildung 2 dienen der Illustration des Verfahrens der bilinearen Interpolation. Die schwarzen Kreise mit den Beschriftungen $v_1 - v_4$ kennzeichnen MERRA-Messpunkte und die roten Punkte zeigen die Standorte der einzelnen Windturbinen. Die Bezeichnungen „lon“ und „lat“ beschreiben wie in Tabelle 1 ersichtlich die Längen- und Breitenkoordinaten des jeweiligen Punktes und v den Windgeschwindigkeitswert an dieser Stelle. Bei der bilinearen Interpolation werden beispielsweise zuerst die Werte der beiden nördlich liegenden Punkte mit den Längen- und Breitenkoordinaten 15.3/48.5 und 16/48.5 erkennbar in Abbildung 2 nach der Distanz zum Interpolationspunkt gewichtet (siehe Gleichung (1), danach die Werte der beiden südlicheren Punkte mit den Koordinaten 15.3/48 und 16/48 (siehe Gleichung (2)) und zum Schluss jene zwei Werte (beide mit Längenkoordinaten, die denen des Mittelpunkts der roten Punkte entsprechen) die durch die vorherigen Berechnungen entstanden sind wieder nach der Distanz zum Interpolationspunkt gewichtet (siehe Gleichung (3)) (Press et al., 1996).

$$v_5 = \left(\frac{lon_2 - lon_t}{lon_2 - lon_1}\right) * v_1 + \left(\frac{lon_t - lon_1}{lon_2 - lon_1}\right) * v_2 \qquad (1)$$

$$v_6 = \left(\frac{lon_2 - lon_t}{lon_2 - lon_1}\right) * v_3 + \left(\frac{lon_t - lon_1}{lon_2 - lon_1}\right) * v_4 \quad (2)$$

$$v_i = \left(\frac{lat_2 - lat_t}{lat_2 - lat_1}\right) * v_6 + \left(\frac{lat_t - lat_1}{lat_2 - lat_1}\right) * v_5 \quad (3)$$

Tabelle 1: Variablen und Einheiten bilineare Interpolation

Variable	**Bedeutung**	**Einheit**
$lon_{1,2,t}$	*Längenkoordinatenwert*	*Grad*
$lat_{1,2,t}$	*Breitenkoordinatenwert*	*Grad*
$v_{1,2,3,4,5,6,i}$	*Windgeschwindigkeiten*	*m/s*

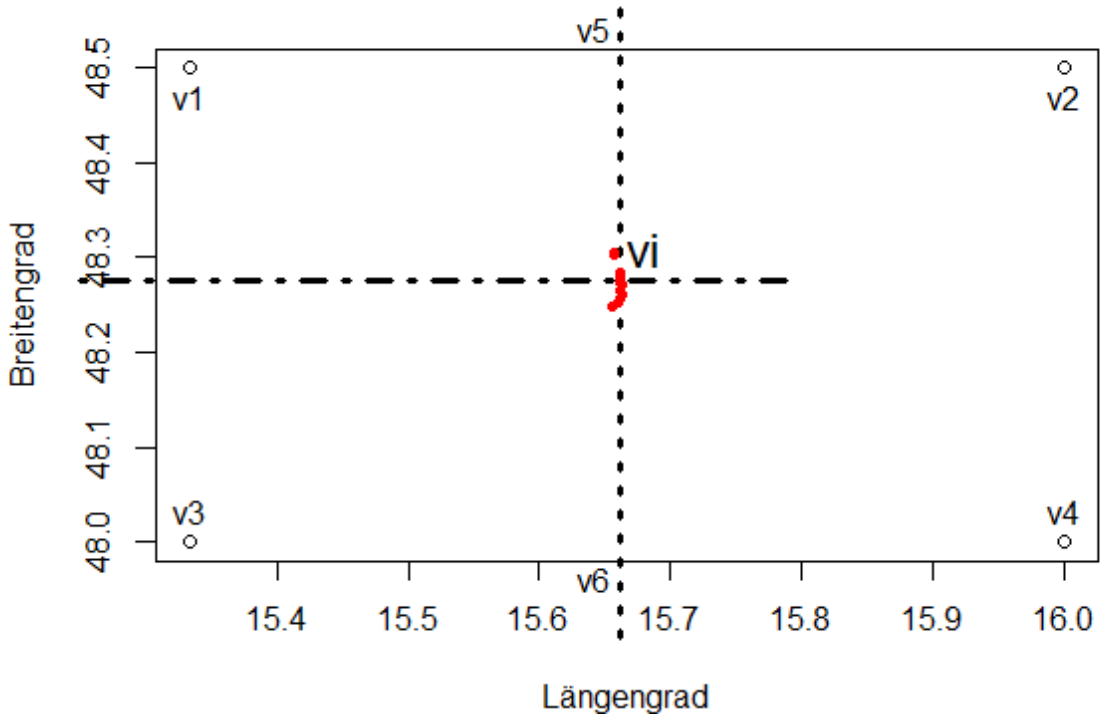


Abbildung 2: Darstellung der Berechnung-bilineare Interpolation (eigene Darstellung)

Abbildung 3 zeigt ein grafisches Beispiel der Ergebnisse einer bilinearen Interpolation innerhalb der vier am wenigsten weit entfernten MERRA-Punkte des Windparks in Österreich. Die Legende beschreibt Geschwindigkeiten der Windkomponente „u50m“ des MERRA-Datensatzes in m/s.

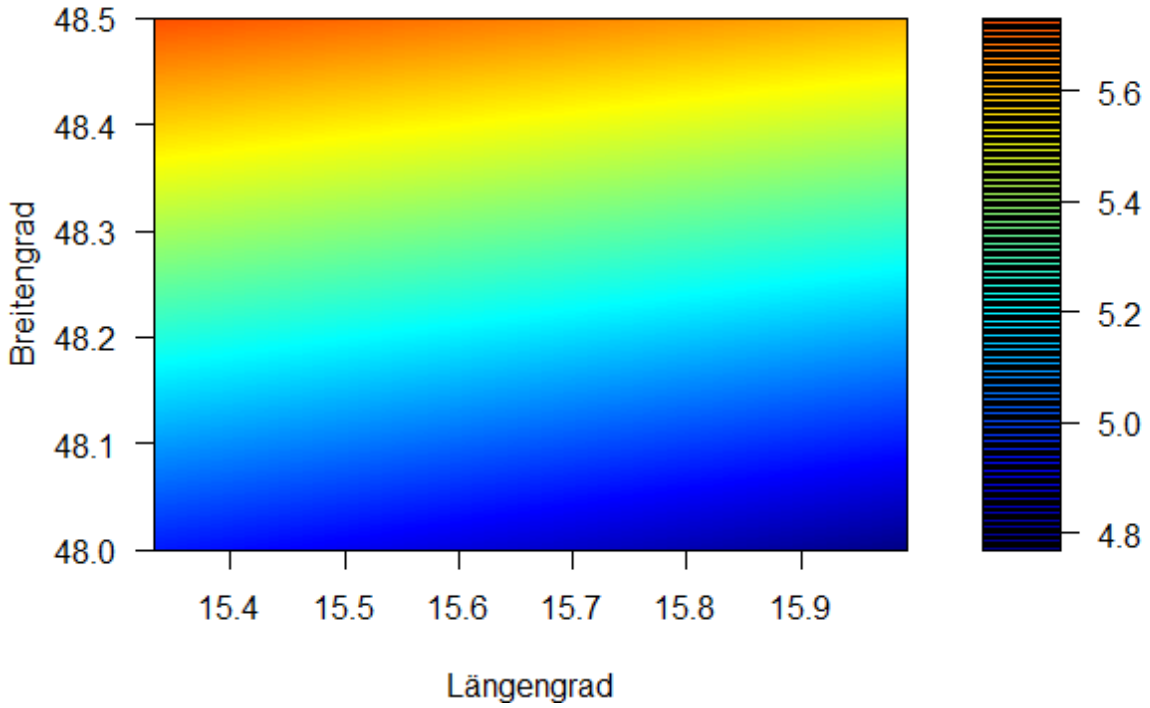


Abbildung 3: Grafisches Beispiel einer bilinearen Interpolation eines Stundendurchschnitts der Windgeschwindigkeitskomponente „u50m“ innerhalb der Fläche zwischen vier MERRA-Punkten am Standort in Österreich (eigene Darstellung)

2.2.3. Bikubische Interpolation

Ähnlich der bilinearen Interpolation wird die bikubische Interpolation häufig im Bereich der Bildbearbeitung (Digitalzoom) eingesetzt. Sie ist im Vergleich zur bilinearen Interpolation aber eine deutlich rechenaufwändigere Methode, die sich der 16 nächstgelegenen Punkte nach euklidischer Distanz bedient. Diese werden genützt, um für jeden der vier nächstgelegenen Punkte die Polynomfunktion, die erste Ableitung in Längen- sowie Breitengradrichtung und die erste Kreuzableitung, also die Steigung in diagonaler Richtung, zu bilden, wodurch man mittels linearer Transformation 16 Koeffizienten a_{ij} ableiten kann. Durch Einsetzen dieser Koeffizienten und der Längen- und Breitenkoordinaten in die Polynomfunktion dritten Grades erhält man den bikubisch interpolierten Funktionswert des Interpolationspunkts. Gleichung (4) zeigt die Polynomfunktion mithilfe der durch Einsetzen

der Koeffizienten a_{ij} und der Längen- und Breitenkoordinatenwerte der Funktionswert des zu interpolierenden Punktes gefunden werden kann (Press et al., 1996).

$$v_i(lon_t, lat_t) = \sum_{i=0}^{3}\sum_{j=0}^{3} a_{ij} lon^i lat^j \tag{4}$$

Tabelle 2: Variablen und Einheiten bikubische Interpolation

Variable	**Bedeutung**	**Einheit**
$v_i\ (lon_t\ , lat_t)$	*Windgeschwindigkeitswert am interpolierten Punkt*	*m/s*
a_{ij}	*Koeffizienten*	*dimensionslos*
lon^i	*Längenkoordinatenwert*	*Grad*
lat^j	*Breitenkoordinatenwert*	*Grad*

Abbildung 4 zeigt das Ergebnis einer bikubischen Interpolation innerhalb der vier am wenigsten weit entfernten MERRA-Punkte des Windparks in Österreich in bildlicher Form. Man erkennt im Vergleich zur bilinearen Interpolation in Abbildung 3 deutlich die glatteren, runderen Übergänge der Ausprägungen der Windgeschwindigkeitskomponente „u50m“. Aufgrund des hohen Rechenaufwands dieser Methode wird auf die bikubische Interpolation aller Turbinenstandorte verzichtet und nur zum Mittelpunkt des jeweiligen Windparks interpoliert.

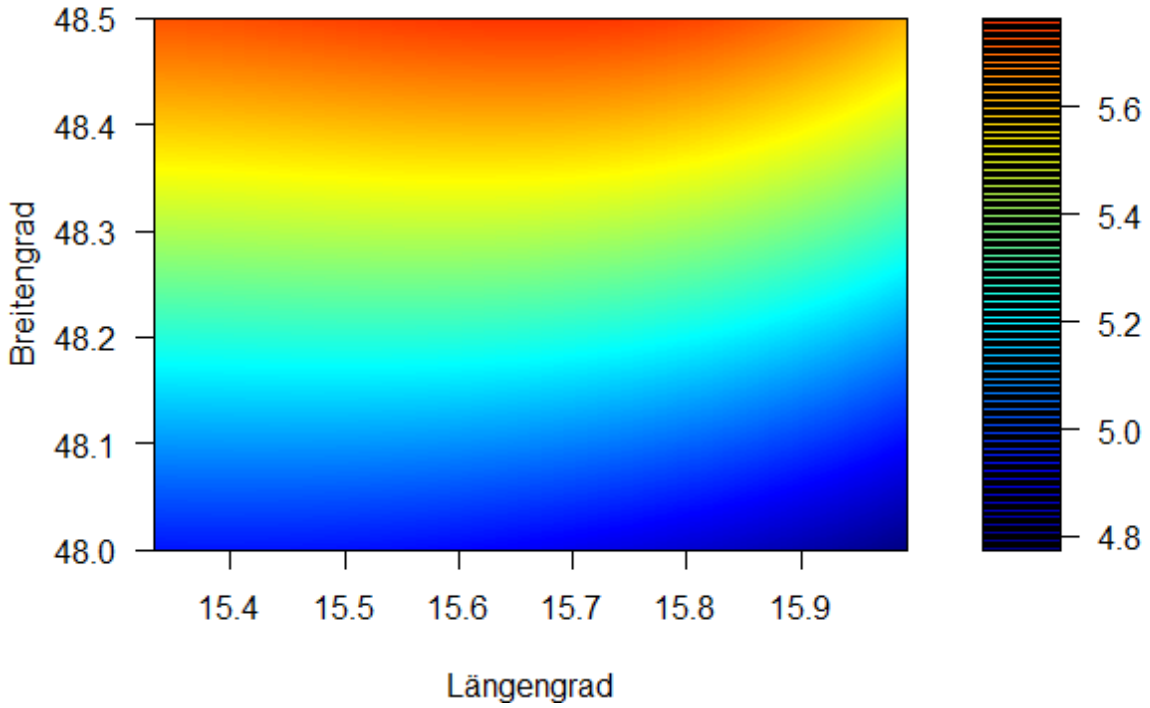


Abbildung 4: Grafisches Beispiel einer bikubischen Interpolation eines Stundendurchschnitts der Windgeschwindigkeitskomponente „u50m“ innerhalb der Fläche zwischen vier MERRA-Punkten am Standort in Österreich (eigene Darstellung)

2.2.4. Inverse Distanzgewichtung

Ritter et al. (2015) verwenden die inverse Distanzgewichtung als bevorzugte horizontale Interpolationsmethode. Bei der inversen Distanzgewichtung werden in diesem Anwendungsfall die Werte der vier nächsten MERRA-Punkte und deren euklidische Distanz zum Interpolationspunkt in die Berechnung aufgenommen. Dabei werden die vier Werte der Punkte mithilfe der euklidischen Distanz, die vorher über die Gesamtsumme der Distanzen normalisiert wird, gewichtet, um den Windgeschwindigkeitswert am Interpolationspunkt abzuschätzen. Gleichung (5) zeigt die Vorgehensweise dieser Interpolationsmethode (Universität Rostock, 2002).

$$v_i = \sum_{j=1}^{j} \left(\frac{\frac{1}{dist_j}}{\sum_{k=1}^{k} \frac{1}{dist_k}} * v_j \right) \quad (5)$$

Tabelle 3: Variablen und Einheiten inverse Distanzgewichtung

Variable	Bedeutung	Einheit
$dist_{j,k}$	*Euklidische Distanz zum Interpolationspunkt*	*dimensionslos*
$v_{j,k}$	*Windgeschwindigkeit an Punkt j bzw. k*	*m/s*
v_i	*interpolierter Windgeschwindigkeitswert*	*m/s*

2.2.5. LOESS-Interpolation

Staffell und Green (2014) verwenden eine zweidimensionale lokale Regression (LOESS) als bevorzugte Methode für die horizontale Interpolation.

Mithilfe der „loess“ Funktion des „stats“ Package in der Software R wird jede Stunde der Zeitreihe durch eine Regressionsfunktion beschrieben und aus dieser der Wert an der gesuchten Stelle abgeleitet. Der Basisdatensatz, der in diesem Fall die Windgeschwindigkeiten für eine Höhenstufe enthält, wird in Subsets unterteilt. Die Größe eines Subsets variiert je nach dem Wert des gewählten Smoothing-Parameters α (span in der R-Funktion). Jeder MERRA-Punkt im Gesamtdatensatz bildet dann den Mittelpunkt eines Subsets und an diesen soll eine Polynomfunktion angepasst werden. Dabei soll sich der Wert des Smoothing-Parameters innerhalb bestimmter Schranken bewegen, die in NIST/SEMATECH (2013) beschrieben sind. Dieser Smoothing-Parameter drückt eine Distanz relativ zur Maximaldistanz aus, die bestimmt welcher Anteil an Punkten zum Anpassen der

Polynomfunktion verwendet wird. Das bedeutet, dass bei einem α von 0,75 alle Werte die sich innerhalb von 75% der Maximaldistanz befinden, genützt werden. Nachdem die Werte für jedes Subset ausgewählt wurden, wird die Distanz der Punkte vom Mittelpunkt des Subsets (Punkte der MERRA-Werte) über die Maximaldistanz normalisiert und aus dieser normalisierten Distanz die Gewichtung der Punktewerte mittels einer trikubischen Gewichtungsfunktion berechnet. Diese Gewichtungen werden genützt, um eine Polynomfunktion mithilfe einer gewichteten Regression der Methode der kleinsten Fehlerquadrate an die Werte des Subsets anzupassen. Der Grad der Polynomfunktion ist in der R-Implementation des LOESS-Algorithmus auf 0, 1 und 2 beschränkt und standardmäßig auf 2 eingestellt. Mit dieser Polynomfunktion wird an der Stelle des Subset-Mittelpunkts der Funktionswert berechnet. Diese Funktionswerte bilden zusammen die LOESS-Regressionsfunktion mithilfe dieser der Wert am zu interpolierenden Punkt berechnet wird (NIST/SEMATECH, 2013).

Auch hier wird die Interpolation nur für den Mittelpunkt des jeweiligen Windparks berechnet, da der Rechenaufwand sonst zu hoch wäre.

2.2.6. Kriging

Luo et al. (2008) zeigten, dass Cokriging mithilfe der Covariable Seehöhe bei unregelmäßigen räumlichen Messpunktabständen im Vergleich zu anderen Methoden (z.B. lokal polynomiale Regression, inverse Distanzgewichtung, Universal-Kriging) die besten Interpolationsergebnisse liefert, wobei man dieses Ergebnis nicht unbedingt auf die MERRA-Reanalysedaten umlegen kann, da diese ungefähr regelmäßige räumliche Abstände zueinander haben.

Da zum einen der Entwurf eines exakten Krigingmodells mit manueller Semivariogrammanpassung den Rahmen dieser Masterarbeit sprengen würde und zum anderen die Seehöheninformation der MERRA-Datenpunkte nicht vorhanden ist, beschränkt sich diese Arbeit auf das Kriging mit jener Funktion, die „ordinary kriging“ des AutoKrige-Algorithmus nutzt. AutoKrige passt für jede Stunde automatisch ein Semivariogramm an. Das Semivariogramm schätzt die räumliche Autokorrelation der Daten, indem es Datenpaare in verschiedene Distanzstufen einteilt und mithilfe der Formel in Gleichung (6) einen

Variogrammwert bestimmt. Aus diesen Variogrammwerten nähert der Kriging-Algorithmus eine Variogrammfunktion mithilfe der Methode der kleinsten Quadrate an, die dann die Grundlage für die Gewichtung λ_j der Werte darstellt, um die Schätzvarianz zu reduzieren. Die Gewichte werden über die Variogrammfunktion so bestimmt, dass die Krigingvarianz minimiert wird. Diese Gewichte werden in die Formel in Gleichung (7) eingesetzt, um den interpolierten Wert zu bestimmen (Riedl, s.a.). Eine genauere Beschreibung des Kriging-Verfahrens ist in Riedl (s.a.) zu finden. Wie bei der LOESS-Interpolation wird die Kriging-Interpolation nur für den Mittelpunkt des jeweiligen Windparks berechnet, da der Rechenaufwand für die Berechnung auf Basis der einzelnen Turbinen im Rahmen dieser Masterarbeit zu hoch wäre.

$$\gamma_{dist} = \frac{1}{2n_{dist}} * \sum_{i=1}^{n_{dist}} \left[v_j - v_{(j+dist)}\right]^2 \tag{6}$$

Tabelle 4: Variablen und Einheiten Kriging-Variogramm

Variable	Bedeutung	Einheit
γ_{dist}	*Variogrammwert*	*dimensionslos*
v_j	*Variablenwert am Ort j*	*m/s*
$v_{(j+dist)}$	*Variablenwert am Ort j + dist*	*m/s*
n_{dist}	*Anzahl der Datenpaare mit Abstand dist*	*dimensionslos*
Dist	*Abstand zwischen zwei Werten*	*dimensionslos*

$$v_i = \sum_{j=1}^{j} \lambda_j * v_j \tag{7}$$

Tabelle 5: Variablen und Einheiten Kriging-Interpolation

Variable	Bedeutung	Einheit
v_i	*Interpolierter Windgeschwindigkeitswert*	*m/s*
λ_j	*Gewichtung des Variablenwerts v_j durch Variogrammfunktion bestimmt*	*dimensionslos*
v_j	*Variablenwert am Ort j*	*m/s*

2.3. Vertikale Extrapolation

Da mithilfe der Reanalysedaten nur Windgeschwindigkeiten der drei in Kapitel 3 genannten Höhenstufen abgeleitet werden können, die Nabenhöhe der Turbinen an beiden Standorten aber über der höchsten dieser Stufen liegen, muss eine vertikale Extrapolation durchgeführt werden. Die Änderung der Windgeschwindigkeit mit zunehmender Höhe wird in Andresen et al. (2015) und Cannon et al. (2015) näherungsweise als logarithmischer Verlauf beschrieben.

Dieses Kapitel versucht die Vorgehensweise einiger in der Literatur genützter Methoden zur vertikalen Interpolation zu beschreiben. Im Prozess der Methodenselektion wird für das optimierte Modell manuell iterativ jene horizontale Interpolationsmethode ausgewählt, die die höchste stündliche Korrelation bei gleichzeitig nicht erhöhter mittlerer absoluter Abweichung im Vergleich zum Basismodell bedingt.

2.3.1. Power Law

Das Power Law Windprofil wird sowohl für die vertikale Extrapolation des Basismodells als auch der optimierten Modelle genützt. Wenn man die Windgeschwindigkeit zweier Höhenstufen ($v_1 \; und \; v_2$) und deren Höhe in Gleichung (8) einsetzt, erhält man eine Schätzung des Hellmann'schen Exponenten α. Dieser wird daraufhin mit der

Windgeschwindigkeit und der Höhe der höchsten Stufe, für die Daten vorliegen, in Gleichung (9) eingesetzt, um auf die Windgeschwindigkeit der gesuchten Nabenhöhe (v_z) zu extrapolieren. Eine genauere Erklärung für diesen Anwendungsfall des Power Law Windprofils ist in Mosshammer (2016) zu finden. Die verwendeten Variablen sind in Tabelle 6 beschrieben.

$$\propto = \frac{\log(v_2) - \log(v_1)}{\log(h_2) - \log(h_1)} \tag{8}$$

$$v_z = v_2 * \left(\frac{h_z}{h_2}\right)^{\propto} \tag{9}$$

2.3.2. Log Wind Profile

Diese Methode der horizontalen Extrapolation basiert auf dem Abschätzen der Rauhigkeitslänge z_0 und der Schubspannungsgeschwindigkeit u_* anhand mindestens zweier verschiedener Höhenstufen der MERRA-Daten. Mithilfe der Gleichung (10) berechnet man aus den verfügbaren Werten der höchsten zwei Punkte die Schubspannungsgeschwindigkeit für den höchsten Punkt der MERRA-basierenden Werte. Gleichung (11) zeigt die Berechnung der Rauhigkeitslänge. Dafür wird wiederum die Höhe über der Geländeoberfläche der beiden höchsten MERRA-Werte verwendet und dazu noch der im Rahmen des Power Law Windprofils berechnete Hellmann'sche Exponent α benötigt. Die erhaltenen Werte für Schubspannungsgeschwindigkeit und Rauhigkeitslänge werden mit der von Kármán Konstante κ und der Nabenhöhe in m über der Geländeoberfläche in Gleichung (12), der Formel des vereinfachten logarithmischen Windprofils, eingesetzt, womit man die auf Nabenhöhe extrapolierte Windgeschwindigkeit erhält (Bañuelos-Ruedas, Angeles-Camacho, & Rios-Marcuello, 2010).

$$u_* = \frac{(v_2 - v_1)}{\log\left(\frac{h_2}{h_1}\right)} = \frac{(v_2 - v_1)}{\log\left(\frac{h_2}{h_1}\right)} * \kappa \tag{10}$$

$$z_0 = \frac{\exp\left(((h_1^{\alpha} * \log(h_2)) - {h_2}^{\alpha} * \log(h_1)\right)}{({h_1}^{\alpha} - h_2^{\alpha})} \tag{11}$$

$$v_z = \frac{u_*}{\kappa} * \log\left(\frac{h_z}{z_0}\right) \tag{12}$$

Tabelle 6: Variablen und Einheiten vereinfachtes logarithmisches Windprofil

Variable	Bedeutung	Einheit
v_z	*Gesuchte Windgeschwindigkeit auf Nabenhöhe*	*m/s*
u_*	*Schubspannungsgeschwindigkeit*	*m/s*
κ	*von Kármán Konstante (~0.41)*	*dimensionslos*
h_z	*Nabenhöhe*	*m*
h_1, h_2	*Höhe des höchsten und zweithöchsten Werts*	*m*
v_1, v_2	*Windgeschwindigkeit des höchsten und zweithöchsten Werts*	*m/s*
d	*Displacement Height (Höhe bei Windgeschwindigkeit = 0 m/s)*	*m*
α	*Hellmann'scher Exponent*	*Dimensionslos*
z_0	*Rauhigkeitslänge*	*m*

2.3.3. Log Wind Profile ohne Schubspannungsgeschwindigkeit

Diese Methode der horizontalen Extrapolation basiert auch auf der Annahme des vereinfachten logarithmischen Windprofils, das mithilfe von Gleichung (12) in Kapitel 2.3.2 beschrieben werden kann. Allerdings verzichtet diese Methode auf das Berechnen der Schubspannungsgeschwindigkeit und lässt sich so mithilfe von Gleichung (13) beschreiben. Die verwendeten Variablen sind in obenstehender Tabelle 6 beschrieben.

$$v_z = v_2 * \frac{\log\left(\frac{h_z}{z_0}\right)}{\log\left(\frac{h_2}{z_0}\right)} \tag{13}$$

2.3.4. Log Wind Profile mit logarithmischen Least Squares Fit

Die Windgeschwindigkeit kann auch, ähnlich zu Staffell und Green (2014), auf die korrekte Nabenhöhe der verwendeten Windturbinen mithilfe einer logarithmischen Regression anhand der Formel des vereinfachten logarithmischen Windprofils extrapoliert werden. Die Windgeschwindigkeit der jeweiligen Nabenhöhe wird mithilfe einer logarithmischen Regression nach der Methode der kleinsten Quadrate über die drei in Kapitel 3 genannten Höhenstufen, die aus den MERRA-Daten abgeleitet werden können, geschätzt.

Laut Đurišić und Mikulović (2012) kann durch die Regression mehrerer Höhenstufen mithilfe der Methode der kleinsten Quadrate eine bessere Ergebnisqualität erreicht werden im Vergleich zur Extrapolation auf Basis einer Betrachtungshöhe, wobei die Ergebnisqualität mit steigender Höhendifferenz zum höchsten Messpunkt abnimmt und die zu extrapolierende Nabenhöhe die Höhe des höchsten Messpunkts nicht um mehr als 50% überschreiten sollte, um eine akzeptable Ergebnisqualität zu erreichen.

Bei dieser Methode der vertikalen Extrapolation wird an die Windgeschwindigkeiten der bereits vorhandenen drei Höhenstufen eine logarithmische Kurve angepasst, mithilfe dieser auf die benötigte Nabenhöhe extrapoliert wird.

Das Ergebnis dieser Methode sind die zwei Koeffizienten a und b, deren Berechnung in Gleichung (14) und (15) gezeigt werden. Mithilfe dieser Koeffizienten und der Nabenhöhe in Metern ergibt sich nach Gleichung (16) der extrapolierte Windgeschwindigkeitswert auf Nabenhöhe (WOLFRAM RESEARCH, 2016).

$$a = \frac{\sum_{j=1}^{j} v_j - b \sum_{j=1}^{j} (\log h_j)}{j} \tag{14}$$

$$b = \frac{j \sum_{j=1}^{j} (v_j log\,(h_j)) - \sum_{j=1}^{j} v_j \sum_{j=1}^{j} \log h_j}{j \sum_{j=1}^{j} (\log h_j)^2 - (\sum_{j=1}^{j} \log h_j)^2} \tag{15}$$

$$v_z = \mathrm{a} + \mathrm{b} \log (h_z) \tag{16}$$

Tabelle 7: Variablen und Einheiten des logarithmischen Least Squares Fit

Variable	Bedeutung	Einheit
a, b	*Koeffizienten der logarithmischen Funktion*	*dimensionslos*
h_j	*verschiedene Höhenstufen der vorhandenen Werte*	*m*
v_j	*Windgeschwindigkeit der jeweiligen Höhenstufe*	*m/s*
h_z	*Nabenhöhe*	*m*
v_z	*extrapolierte Windgeschwindigkeit auf Nabenhöhe*	*m/s*

2.3.5. Log Wind Profile mit nonlinearer Parameterschätzung auf Basis der quadratischen Abweichung

Bei dieser Methode werden im Vergleich zur vorhergenannten Methode die Koeffizienten Rauhigkeitslänge z_0 und Schubspannungsgeschwindigkeit u_* innerhalb der Formel des vereinfachten logarithmischen Windprofils angepasst, anstatt eine logarithmische Kurve an die bereits bekannten Windgeschwindigkeiten anzupassen. Diese Methode findet auch in Archer und Jacobson (2003) Verwendung.

Einfach ausgedrückt werden bei dieser Methode Startwerte für die zwei Koeffizienten Schubspannungsgeschwindigkeit und Rauhigkeitslänge angegeben, die in diesem Anwendungsfall aus der ersten Log Wind Profile Berechnung stammen (siehe Gleichung (10) und (11)). Durch das Gauß-Newton-Verfahren werden unter der Anwendung der Methode der kleinsten Quadrate die beiden Koeffizienten angepasst und die Summen der Fehlerquadrate verringert. Eine genauere Beschreibung des Algorithmus ist unter Fox und Weisberg (2010) nachzulesen. Die Koeffizienten ergeben, in Gleichung (12) eingesetzt, den Windgeschwindigkeitswert auf Nabenhöhe.

2.4. Anwendung der Leistungskurve/Simulation räumlicher und zeitlicher Windgeschwindigkeitsverteilung

Dieses Kapitel beschreibt die theoretischen Grundlagen zur Anwendung der Leistungskurve, die je nach Methode auch eine Simulation der räumlichen beziehungsweise der zeitlichen Windgeschwindigkeitsverteilung oder -schwankung beinhält. Diese Simulationen werden durch zwei verschiedene Glättungsverfahren durchgeführt, die in diesem Kapitel erläutert werden.

2.4.1. Leistungskurve des Herstellers

Das Basismodell übernimmt die Werte zur Leistungskurve der verwendeten Turbinen, die der Turbinenhersteller bereitstellt, um aus den beiden Vektoren Windgeschwindigkeit in m/s und Turbinenleistung in kW eine Funktion zu erstellen. Der jeweilige Windgeschwindigkeitswert der Zeitreihe wird in die Funktion eingesetzt und ergibt dann einen Leistungswert, der diesem Windgeschwindigkeitsereignis entspricht.

2.4.2. Gaußglättung

Durch die unterschiedliche räumliche Lage der Windturbinen ergeben sich auch verschiedene Faktoren, die die Leistungsabgabe des Windparks beeinflussen.

Das optimierte Simulationsmodell wird versuchen einige dieser Haupteinflussfaktoren der Leistungsabgabe der Windturbinen, die nicht in der theoretischen Leistungskurve (= Effizienz unter optimalen Bedingungen) abgebildet sind, mithilfe der Gaußglättung zu berücksichtigen, ähnlich zu Andresen et al. (2015). Den Ausgangspunkt bildet hier die Leistungskurve der jeweiligen Windturbine, die die theoretische Leistung in Abhängigkeit der Windgeschwindigkeit darstellt. Staffell und Green (2014) nennen vor allem folgende fünf Faktoren, die die gemessene Leistungsabgabe von Windparks vom idealen, theoretischen Output abweichen lassen:

- Windturbinen- und Infrastrukturverfügbarkeit: Diese bezeichnet den Anteil der Windturbinen, die eine nutzbare Leistung abgeben, gemessen an der Gesamtanzahl der installierten Windturbinen. Analysen der installierten Windturbinen Großbritanniens zeigen, dass die Ausfallszeit von Windparks und deren Infrastruktur durchschnittlich 4 – 7% beträgt, wodurch sich eine Reduktion des Outputs um 11% ergibt, da die Systeme häufiger bei Starkwindbedingungen ausfallen als bei durchschnittlichen Windgeschwindigkeiten.
- Betriebseffizienz: Suboptimale Kontrollsysteme, nicht korrekt kalibrierte Komponenten und elektrische Verluste im Gesamtsystem eines Windparks ergeben

auch bei gut funktionierenden Systemen 2% Verlust im Vergleich zur theoretischen Leistungskurve.

- Überschattungseffekte: Durch das Auftreffen des Windes auf Nachbarturbinen entstehen Turbulenzen, die die Windgeschwindigkeit reduzieren und bei relativ kleinen Onshore-Windparks 5 - 15% Verlust verursachen können.
- Turbinenalterungseffekte: Die durch Alterungseffekte der Turbinen verursachten Verluste werden von Staffell und Green (2014) auf 1,6% pro Jahr geschätzt und einerseits auf Effizienzverluste rotatorischer und aerodynamischer Komponenten, andererseits auf altersbedingte, häufigere und längere Ausfallzeiten zurückgeführt.
- Lokale Standortfaktoren: Beeinträchtigungen, die durch Besonderheiten des Standorts entstehen wie zum Beispiel Turbulenzen, geringere Windgeschwindigkeit durch Geländeüberschattung oder Beeinträchtigungen der Turbinenfunktion durch Verschmutzung und Vereisung sind schwierig zu quantifizieren. Laut Staffell und Green (2014) werden die Auswirkungen dieser Faktoren auf 2-5% zuzüglich 1% pro 3% höhere Turbulenzintensität geschätzt.

Einige dieser Faktoren, wie lokale Windgeschwindigkeitsschwankungen, Turbulenzen, und lokale Standortfaktoren können ähnlich zu Andresen et al. (2015) und Nørgaard und Holttinen (2004) mithilfe einer gaußschen Glättungsfunktion zum Teil in das Simulationsmodell integriert werden.

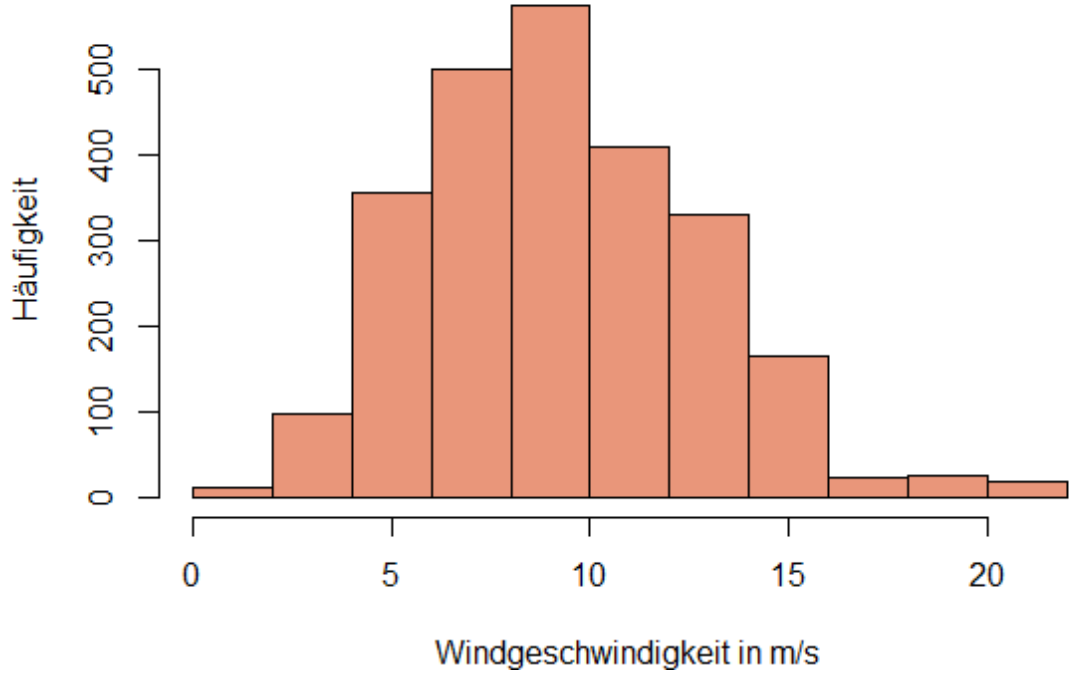


Abbildung 5: Verteilung der Windgeschwindigkeit aller MERRA-Punkte der Längengrade zwischen 0° und 40° und der Breitengrade zwischen 40° und 60° auf einer Höhe von 50 Metern für einen bestimmten Zeitpunkt (eigene Darstellung)

Abbildung 5 zeigt die Verteilung der Windgeschwindigkeit aller MERRA-Punkte der Längengrade zwischen 0° und 40° und der Breitengrade zwischen 40° und 60° auf einer Höhe von 50 Metern über der Geländeoberfläche für einen bestimmten Zeitpunkt. Es zeigt sich eine annähernd normalverteilte Windgeschwindigkeit, die sich durch Angaben in der Literatur wie zum Beispiel in Nørgaard und Holttinen (2004) bestätigen lässt.

Diese vor allem räumlich bedingten Windgeschwindigkeitsunterschiede innerhalb eines Windparks simuliert man, indem man für jeden Windgeschwindigkeitswert der Leistungskurve eine Normalverteilung mit einer selbst bestimmten Standardabweichung unterstellt. Diese kann empirisch abgeleitet sein, ist in dieser Masterarbeit jedoch iterativ nach der Ergebnisqualität bestimmt. Man versucht damit die reale Windgeschwindigkeitsverteilung, die an diesen Standort herrscht und somit unterschiedliche Leistungen der Turbinen innerhalb dieses Standorts bedingt, näherungsweise zu simulieren. Dadurch kann die simulierte Leistung des gesamten Windparks an die reale Leistung angenähert werden. Mithilfe der unterstellten Normalverteilung wird die

Wahrscheinlichkeitsdichte für alle Windgeschwindigkeitswerte auf der Leistungskurve berechnet und über den Bereich des Windgeschwindigkeitswert zwischen den beiden nächstgelegenen Werten mithilfe der Rechteckmethode integriert und mit der jeweiligen Leistung multipliziert. Diese Resultate werden aufsummiert und ergeben den Leistungswert für eine bestimmte Windgeschwindigkeit. Die neuen Leistungswerte sind somit nach der Wahrscheinlichkeit des Auftretens der jeweiligen Windgeschwindigkeit gewichtet. Hier kann man zwei Varianten unterscheiden: Einerseits kann man eine Standardabweichung unterstellen, die über das gesamte Windgeschwindigkeitsspektrum gleich ist (in der Methodenselektion Gaußglättung 1 genannt) und andererseits kann man die Standardabweichung relativ, als Anteil am Mittelwert (also der jeweiligen Windgeschwindigkeitsausprägung) festsetzen. Die letztgenannte Variante wird in der Methodenselektion als Gaußglättung 2 bezeichnet.

Durch Integrieren der Gleichung (17) von einer unteren Schranke von 0 zur oberen Schranke der Abschaltgeschwindigkeit + 1 m/s erhält man einen Wert der gaußgeglätteten Leistungskurve bei einem Windgeschwindigkeitswert v_0. Die obere Schranke in der Höhe von Abschaltgeschwindigkeit + 1 m/s wird gewählt, um einen Leistungswert (= 0 kW) bei Abschaltung der Windturbine zu erhalten. Diese Methode setzt man für alle Werte auf der Leistungskurve fort, um daraus eine vollständige Leistungskurve approximieren zu können.

$$P_{gauß}(v_0) = \int_0^n P_0(v_n) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0^2}} e^{\frac{(v_n - v_0 + \Delta v)^2}{2\sigma_0^2}} dv \tag{17}$$

Tabelle 8: Variablen und Einheiten der Gaußglättung

Variable	Bedeutung	Einheit
$P_{gauß}(v_0)$	*geglätteter Leistungswert bei* v_0	*W*
v_0	*Windgeschwindigkeit zwischen 0 m/s und Abschaltgeschwindigkeit + 1 m/s, unterstellter Mittelwert*	*m/s*

$P_0(v_n)$	*theoretische Leistung bei Geschwindigkeit* v_n	*W*
v_n	*betrachtete Geschwindigkeit*	*m/s*
Δv	*Mittelwertsoffset*	*m/s*
σ_0	*unterstellte Standardabweichung*	*m/s*
$v_0 + \Delta v$	*Mittelwert mit Offset*	*m/s*

Die Glättungsfunktion in Gleichung (17) entspricht der gaußschen Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion mit einer Standardabweichung von σ_0 und einem Mittelwert von $\mathrm{v}_0 + \Delta\mathrm{v}$ (Andresen et al., 2015). Durch die Standardabweichung σ_0 könnte man ähnlich zu Nørgaard und Holttinen (2004) auch die Turbulenzintensität in die Berechnung aufnehmen, wobei das im Rahmen dieser Masterarbeit aufgrund eines Mangels an Daten für die betrachteten Standorte nicht möglich ist. Abbildung 6 zeigt die normalisierte Standardabweichung der Windgeschwindigkeitsverteilung an Standorten einzelner Windturbinen in Abhängigkeit der Flächengröße, auf der sich die Windturbinen verteilen, und der Turbulenzintensität.

Das Windgeschwindigkeitsoffset des Mittelwerts ist durch manuelle Iteration zu finden, um die Leistungskurve besser an die tatsächlichen Leistungsmessungen anzupassen (Nørgaard, P.; Holttinen, H., 2004). Ein Mittelwertsoffset zeigte im Rahmen dieser Masterarbeit jedoch keine positiven Auswirkungen auf die Ergebnisse.

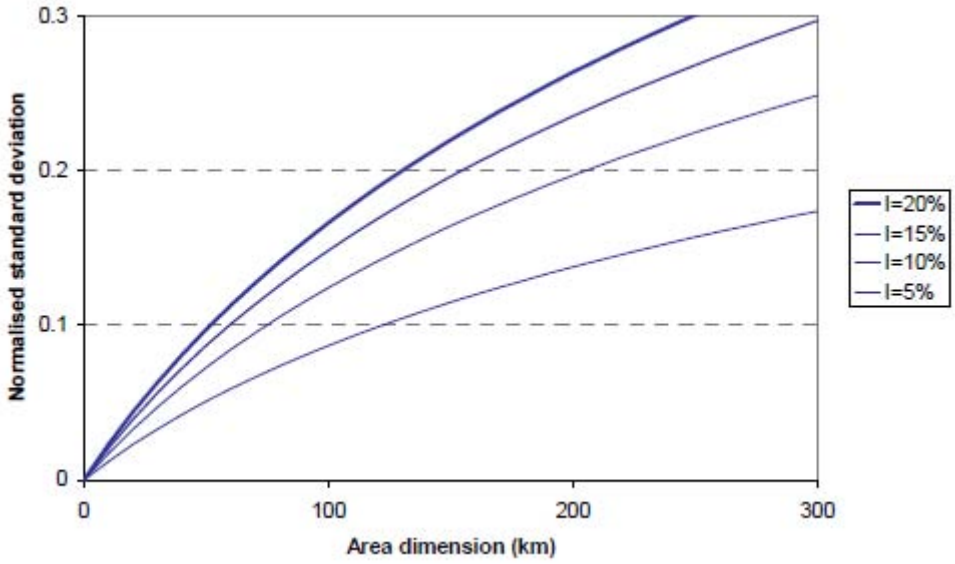


Abbildung 6: Normalisierte Standardabweichung der Windgeschwindigkeitsverteilung an Standorten einzelner Windturbinen in Abhängigkeit der Flächengröße und der Turbulenzintensität (Nørgaard & Holttinen, 2004).

Abbildung 7 zeigt die theoretische Leistungskurve einer Windturbine des Herstellers Enercon nach Leistungsdaten des Herstellers im Vergleich zur praktischen Leistungskurve derselben, die mithilfe einer gaußschen Glättung ähnlich zu Andresen et al. (2015) mit einer relativen Standardabweichung von 10% des Mittelwerts angepasst wurde. Die Gaußglättung verändert dabei, wie in Abbildung 7 symbolisch dargestellt, die theoretische Leistungskurve einer Windturbine auf eine praktische Leistungskurve, die über die iterativ bestimmte Standardabweichung der räumlichen Windgeschwindigkeitsverteilung geglättet wird.

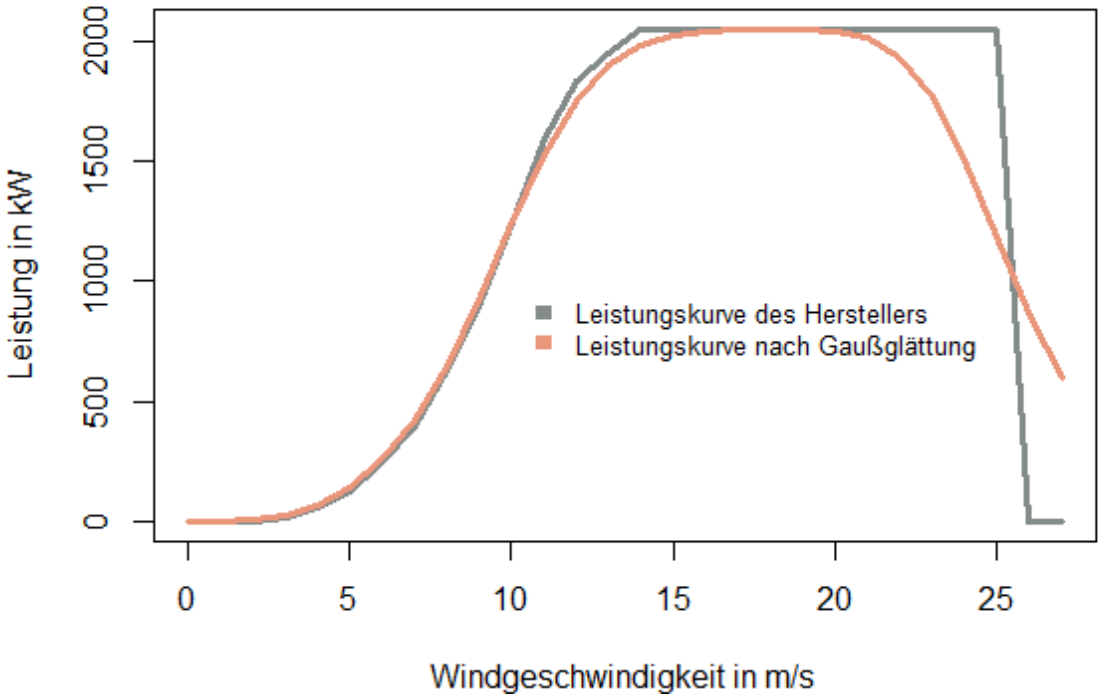


Abbildung 7: Herstellerleistungskurve und gaußgeglättete Leistungskurve im Vergleich (eigene Darstellung nach Daten von ENERCON (2005))

2.4.3. Weibullglättung

Durch die unterschiedliche zeitliche Verteilung der Windgeschwindigkeit während des Stundendurchschnitts der MERRA-Werte und der Nichtlinearität der Windturbinenleistungskurven, geben Leistungsberechnungen auf Basis von Stundendurchschnitten der Windgeschwindigkeit die tatsächliche Leistungsabgabe nicht korrekt wider. Eine Möglichkeit, sich der realen Leistung anzunähern, könnte die Glättung der Leistungskurve anhand der näherungsweisen zeitlichen Verteilung der Windgeschwindigkeiten bieten.

In Abbildung 8, einem Histogramm der gesamten betrachteten Windgeschwindigkeitszeitreihe auf einer Höhe von 50 Metern an jenem MERRA-Punkt, der dem Windparkstandort in Österreich am nächsten liegt, ist ersichtlich, dass die zeitliche Verteilung der Windgeschwindigkeiten näherungsweise einer Weibullverteilung entspricht.

Diese Beobachtung deckt sich auch mit zahlreichen Beobachtungen zur Windgeschwindigkeitsverteilung in anderen Studien, wie zum Beispiel in Azad et al. (2014).

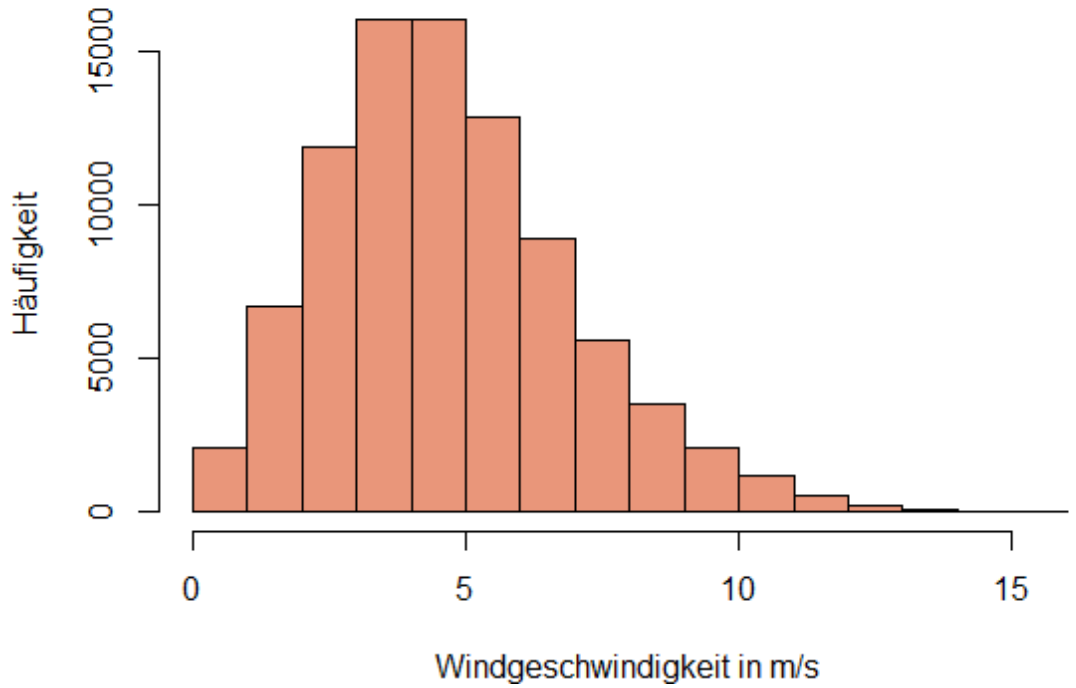


Abbildung 8: Verteilung der gesamten betrachteten Windgeschwindigkeitszeitreihe auf einer Höhe von 50 Metern -Österreich (eigene Darstellung)

Die Weibullglättung basiert auf demselben Verfahren wie die Gaußglättung mit dem Unterschied, dass sie eine Weibullverteilung der Windgeschwindigkeiten unterstellt und somit versucht eine zeitliche Schwankung der Windgeschwindigkeit zu simulieren.

Aus der unterstellten Standardabweichung und dem Mittelwert schätzt man Formparameter κ (siehe Gleichung (18)) und Skalenparameter λ (siehe Gleichung (19)), mithilfe derer man die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion beschreiben kann (Justus, Hargraves, Mikhail, & Graber, 1978).

Die Berechnung der geglätteten Leistungswerte erfolgt dabei ähnlich der Gaußglättung nach Gleichung (20), wobei die Wahrscheinlichkeitsdichte auf der Weibullverteilung basiert und nur in einem bestimmten λ- und κ-Bereich sinnvoll ist, da die Dichtefunktion der Weibullverteilung je nach λ- und κ-Wert sehr unterschiedliche Formen beschreibt.

$$\kappa = (\frac{\sigma_0}{v_0})^{-1,086} \tag{18}$$

$$\lambda = \frac{v_0}{\Gamma(1 + (\frac{1}{\kappa}))} \tag{19}$$

$$P_{wei}(v_0) = \int_0^n P_0(v_n)\lambda\kappa(\lambda v_n)^{\kappa-1}e^{-(\lambda v_n)^{\kappa}}\, dv \tag{20}$$

Tabelle 9: Variablen und Einheiten der Weibullglättung

Variable	Bedeutung	Einheit
κ	*Formparameter der Weibullverteilung*	*dimensionslos*
λ	*Skalenparameter der Weibullverteilung*	*dimensionslos*
$P_{wei}(v_0)$	*geglätteter Leistungswert bei* v_0	*W*
v_0	*Windgeschwindigkeit zwischen 0 m/s und Abschaltgeschwindigkeit + 1 m/s, unterstellter Mittelwert*	*m/s*
$P_0(v_n)$	*theoretische Leistung bei Geschwindigkeit* v_n	*W*
v_n	*betrachtete Geschwindigkeit*	*m/s*
σ_0	*unterstellte Standardabweichung*	*m/s*

Abbildung 9 zeigt in Anlehnung an Abbildung 7 die theoretische Leistungskurve einer Windturbine des Herstellers ENERCON nach Leistungsdaten des Herstellers im Vergleich zur weibullgeglätteten Leistungskurve derselben, die mit einer relativen Standardabweichung von 10% des Mittelwerts angepasst wurde. Man kann im Vergleich zur gaußgeglätteten

Leistungskurve in Abbildung 7 erkennen, dass das Leistungsplateau bei maximaler Leistung zwar etwas später beginnt, aber dafür auch länger andauert.

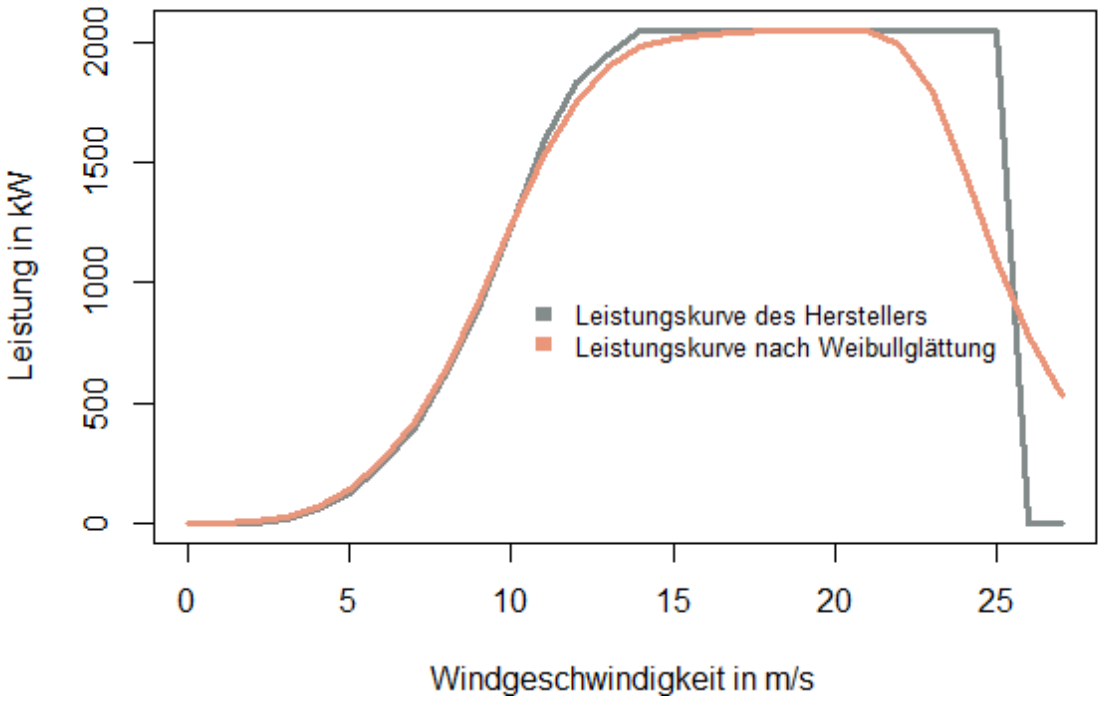


Abbildung 9: Herstellerleistungskurve und weibullgeglättete Leistungskurve im Vergleich (eigene Darstellung nach Daten von ENERCON (2005))

2.4.4. Kombination aus Gauß- und Weibullglättung

Bei dieser Methode werden beide Glättungsmethoden kombiniert, indem zuerst eine Gaußglättung durchgeführt und die resultierenden Leistungswerte auf Basis der Weibullverteilung geglättet wird. Dadurch wird versucht, sowohl räumliche als auch zeitliche Windgeschwindigkeitsschwankungen zu simulieren. Die einzelnen Methoden der Gaußglättung und der Weibullglättung sind in 2.4.2 und 2.4.3 genauer beschrieben.

2.5. Fehlerkorrektur

Die Fehlerkorrektur beschreibt den Vorgang systematische Fehler der grundlegenden Daten beziehungsweise des Simulationsmodells zu erkennen und mithilfe von Korrekturfaktoren auszugleichen. Dabei werden aus den durchschnittlichen Abweichungen der jeweiligen betrachteten Zeiträume, Windrichtungen und Leistungsstufen Korrekturfaktoren abgeleitet, die dann zu den simulierten Werten addiert werden. In dieser Arbeit werden vor allem fünf verschiedene Arten der Fehlerkorrektur in Betracht gezogen. Die monatliche und tageszeitliche Fehlerkorrektur wird in einer Studie von Olauson und Bergkvist (2015) beschrieben, die monatliche Fehlerkorrektur und die tageszeitliche Fehlerkorrektur sind Ableitungen davon. Alle anderen Fehlerkorrekturen bauen auf der Analyse der grundlegenden Daten und der Ergebnisse des Basismodells auf.

2.5.1. Monatliche Fehlerkorrektur

Die monatliche Fehlerkorrektur aggregiert über die gesamte Zeitreihe hinweg alle Leistungen zu 12 Monatssummen und vergleicht diese dann mit den 12 Monatssummen der realen Messungen. Dadurch kann man saisonale Abweichungen des Modells zu den Messwerten erkennen und ausbessern. Das Ergebnis dieser Fehlerkorrektur ist ein Vektor mit 12 negativen oder positiven Korrekturfaktoren, die zum jeweiligen Stundenleistungswert addiert werden.

2.5.2. Tageszeitliche Fehlerkorrektur

Die tageszeitliche Fehlerkorrektur aggregiert über die gesamte Zeitreihe hinweg alle Leistungen zu 24 Stundensummen, vergleicht diese dann mit den 24 Stundensummen der realen Messung, um in weiterer Folge die 24 resultierenden Korrekturfaktoren zu den entsprechenden Leistungswerten zu addieren. Dadurch kann man tageszeitliche Abweichungen des Modells zu den Messwerten erkennen und ausbessern.

2.5.3. Monatliche und tageszeitliche Fehlerkorrektur

Die monatliche und tageszeitliche Fehlerkorrektur aggregiert über die gesamte Zeitreihe hinweg alle Leistungen zu 24 Stundensummen für jedes der 12 Monate und vergleicht diese dann mit den insgesamt 288 Stundensummen der realen Messung. Mithilfe der entstehenden 24x12 Matrix, die in Abbildung 10 als Beispiel für das Basismodell des österreichischen Windparks grafisch dargestellt ist, kann man tageszeitlich und monatlich bedingte Abweichungen des Modells zu den Messwerten erkennen und ausbessern. Die Skala gibt den Korrekturfaktor für die entsprechende Tageszeit im jeweiligen Monat in % an. Ein positiver Korrekturfaktorwert bedeutet, dass der reale Wert zu dieser Tageszeit in diesem Monat durchschnittlich um jenen genannten Prozentwert unterschritten wird.

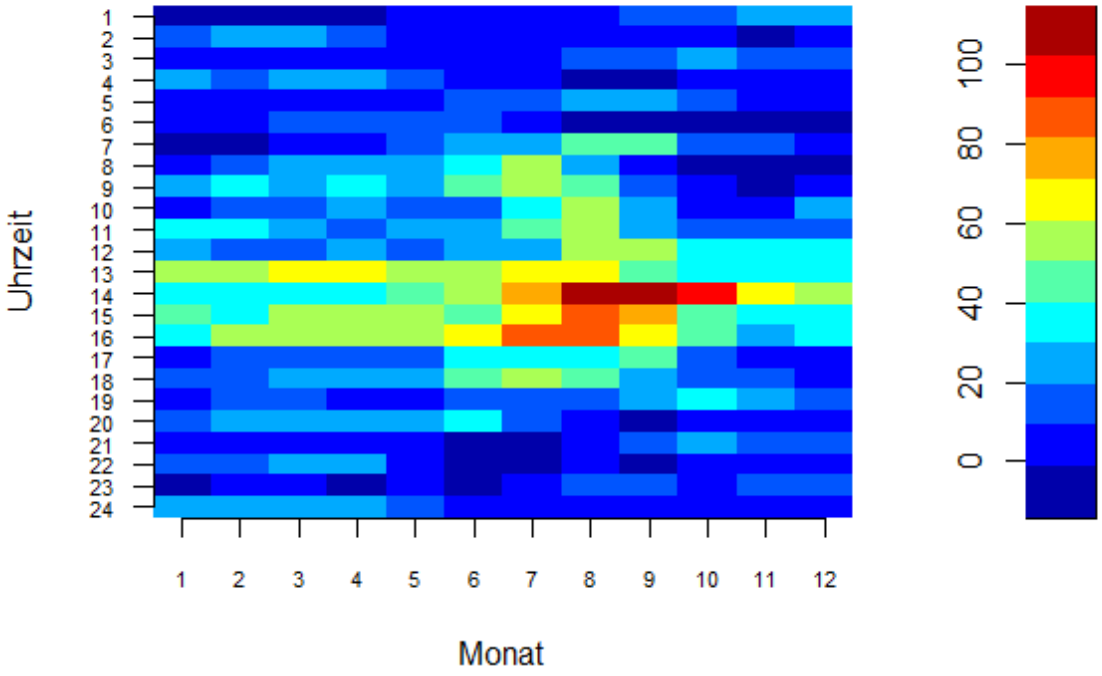


Abbildung 10: Beispiel einer Korrekturfaktormatrix der monatlichen und tageszeitlichen Fehlerkorrektur für das Basismodell Österreich in % (eigene Darstellung)

2.5.4. Windrichtungsfehlerkorrektur

Durch die Datengrundlage ergeben sich vier Windrichtungen, die ohne zusätzliche Informationen unterschieden werden können. Dabei ergibt das Vorzeichen der jeweiligen U(Ost)- und V(Nord)-Windkomponenten, die jeweilige Richtung. Sind zum Beispiel beide Komponenten positiv, ergibt sich daraus eine nordöstliche Windrichtung. Das Vorzeichen der Windkomponenten muss als eigener Vektor abgespeichert werden, da es durch die Vektoraddition zur Berechnung der aus den beiden Windkomponenten resultierenden Windgeschwindigkeitsberechnung in Gleichung (21) in Kapitel 3.2 verloren geht.

Die Windrichtungsfehlerkorrektur aggregiert über die gesamte Zeitreihe des Modells hinweg alle Leistungen zu 4 Windrichtungssummen und vergleicht diese dann mit den 4 Windrichtungssummen der realen Messungen, um windrichtungsbedingte Abweichungen des Modells auszugleichen. Diese windrichtungsbedingten Abweichungen können zum Beispiel durch Überschattungseffekte zwischen den einzelnen Turbinen verursacht werden, die sich je nach dominierender Windrichtung und nach Platzierung der Windturbinen am Standort ändern. Die Windrichtungsfehlerkorrektur kann somit eine vereinfachte Möglichkeit darstellen, richtungsabhängige Überschattungseffekte in der Simulation zu berücksichtigen.

2.5.5. Leistungsstufenfehlerkorrektur

Diese Methode entstand während des Betrachtens von Histogrammen der ersten Simulationsmodelle dieser Masterarbeit und zielt darauf ab, Abweichungen auf Leistungsbasis zu korrigieren.

Die Leistungsstufenfehlerkorrektur aggregiert über die gesamte Zeitreihe des Modells hinweg alle Leistungen zu Summen basierend auf Abschnitten der Leistungskurve und vergleicht diese dann mit den entsprechenden Summen der realen Messungen. Dadurch kann man leistungsstufenbedingte Abweichungen des Modells zu den Messwerten erkennen und vereinfacht ausgleichen.

3. Daten und Methoden

Auf Basis von MERRA-Reanalysedaten wird im Zuge dieser Masterarbeit ein mit Mosshammer (2016) nahezu übereinstimmendes Simulationsmodell der aggregierten Windparkleistung optimiert. Die verwendeten MERRA-Daten umfassen einen mehrjährigen Zeitraum und zwei unterschiedliche Standorte (Neuseeland und Österreich), die nach der Verfügbarkeit realer Leistungsdaten von Windparks ausgewählt wurden. Diese zwei Standorte sind mit dem österreichischen Standort und dem Standort Te Apiti in Mosshammer (2016) identisch. Im Gegensatz zum Modell in Mosshammer (2016) werden die Leistungsdaten sowohl bei der Methodenselektion als auch bei den optimierten Modellen in Österreich auf den nächsten 3,75 kW-Wert und in Neuseeland auf den nächsten 5 kW-Wert gerundet, da die Leistungsdaten augenscheinlich auch bei den realen Messungen gerundet wurden. Ein maßgeblicher Unterschied zwischen den gerundeten und nicht gerundeten Leistungszeitreihen zeigte sich anhand der Ergebnisse jedoch nicht.

3.1. MERRA-Subdatensatz „IAU 2d atmospheric single-level diagnostics“

Die Berechnung der Windgeschwindigkeit stützt sich auf die Parameter „U2M = Eastward wind at 2 m above displacement height“, „V2M = Northward wind at 2 m above displacement height“, „U10M = Eastward wind at 10 m above displacement height “, „V10M = Northward wind at 10 m above displacement height“, „U50M = Eastward wind at 50 m above surface“, „V50M = Northward wind at 50 m above surface“ und „DISPH“ des MERRA-Subdatensatzes (Global Modeling and Assimilation Office (GMAO), 2010). Diese Parameter beschreiben östlich(U) und nördlich gerichtete(V) Windkomponenten in unterschiedlichen Höhenstufen und die Höhe (Displacement Height) an der, dem logarithmischen Windprofil folgend, eine Windgeschwindigkeit von 0 m/s herrscht. Aus den Windkomponenten kann die Windgeschwindigkeit für drei Höhenstufen (2m über Displacement Height, 10m über Displacement Height, 50m über der Geländeoberfläche) mithilfe einer Vektoraddition wie in Gleichung (21) im Kapitel 3.2 berechnet werden.

Es sind zahlreiche aktuelle Studien verfügbar, die eine Validierung der MERRA-Daten zur Verwendung der Leistungssimulation von Windturbinen durchführten. Diese erreichten, wie in Kapitel 1.3 nachzulesen, zum Teil gute Ergebnisse.

Weitere und genauere Begründungen der Verwendung von MERRA-Reanalysedaten für dieses Modell sind unter Mosshammer (2016) zu finden. Vorrangig ist dabei die relativ hohe zeitliche Auflösung, die umfassende räumliche Verfügbarkeit und die freie Zugänglichkeit dieser Daten zu nennen.

3.2. Verwendete Software und Methoden

Als Entwicklungsumgebung für das Validieren der Daten, das Entwerfen und Optimieren des Simulationsmodells wird RStudio genützt. Dabei handelt es sich um eine kostenfreie IDE (Integrated Development Environment) für die Open Source-Programmiersprache R, in der auch jeglicher selbst implementierter R-Code formuliert ist.

Die vorliegende Masterarbeit nützt zusätzlich zum „R Base Package“ folgende R-Softwarepakete:

Das Package „parallel“ wird genützt, um die Downloadanfragen an den MERRA-Server einer in R implementierten Downloadfunktion zum schnelleren und vereinfachten Herunterladen der MERRA-Datensätze auf physische und virtuelle Prozessorkerne des Computers zu verteilen. Auch andere rechenintensive Methoden lassen sich durch das Parallelisieren der Funktionen beschleunigen.

Das Package „NCDF4“ wird genützt, um die einzelnen gewünschten Variablen aus den MERRA-Dateien, die das Format „.nc“ besitzen, auszulesen.

Das Funktionspaket „automap“ wird für die Kriginginterpolation, die sich aus Gründen des begrenzten Umfangs einer Masterarbeit auf die Funktion „autoKrige“ stützt, genützt. Das „stats“ Package enthält sowohl die Funktion „lm“ für die logarithmische Schätzung der Windgeschwindigkeiten auf Nabenhöhe auf Basis der Methode der kleinsten Quadrate als auch die Funktion „loess“ für die nichtlineare Schätzung der Parameter Rauhigkeitslänge und Schubspannungsgeschwindigkeit auf Basis der Methode der kleinsten Quadrate.

Das Package „matlab“ wird für die Farbpalette „jetcolors“ verwendet und „plotly“ zum Erstellen der Contourplots des Ergebnisteils genützt. Das Paket „lubridate“ stellt die Funktion bereit, die zum Aggregieren der Quartalssummen genützt wird.

Alle anderen Interpolations-, Extrapolations- und Glättungsfunktionen außer AutoKrige, LOESS-Interpolation und der Least Squares Methoden wurden im Rahmen der Masterarbeit von Mosshammer (2016) und der vorliegenden Masterarbeit in der Programmiersprache R implementiert.

Die Methoden lassen sich in vier verschiedene Kategorien unterteilen:

1. Horizontale Interpolation
2. Vertikale Extrapolation
3. Anwendung der Leistungskurve/Simulation zeitlicher und räumlicher Windgeschwindigkeitsschwankungen
4. Fehlerkorrektur

Im Zuge der Methodenselektion wurde die Reihenfolge auf die hier gezeigte Abfolge der Methoden fixiert. Das Umstellen der Reihenfolge zeigte in einigen Versuchen keine signifikanten positiven Effekte auf die Ergebnisse. Die Methodenselektion zeigte, dass es bei beiden Standorten sowohl Methoden gab, die die Ergebnisse verschlechtern als auch Methoden, die sie verbessern.

Die nachfolgende Methode wird in jedem Anwendungsfall, unabhängig von den anderen Methoden, zum Addieren der Windkomponenten genützt. In den Fällen von LOESS-Interpolation und Kriging wird diese Methode, um Rechenaufwand einzusparen, vor der horizontalen Interpolation durchgeführt und bei allen anderen Methoden nach der horizontalen Interpolation.

Die Daten zur östlichen und nördlichen Windgeschwindigkeitskomponente der drei Höhenstufen werden mittels des Satzes von Pythagoras zur resultierenden Windgeschwindigkeit wie in Gleichung (21) addiert, da diese orthogonal zueinander stehen und da angenommen wird, dass sich die Ausrichtung der Windturbinen der Windrichtung anpasst (Staffell & Green, 2014).

$$w = \sqrt{\vec{u}^2 + \vec{v}^2} \tag{21}$$

Tabelle 10: Variablen und Einheiten der Windkomponentenaddition

Variable	Bedeutung	Einheit
w	*Resultierende Windgeschwindigkeit*	*m/s*
$\vec{u}$	*Windgeschwindigkeitskomponente in östlicher Richtung*	*m/s*
$\vec{v}$	*Windgeschwindigkeitskomponente in nördlicher Richtung*	*m/s*

Die Berechnung der resultierenden Windgeschwindigkeit, wie in Gleichung (21) dargestellt, ist identisch zu jener im Basismodell verwendeter Methode. Da die Richtungsinformation der Windgeschwindigkeitskomponenten, also das Vorzeichen in der Berechnung verloren geht, muss dieses als zusätzliches Informationsfeld im Datensatz abgespeichert werden, um die Methode Windrichtungsfehlerkorrektur durchführen zu können.

3.3. Standorte, Turbinenmodelle und Leistungsdaten der Windparks

Der österreichische Standort ist mit dem Standort in Mosshammer (2016) identisch. Als Modellierungsstandort in Neuseeland verwendet diese Masterarbeit „Te Apiti“, also auch einen der drei von Mosshammer (2016) genützten Standorte. Für beide Modellstandorte sind zusätzliche Informationen zu den verwendeten Turbinenmodellen, Standorten und Anordnungen in Mosshammer (2016) nachzulesen.

4. Ergebnisse

4.1. Entwicklung des Basismodells

Das Basismodell gleicht weitgehend dem Modell in Mosshammer (2016) mit dem Unterschied, dass die Leistungsdaten für den Standort in Österreich auf den nächsten 3,75 kW-Wert und für den Standort in Neuseeland auf den nächsten 5 kW-Wert gerundet werden, da auch die Leistungsdaten der realen Messungen augenscheinlich gerundet wurden. Eine maßgebliche Änderung der Ergebnisse zeigte sich dabei jedoch nicht.

Das Basismodell nützt die Nächster Nachbar Interpolation als Methode der horizontalen Interpolation und das Power Law Windprofil als Methode der vertikalen Extrapolation. Beim Basismodell wurde die theoretische Leistungskurve des Herstellers angenommen, um aus der Windgeschwindigkeitszeitreihe eine Leistungszeitreihe zu erstellen.

Auf die Simulation räumlicher oder zeitlicher Windgeschwindigkeitsschwankung und auf Fehlerkorrekturverfahren wird im Basismodell verzichtet. Eine genauere Beschreibung der Berechnungsmethoden des Basismodells ist in Mosshammer (2016) zu finden.

4.2. Methodenselektion optimiertes Modell

Da die vorher erwähnten Methoden inklusive deren Parametereinstellungsmöglichkeiten in verschiedenen Kombinationen und Reihenfolgen angewendet werden können, ergeben sich zahlreiche Kombinationsmöglichkeiten, deren Berechnung und Auswertung den Rahmen dieser Masterarbeit sprengen würde. Daher wurde für jeden der beiden Standorte eine Methodenselektion durchgeführt, die die Ergebnisse der jeweiligen Methode mit denen des Basismodells vergleicht. Den folgenden Selektionskriterien entsprechende Methoden werden in das optimierte Modell aufgenommen.

Die optimierte Methode muss entweder die stündliche Korrelation erhöhen, ohne die durchschnittliche absolute Abweichung zu erhöhen oder die modellierte Produktionssumme an die reale Produktionssumme annähern, ohne die stündliche Korrelation zu verringern oder die durchschnittliche absolute Abweichung zu verschlechtern. Dies bedeutet, dass

vorrangig die stündliche Korrelation und die durchschnittliche absolute Abweichung als Selektionskriterien herangezogen werden.

Dieser Ergebnisabschnitt zeigt die Ergebnisse in Bezug auf die Selektionskriterien aller einzelnen Methoden im Vergleich zum Basismodell. Für jede der vier Kategorien werden jeweils die Ergebnisse einer Methode genauer betrachtet und die Ergebnisse aller anderen Methoden können in einer standortspezifischen Tabelle nachgelesen werden.

4.2.1. Österreich

Als Beispiel der Methodenselektion am Standort in Österreich wird jeweils ein Beispiel aus dem Methodenpool der horizontalen Interpolation und der vertikalen Extrapolation ausgewählt, die Ergebnisse im Vergleich zur Methode des Basismodells betrachtet und ein Scatterplot im Vergleich zum Basismodell gezeigt. Abbildung 11 zeigt das Scatterplot des Basismodells, während Abbildung 12 das Scatterplot des Log Wind Profile mit nonlinearer Parameterschätzung zeigt. Im optischen Vergleich von Abbildung 12 mit Abbildung 11 lässt sich ein etwas schlechterer diagonaler Verlauf, also ein deutlicheres Unterschätzen der mittleren Leistungswerte, bei ähnlicher Streuung erkennen. Dies deckt sich auch mit einer höheren Unterschätzung der gesamten Produktionssumme in Tabelle 11.

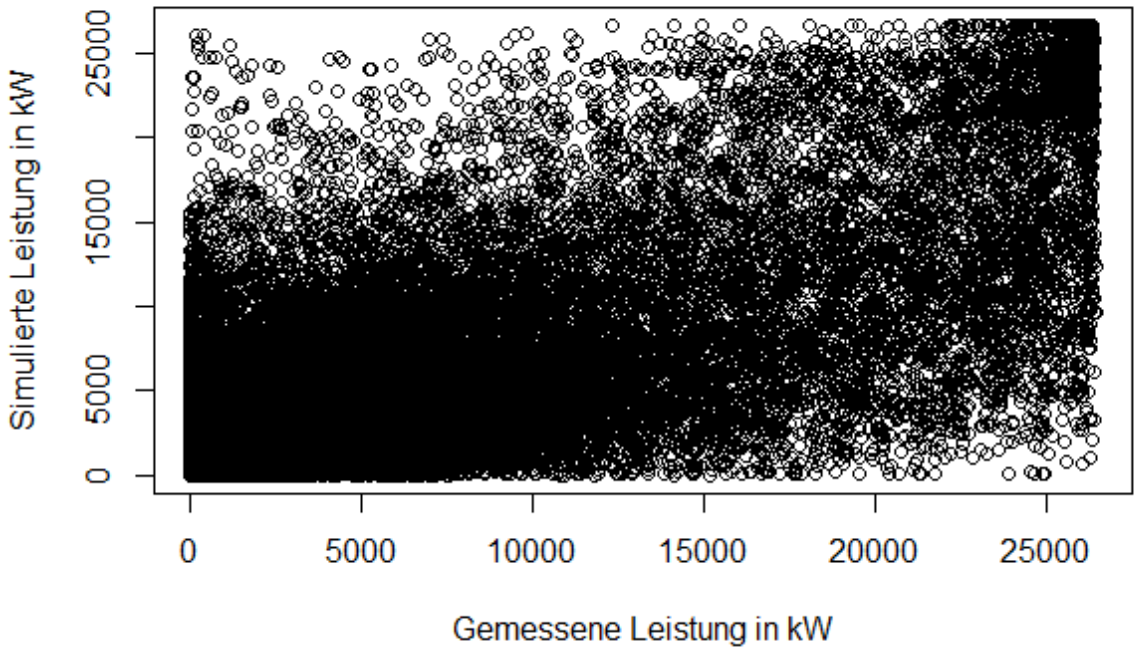


Abbildung 11: Scatterplot Basismodell für den Standort in Österreich (eigene Darstellung)

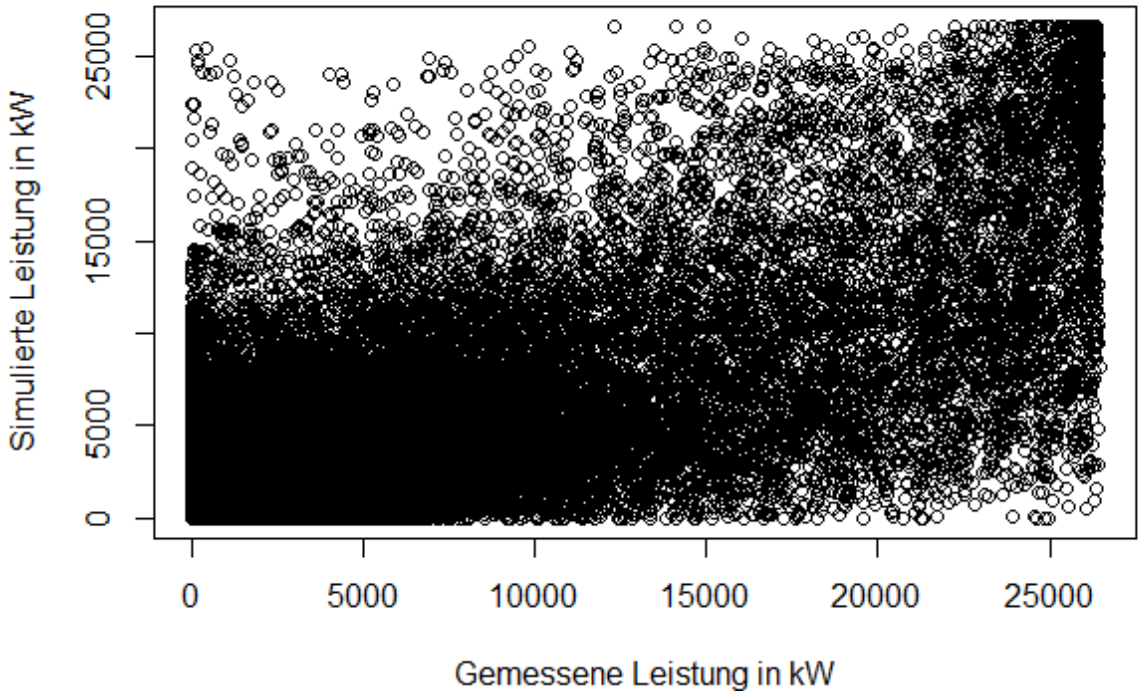


Abbildung 12: Scatterplot Log Wind Profile mit nonlinearer Parameterschätzung für den Standort in Österreich (eigene Darstellung)

Tabelle 11: Ergebnisse Log Wind Profile mit nonlinearer Koeffizientenschätzung auf Basis der quadratischen Abweichung

Basismodell Österreich		Log Wind Profile-nonlineare Koeff.schätzung	Veränderung
Stündliche Korrelation	0,7492	0,7452	-0,0040
MAE (kW)	2981,8	3000,18	18,43
RMSE (kW)	4780,7	4874,04	93,34
Abweichung (GWh)	-31,51	-53,3	21,79

Im österreichischen Beispiel verbessert nur eine Methode aus den Kategorien 1 und 2, die LOESS-Interpolation, das Ergebnis. Abbildung 13 zeigt das Scatterplot der LOESS-Interpolation und im Vergleich zu Abbildung 11 augenscheinlich einen etwas besseren diagonalen Verlauf der simulierten Werte als bei den realen Messungen, der sich auch in der geringfügig verbesserten stündlichen Korrelation und der geringeren durchschnittlichen Abweichung zeigt, jedoch ist auch eine etwas höhere Streuung der Werte zu erkennen.

Eine Verbesserung in den Kategorien 1 und 2 ist vorrangig wünschenswert, da dadurch der grundlegende Informationsgehalt für die folgenden Methodenschritte verbessert wird und diese Methoden nur in geringem Maße an eine Anpassung an die realen Leistungsdaten angewiesen sind. Es wäre zusätzlich wünschenswert eine Übereinstimmung der Ergebnisse bei beiden Standorten zu erreichen, um sowohl für Kategorie 1 als auch für Kategorie 2 eine für beide Standorte optimale Methode zu finden. Dies wäre ein entscheidender Schritt in Richtung eines global nutzbaren Modells.

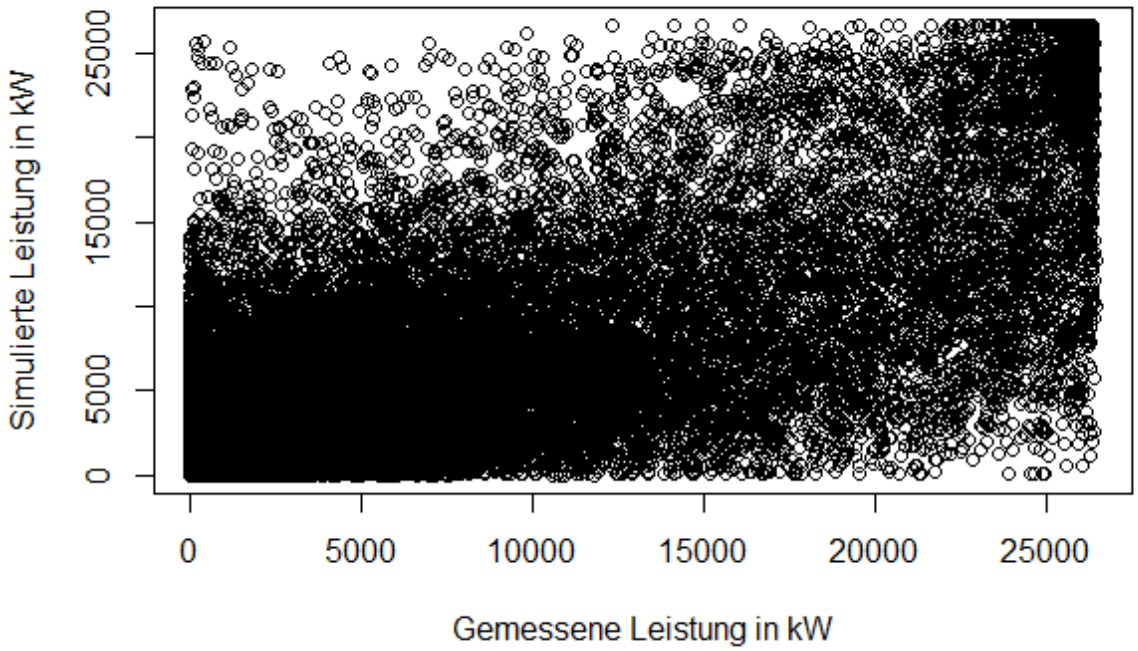


Abbildung 13: Scatterplot LOESS-Interpolation für den Standort in Österreich (eigene Darstellung)

Tabelle 12: Ergebnisse LOESS-Interpolation für den Standort in Österreich

Basismodell Österreich		LOESS-Interpolation	Veränderung
Stündliche Korrelation	0,7492	0,7498	0,0006
MAE (kW)	2981,8	2973,29	-8,46
RMSE (kW)	4780,7	4786,62	5,92
Abweichung (GWh)	-31,51	-37,45	5,94

Es gilt hervorzuheben, dass während der Methodenselektion für den Standort in Österreich vor allem Methoden der Kategorie 3 und 4, wie zum Beispiel Gaußweibullglättung und monatliche Fehlerkorrektur, positive Ergebnisse zeigten. Die Anwendung dieser Methoden ist jedoch in dieser Masterarbeit an die Verfügbarkeit von realen Messdaten gebunden, um eine optimale Anpassung der Methodenparameter durchführen zu können.

Tabelle 13: Ergebnisse Methodenselektion für den Standort in Österreich

Methode	Pearson Korrelationskoeffizient (Stunde)	MAE (kW)	RMSE (kW)	Abweichung Produktionssumme (GWh)
Basismodell	0,7492	2981,75	4780,70	-31,51
1. Horizontale Interpolation				
Bilineare Interpolation Mittelpunkt	0,7159	3200,39	5086,19	-50,20
Bilineare Interpolation Turbinen	0,7158	3201,09	5088,70	-48,47
Bikubische Interpolation	0,7215	3179,18	5039,02	-49,96
Inverse Distanzgewichtung	0,7148	3208,15	5094,80	-50,49
Loess Interpolation	0,7498	2973,29	4786,62	-37,45
Kriging	0,7287	3129,14	4971,88	-46,60
2. Vertikale Extrapolation				
Log Wind Profile	0,7456	3028,33	4821,19	-21,65
Log Wind Profile ohne friction velocity	0,7437	3024,84	4951,34	-64,87
Log Wind Profile Least Squares Fit	0,7452	3000,18	4874,05	-53,30
Log Wind Profile- nonlineare Parameterschätzung	0,7452	3000,18	4874,04	-53,30
3. Anwendung der Leistungskurve				
Gaußglättung 1	0,7492	2981,79	4780,35	-31,45
Gaußglättung 2	0,7492	2981,55	4779,95	-31,38
Weibullglättung 1	0,7492	2981,82	4779,83	-31,37
Weibullglättung 2	0,7493	2981,89	4779,02	-31,33
Gauß- u. Weibullglättung 1	0,7493	2981,89	4779,14	-31,27
Gauß- u. Weibullglättung 2	0,7493	2981,73	4771,57	-29,92
4. Fehlerkorrektur				
Monatliche Fehlerkorrektur	0,7499	2981,43	4772,91	-28,42
Tageszeitliche Fehlerkorrektur	0,7493	2981,44	4780,27	-30,77
Monatliche und tageszeitliche Fehlerkorrektur	0,7495	2981,41	4779,07	-29,53
Windrichtungsfehlerkorrektur	0,7492	2981,63	4780,42	-30,77
Leistungsstufenfehlerkorrektur	0,7492	2981,78	4778,56	-31,22

4.2.2. Neuseeland

In Anlehnung an das Beispiel der Methodenselektion am Standort in Österreich wird jeweils für den Standort Neuseeland ein Beispiel aus dem Methodenpool der Anwendung der Leistungskurve und der Fehlerkorrektur gezeigt, die Ergebnisse im Vergleich zur Methode des Basismodells betrachtet und ein Scatterplot im Vergleich zum Basismodell gezeigt. Abbildung 14 zeigt das Scatterplot des Basismodells, während Abbildung 15 das Scatterplot der Gaußweibullglättung 2 darstellt. Abbildung 15 lässt im Vergleich zu Abbildung 14 einen deutlich besseren diagonalen Verlauf der simulierten Werte im Vergleich zu den realen Messungen, also eine geringere Unterschätzung der Leistungswerte im mittleren Bereich, bei einer gleichzeitigen Reduktion der Werte an den Rändern, erkennen. Diese Verbesserung ist auch an den verbesserten Werten zur stündlichen Korrelation und dem Modellfehler in Tabelle 14 ersichtlich. Die deutliche Verschlechterung der Abweichung der gesamten Produktionssumme lässt sich durch ein, durch die Glättungsfunktion bedingtes Kappen, der hohen Leistungswerte, die am Standort in Neuseeland recht häufig vorkommen, erklären.

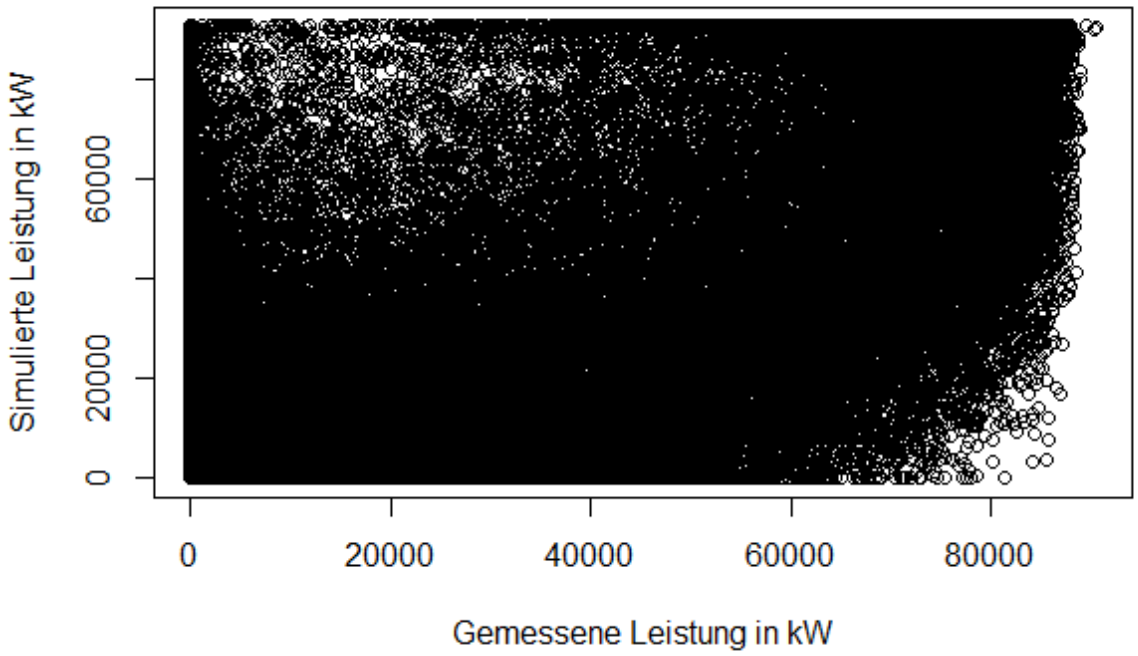


Abbildung 14: Scatterplot Basismodell für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung)

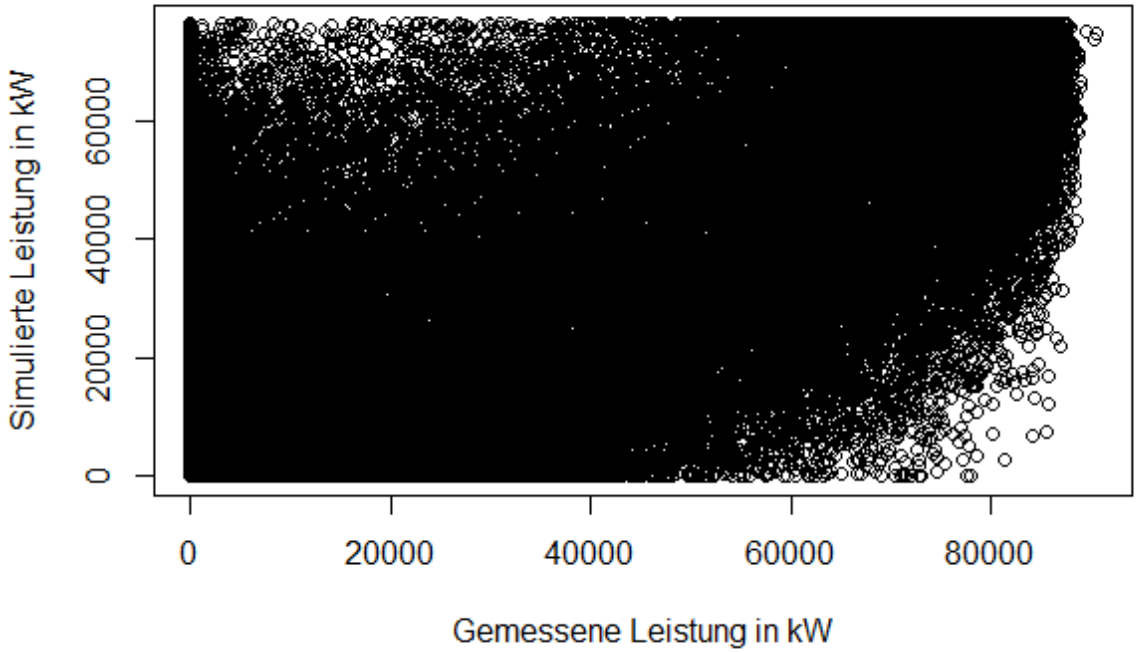


Abbildung 15: Scatterplot Gaußweibullglättung 2 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung)

Tabelle 14: Ergebnisse Gaußweibullglättung 2 für den Standort in Neuseeland

Basismodell Neuseeland		Gaußweibullglättung 2 Neuseeland	Veränderung
Stündliche Korrelation	0,6674	0,6746	0,0072
MAE (kW)	18290	16894,85	-1395,19
RMSE (kW)	24854,7	22422,79	-2431,89
Abweichung (GWh)	-65,98	-135,84	69,86

Abbildung 16 zeigt das Scatterplot der Windrichtungsfehlerkorrektur. Im Vergleich zu Abbildung 14 lässt sich in Abbildung 16 optisch ein etwas schlechterer diagonaler Verlauf bei ähnlicher Streuung, einer ähnlichen Anzahl an Werten an den Rändern, erkennen. Dies deckt sich jedoch nicht mit den Ergebnissen der Zielgrößen, die samt und sonders verbessert wurden.

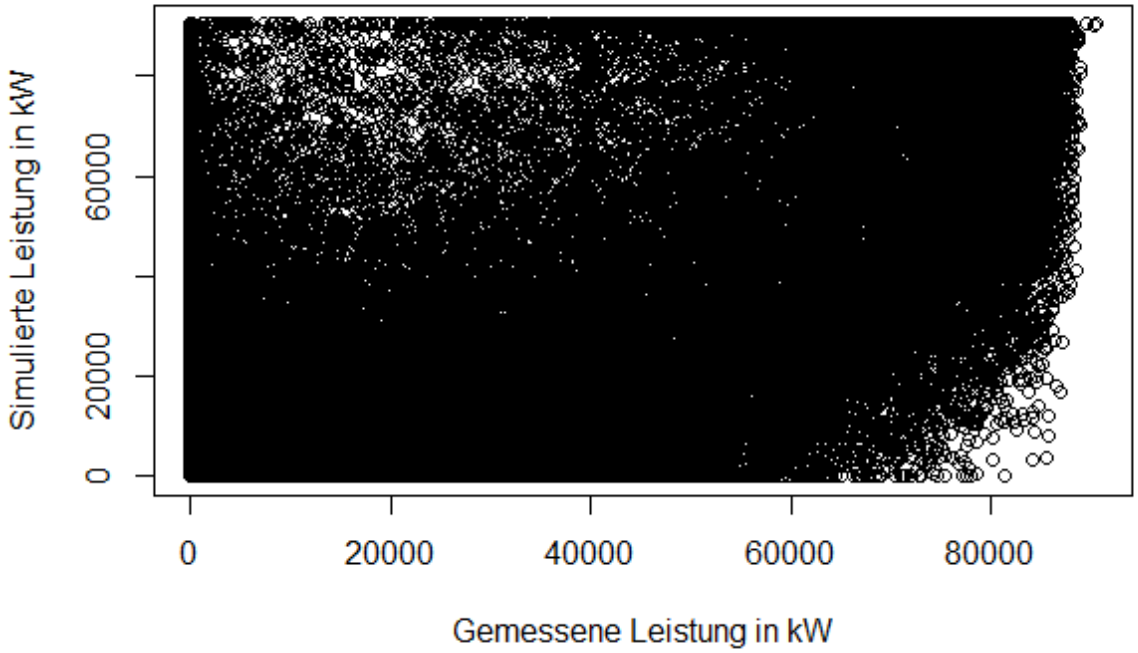


Abbildung 16: Scatterplot Windrichtungsfehlerkorrektur für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung)

Tabelle 15: Ergebnisse Windrichtungsfehlerkorrektur für den Standort in Neuseeland

Basismodell Neuseeland		**Windrichtungsfehlerkorrektur Neuseeland**	**Veränderung**
Stündliche Korrelation	0,6674	0,6675	0,0001
MAE (kW)	18290	18288	-2,04
RMSE (kW)	24854,7	24853,92	-0,76
Abweichung (GWh)	-65,98	-63,7	-2,28

Ähnlich zu den Ergebnissen am österreichischen Standort verbessern nur zwei Methoden aus den Kategorien 1 und 2, die bikubische Interpolation und Kriging, die Zielgrößen der Methodenselektion. Auch für den Standort Neuseeland verbessern nahezu alle Methoden der Kategorie 3 und 4, wie zum Beispiel Gaußweibullglättung und monatliche Fehlerkorrektur, die Ergebnisse. Dies ist einerseits positiv zu bewerten, da man dadurch möglicherweise global nutzbare Methoden ableiten kann. Andererseits sind die Methoden

dieser Kategorien vorerst an die Verfügbarkeit von realen Messdaten gebunden, um eine optimale Anpassung durchzuführen.

Tabelle 16: Ergebnisse Methodenselektion für den Standort in Neuseeland

Methode	Pearson Korrelationskoeffizient (Stunde)	MAE (kW)	RMSE (kW)	Abweichung Produktionssumme (GWh)
Basismodell	0,6674	18290,04	24854,68	-65,98
1. Horizontale Interpolation				
Bilineare Interpolation Mittelpunkt	0,6660	18248,88	24732,61	-178,92
Bikubische Interpolation	0,6801	17874,50	24275,80	-125,22
Inverse Distanzgewichtung	0,6633	18306,00	24808,87	-182,49
Loess Interpolation	0,6608	18484,53	25085,64	-58,25
Kriging	0,6799	17872,23	24282,78	-122,30
2. Vertikale Extrapolation				
Log Wind Profile	0,6653	18287,22	24825,26	-132,54
Log Wind Profile ohne friction velocity	0,6658	18286,92	24832,43	-113,55
Log Wind Profile Least Squares Fit	0,6634	18321,25	24869,68	-144,35
Log Wind Profile - nonlineare Parameterschätzung	0,6634	18321,25	24869,69	-144,35
3. Anwendung der Leistungskurve				
Gaußglättung 1	0,6708	17241,13	22567,53	79,79
Gaußglättung 2	0,6746	16893,83	22436,24	-135,27
Weibullglättung 1	0,6713	17163,11	22492,26	42,11
Weibullglättung 2	0,6745	16901,99	22485,22	-138,53
Gauß- u. Weibullglättung 1	0,6713	17163,30	22470,12	45,52
Gauß- u. Weibullglättung 2	0,6746	16894,85	22422,79	-135,84
4. Fehlerkorrektur				
Monatliche Fehlerkorrektur	0,6721	18104,75	24621,65	-37,17
Tageszeitliche Fehlerkorrektur	0,6677	18289,50	24860,75	-60,97
Monatliche und tageszeitliche Fehlerkorrektur	0,6676	18280,09	24860,78	-59,24
Windrichtungsfehlerkorrektur	0,6675	18288,00	24853,92	-63,70
Leistungsstufenfehlerkorrektur	0,6688	17581,78	23830,35	-52,79

4.3. Optimierte Modelle

4.3.1. Österreich optimiertes Modell 1

Bei dieser Modellversion wurde darauf wertgelegt, die stündliche Korrelation bei zumindest gleichbleibender mittlerer absoluter Abweichung zu erhöhen. Die verwendeten Methoden und die Ergebnisse der Zielgrößen werden für jeden Methodenschritt im Vergleich zum jeweiligen vorangehenden Methodenschritt in Tabelle 17 angeführt. Die Verschlechterung der Zielgrößen MAE, RMSE und Abweichung der Produktionssumme werden für einzelne Methodenschritte, wie zum Beispiel bei Methodenschritt 3 zugunsten der Verbesserung der stündlichen Korrelation in Kauf genommen. Bei Methodenschritt 3 zeigt sich die konträre Entwicklung der Zielgrößen MAE und stündliche Korrelation je nach Intensität der Glättung.

Tabelle 17: Ergebnisse Methodenschritte optimiertes Modell 1 für den Standort in Österreich

1. Horizontale Interpolation: LOESS-Interpolation			**Veränderung**
Pearson Korrelationskoeffizient	**Stunde**	0,7498	0,0006
Modellfehler	**MAE (kWh)**	2973,29	-8,46
	RMSE (kWh)	4786,62	5,91
Produktionssumme	**Abweichung (GWh)**	-37,45	5,94

2. Vertikale Extrapolation: Power Law			**Veränderung**
Pearson Korrelationskoeffizient	**Stunde**	0,7498	0,0000
Modellfehler	**MAE (kWh)**	2973,29	0,00
	RMSE (kWh)	4786,62	0,00
Produktionssumme	**Abweichung (GWh)**	-37,45	0,00

3. Anwendung der Leistungskurve: Gaußweibullglättung 2			**Veränderung**
Pearson Korrelationskoeffizient	**Stunde**	0,7508	0,0011
Modellfehler	**MAE (kWh)**	2975,70	2,40
	RMSE (kWh)	4762,39	-24,23
Produktionssumme	**Abweichung (GWh)**	-34,88	-2,57

4. Fehlerkorrektur: monatliche Fehlerkorrektur			Veränderung
Pearson Korrelationskoeffizient	Stunde	0,7524	0,0015
Modellfehler	MAE (kWh)	2975,47	-0,22
	RMSE (kWh)	4742,13	-20,25
Produktionssumme	Abweichung (GWh)	-27,20	-7,68

Die Optimierung wirkte sich auch auf die Korrelationen größerer Zeiträume und in diesem Fall vor allem auf den Pearson Korrelationskoeffizienten der aggregierten Monatsleistungen aus und erhöhte diesen zum Beispiel um 0,0089. Auch die Korrelation der Tagesleistung und der Monatsleistung zu den realen Leistungen konnte im Vergleich zum Basismodell deutlich erhöht werden. Interessanterweise fiel die Verbesserung der stündlichen Korrelation etwas positiver aus, als jene der täglichen Korrelation. Die durchschnittliche absolute Abweichung konnte aber nur um 0,2% und der RMSE um 0,8% verbessert werden. Auch die Abweichung der gesamten Produktionssumme konnte um 13,6% reduziert werden.

Tabelle 18: Ergebnisse optimiertes Modell 1 für den Standort in Österreich

Österreich - optimiertes Modell 1				
Modell		Basismodell	optimiertes Modell 1	Veränderung
Pearson Korrelationskoeffizient	Stunde	0,749	0,752	0,0031
	Tag	0,850	0,853	0,0030
	Monat	0,943	0,952	0,0089
	Quartal	0,963	0,971	0,0080
	Jahr	0,997	0,997	0,0003
Modellfehler	MAE (kW)	2981,75	2975,47	-6,28
	RMSE (kW)	4780,70	4742,13	-38,57
Produktionssumme	Abweichung (GWh)	-31,51	-27,20	-4,30

Abbildung 17 zeigt die Dauer der Leistungswerte je nach Leistungsklasse als Anzahl aufeinanderfolgender Stunden im Vergleich zwischen gemessenen Werten, Simulation durch das Basismodell und Simulation durch das optimierte Modell 1 für den Standort in Österreich. Die erste Reihe zeigt dabei die Ergebnisse der gemessenen Werte, die zweite Reihe die Werte für die Simulation durch das Basismodell und die letzte Reihe die Ergebnisse des optimierten Modells 1. Es lässt sich erkennen, dass vor allem die Werte der zweiten und der höchsten Leistungsklassen der gemessenen Werte vergleichsweise länger andauern als jene Werte der niedrigen und hohen mittleren Leistungsklassen bei gleichzeitig höherer

Streuung. Dieses Phänomen lässt sich in ähnlicher Weise sowohl beim Basismodell als auch beim optimierten Modell 1 beobachten mit der Ausnahme, dass die durchschnittliche Dauer der Werte in der zweiten und der höchsten Leistungsklasse des Basismodells und des optimierten Modells deutlich länger ist als jene der gemessenen Werte und auch eine höhere Streuung aufweist. Eine höhere Streuung ist auch an den Werten der mittleren Leistungsklassen im Vergleich zu den gemessenen Werten zu erkennen. Die Anzahl aufeinanderfolgender Werte der gemessenen Leistung in der zweiten Leistungsklasse beträgt 3016, für das Basismodell beträgt die Anzahl in der zweiten Leistungsklasse 1340 und für das optimierte Modell 1303. In der höchsten Leistungsklasse ist der Unterschied der Anzahl zwischen gemessenen Werten und simulierten Werten mit 765 zu 183 und 179 noch deutlicher. Der Unterschied dieser Anzahl zwischen gemessenen Werten und simulierten Werten ist in den anderen Leistungsklassen deutlich geringer, wodurch die Diskrepanz zwischen Messung und Simulation in der zweiten und der höchsten Leistungsklasse erklärt werden könnte. Worauf das Unterschätzen der Anzahl dieser aufeinanderfolgenden Werte der beiden Simulationsmodelle zurückzuführen ist, konnte vorerst nicht geklärt werden.

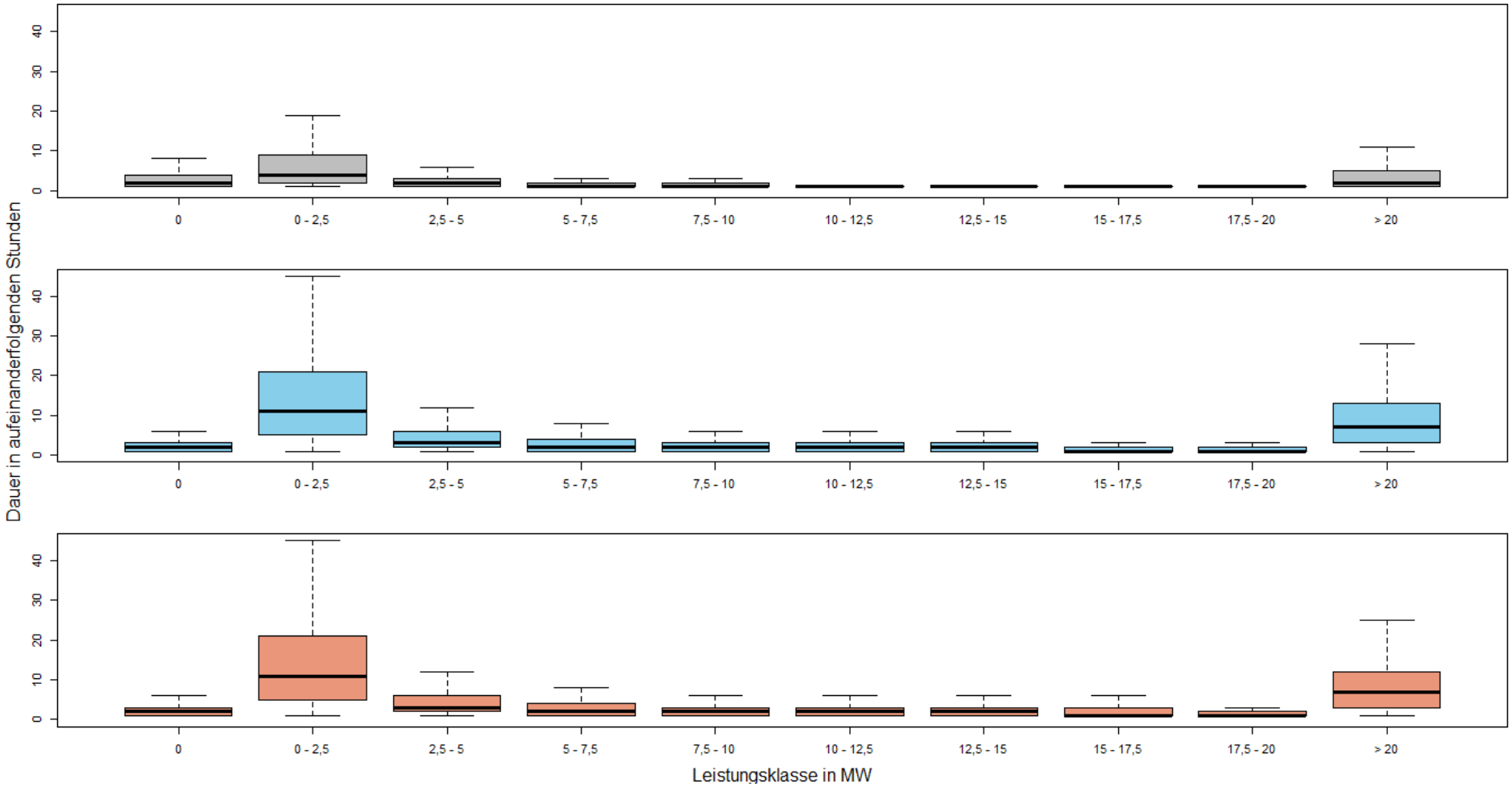


Abbildung 17: Vergleich der Dauer der Werte in der jeweiligen Leistungsstufe in aufeinanderfolgenden Stunden für das optimierte Modell 1 für den Standort in Österreich (eigene Darstellung)

Abbildung 18 zeigt das Contourplot des optimierten Modells 1 für den Standort in Österreich. Die Farbskala stuft hier die Übereinstimmung des optimierten Modells mit den realen Werten in verschiedene Klassen nach der Übereinstimmungsdichte ein (Rot bei hoher Übereinstimmungsdichte und dunkelblau bei niedriger). Im Optimalfall bildet das Contourplot einen diagonalen Verlauf in roter Farbe von links unten nach rechts oben ab. Das Contourplot zeigt einen von 0 MW bis 20 MW immer stärker unterschätzenden Verlauf, der die realen Werten im mittleren Leistungsbereich nicht besonders gut wiedergibt. Im Wertebereich um 0 MW lässt sich zusätzlich auch eine leicht überschätzende Komponente erkennen, wobei diese jedoch nicht so stark ausgeprägt ist wie die unterschätzende. Im Bereich ab 20 MW wird die Übereinstimmung wieder besser um im höchsten Leistungsbereich der realen Werte eine relativ gute Übereinstimmung zu zeigen.

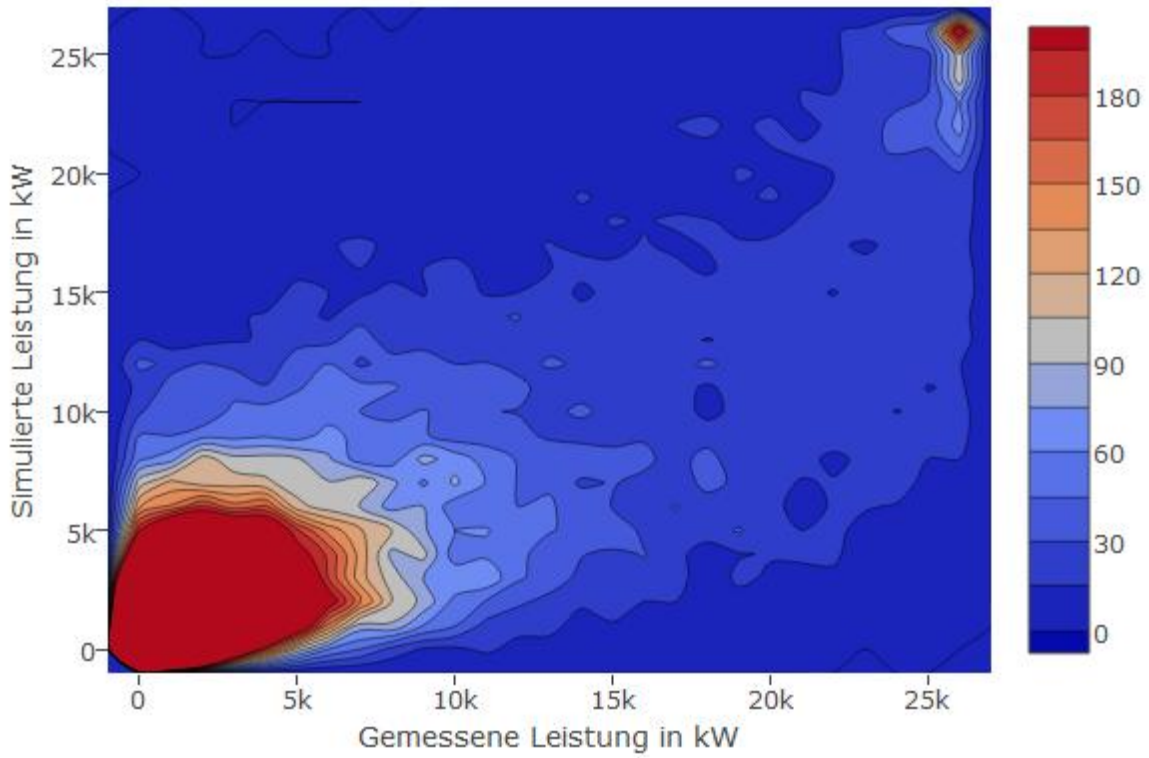


Abbildung 18: Contourplot optimiertes Modell 1 für den Standort in Österreich (eigene Darstellung)

Abbildung 19 zeigt einen Vergleich der Verteilungen der gemessenen Werte und des optimierten Modells 1 für den Standort in Österreich. In der Farbe Rot ist der Überschuss des Modells, also die Bereiche im Leistungsspektrum deren Häufigkeit vom Modell überschätzt wird und die Farbe Blau zeigt die Bereiche, deren Häufigkeit vom Modell unterschätzt wird. Violett zeigt die Übereinstimmung der Verteilung. Man sieht, dass vor allem die Häufigkeit des niedrigen Bereichs um 0 kW und des hohen Bereichs von 15000 kW bis zum höchsten Leistungsabschnitt vom optimierten Modell unterschätzt wird. Ab dem zweiten Leistungsabschnitt bis zum Leistungsabschnitt unter 15000 kW überschätzt das optimierte Modell 1 die Häufigkeiten in geringem Maße. Zusammenfassend betrachtet gibt das optimierte Modell 1 die Häufigkeiten der realen Leistungswerte recht gut wider.

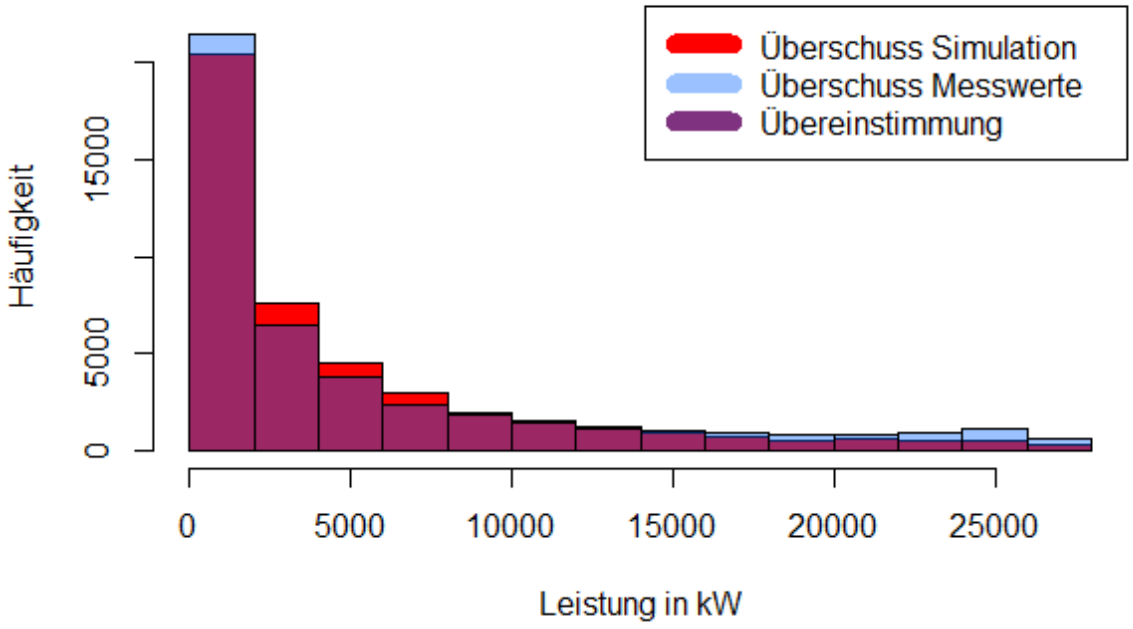


Abbildung 19: Histogrammvergleich zwischen Messwerten und optimiertem Modell 1 für den Standort in Österreich (eigene Darstellung)

4.3.2. Österreich optimiertes Modell 2

Bei dieser Modellversion wurde darauf wertgelegt, die stündliche Korrelation vorrangig zu erhöhen, Verschlechterungen anderer Zielgrößen im Vergleich zum Basismodell werden dabei in Kauf genommen. Die verwendeten Methoden und die Ergebnisse der Zielgrößen werden für jeden Methodenschritt im Vergleich zur vorangehenden Methode in Tabelle 19 gezeigt. Durch die höhere Intensität der Glättung im Vergleich zur ersten Version des optimierten Modells, erhöht sich die mittlere, absolute Abweichung deutlich.

Tabelle 19: Ergebnisse Methodenschritte optimiertes Modell 2 für den Standort in Österreich

1. Horizontale Interpolation: LOESS-Interpolation			**Veränderung**
Pearson Korrelationskoeffizient	**Stunde**	0,7498	0,0006
Modellfehler	**MAE (kWh)**	2973,29	-8,46
	RMSE (kWh)	4786,62	5,91
Produktionssumme	**Abweichung (GWh)**	-37,45	5,94

2. Vertikale Extrapolation: Power Law			**Veränderung**
Pearson Korrelationskoeffizient	**Stunde**	0,7498	0,0000
Modellfehler	**MAE (kWh)**	2973,29	0,00
	RMSE (kWh)	4786,62	0,00
Produktionssumme	**Abweichung (GWh)**	-37,45	0,00

3. Anwendung der Leistungskurve: Gaußweibullglättung 2			**Veränderung**
Pearson Korrelationskoeffizient	**Stunde**	0,7529	0,0031
Modellfehler	**MAE (kWh)**	3016,92	43,63
	RMSE (kWh)	4699,47	-87,15
Produktionssumme	**Abweichung (GWh)**	-26,30	-11,14

4. Fehlerkorrektur: monatliche Fehlerkorrektur			**Veränderung**
Pearson Korrelationskoeffizient	**Stunde**	0,7542	0,0013
Modellfehler	**MAE (kWh)**	3015,59	-1,33
	RMSE (kWh)	4680,09	-19,38
Produktionssumme	**Abweichung (GWh)**	-20,46	-5,85

Die Optimierung des Modells 2 wirkte sich auch auf die Korrelationen größerer Zeiträume und in diesem Fall vor allem auf den Pearson Korrelationskoeffizienten der aggregierten Quartalsleistungen aus und erhöhte diesen zum Beispiel um 0,0095. Auch die Korrelation der Tagesleistungen und der Monatsleistungen zu den realen Leistungen konnte im Vergleich zum Basismodell deutlich erhöht werden. Interessanterweise fiel die Verbesserung der stündlichen Korrelation deutlich positiver aus als jene der täglichen Korrelation. Die durchschnittliche absolute Abweichung konnte in Modell 2 nicht verbessert werden, dafür wurde der RMSE um 2,1% verbessert. Auch die Abweichung der gesamten Produktionssumme konnte deutlich um 35,1% reduziert werden.

Tabelle 20: Ergebnisse optimiertes Modell 2 für den Standort in Österreich

Österreich - optimiertes Modell 2				
Modell		**Basismodell**	**optimiertes Modell 2**	**Veränderung**
Pearson Korrelationskoeffizient	**Stunde**	0,749	0,754	0,0050
	Tag	0,850	0,854	0,0042
	Monat	0,943	0,950	0,0065
	Quartal	0,963	0,972	0,0087
	Jahr	0,997	0,998	0,0008
Modellfehler	**MAE (kW)**	2981,75	3015,59	33,84
	RMSE (kW)	4780,70	4680,09	-100,62
Produktionssumme	**Abweichung (GWh)**	-31,51	-20,46	-11,05

Abbildung 20 zeigt die Dauer der Leistungswerte je nach Leistungsklasse als Anzahl aufeinanderfolgender Stunden im Vergleich zwischen gemessenen Werten, Simulation durch das Basismodell und Simulation durch das optimierte Modell 2 für den Standort in Österreich. Die erste Reihe zeigt dabei die Ergebnisse der gemessenen Werte, die zweite Reihe die Werte für die Simulation durch das Basismodell und die letzte Reihe die Ergebnisse des optimierten Modells 2. Es zeigt sich hier ein zum optimierten Modell 1 ähnliches Bild. Die Werte der zweiten und der höchsten Leistungsklasse der gemessenen Werte dauern vergleichsweise länger an im Vergleich zu Werten der niedrigen und hohen mittleren Leistungsklassen und haben dabei eine größere Streuung. Die durchschnittliche Dauer der Werte in der zweiten und der höchsten Leistungsklasse des Basismodells und des optimierten Modells sind abermals deutlich länger als jene der gemessenen Werte bei

gleichzeitig höherer Streuung. Auch die Werte der mittleren Leistungsklassen haben im Vergleich zu den gemessenen Werten eine höhere Streuung. Ähnlich zum optimierten Modell 1 ist auch hier die Anzahl aufeinanderfolgender Werte der zweiten Leistungsklasse mit 1158 deutlicher geringer als jene der gemessenen Werte. In der höchsten Leistungsklasse ist der Unterschied der Anzahl zwischen gemessenen Werten mit 765 zu 160 der simulierten Werte des optimierten Modells 2 abermals deutlicher. Die Diskrepanz zwischen Messung und Simulation in den anderen Leistungsklassen ist ähnlich zum optimierten Modell 1 auch bei diesem Modell deutlich geringer.

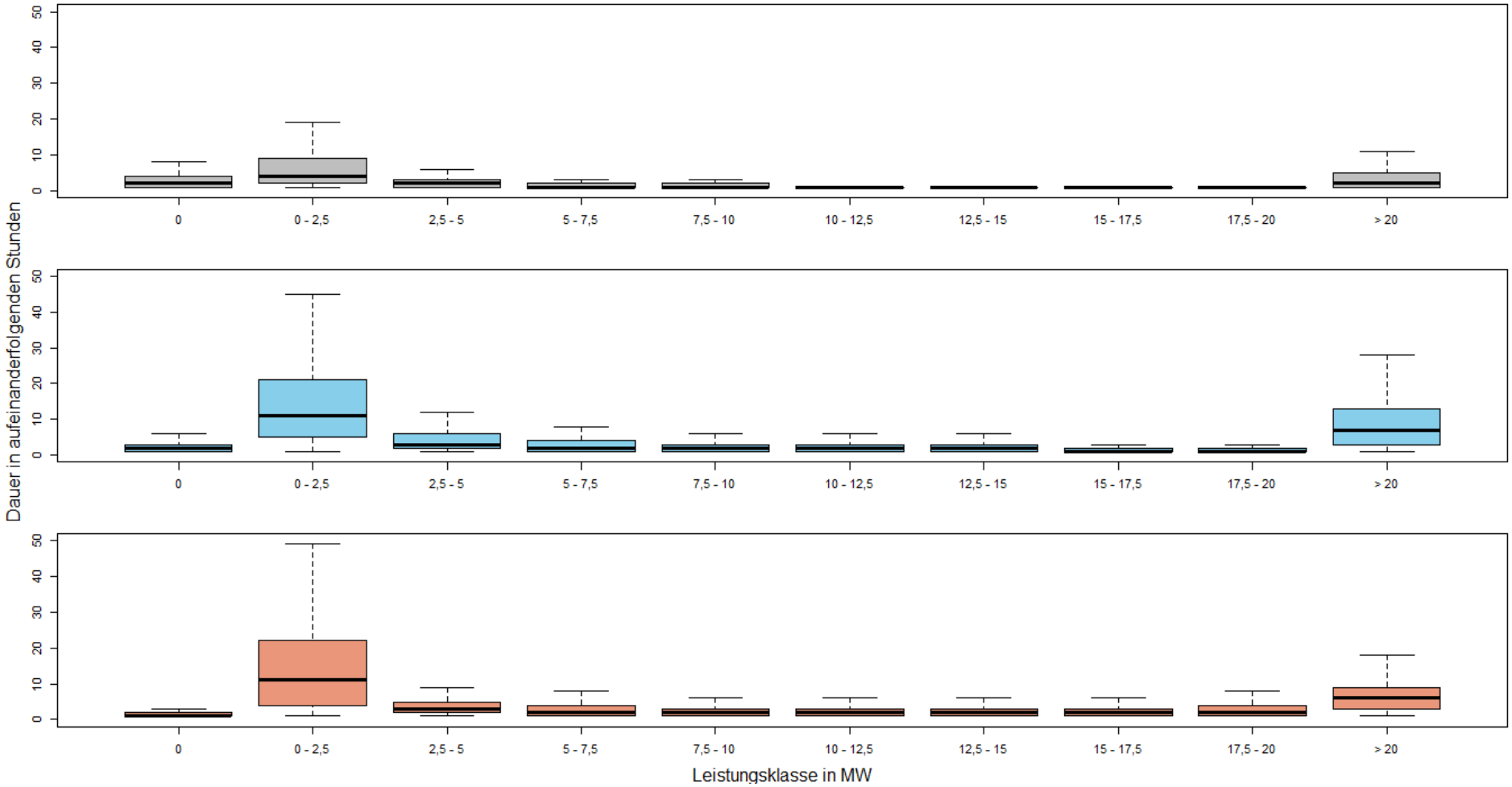


Abbildung 20: Vergleich der Dauer der Werte in der jeweiligen Leistungsstufe in aufeinanderfolgenden Stunden für das optimierte Modell 2 für den Standort in Österreich (eigene Darstellung)

Abbildung 21 zeigt das Contourplot des optimierten Modells 2 für den Standort in Österreich. Man kann im Vergleich zum optimierten Modell 1 von 0 MW bis 20 MW zwar einen immer noch unterschätzenden, aber diagonaleren Verlauf erkennen, der auf eine etwas bessere Übereinstimmung im mittleren Leistungsbereich schließen lässt. Im Wertebereich um 0 MW lässt sich wie auch beim optimierten Modell 1 eine leicht überschätzende Komponente erkennen, die ähnlich stark ausgeprägt ist. Die Übereinstimmung im höchsten Bereich des Leistungsspektrums ist im Vergleich zum optimierten Modell 1 jedoch nicht so gut und deutet auf ein vom Modell verursachtes Unterschätzen der realen Werte hin.

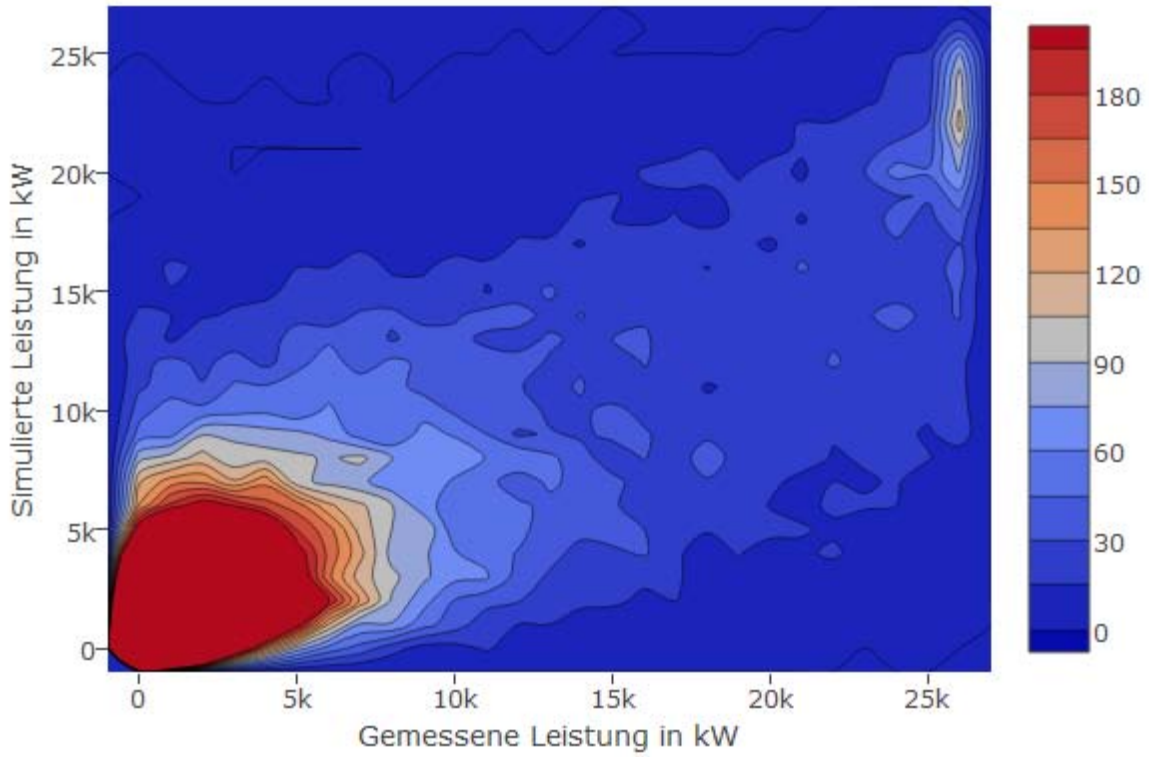


Abbildung 21: Contourplot optimiertes Modell 2 für den Standort in Österreich (eigene Darstellung)

Abbildung 22 zeigt einen Vergleich der Verteilungen der gemessenen Werte und des optimierten Modells 2 für den Standort in Österreich. Ähnlich zum optimierten Modell 1 für den Standort in Österreich werden vor allem die Häufigkeiten des niedrigen Bereichs um 0 kW und des hohen Bereichs von 15000 kW bis zum höchsten Leistungsabschnitt vom optimierten Modell unterschätzt, wobei die Unterschätzung stärker ausgeprägt ist als beim optimierten Modell 1. Ab dem zweiten Leistungsabschnitt bis zum Leistungsabschnitt unter 15000 kW überschätzt das optimierte Modell 2 die Häufigkeiten in etwas stärkeren Maße als das optimierte Modell 1. Das optimierte Modell 2 gibt die Häufigkeiten augenscheinlich nicht so gut wieder wie das optimierte Modell 1.

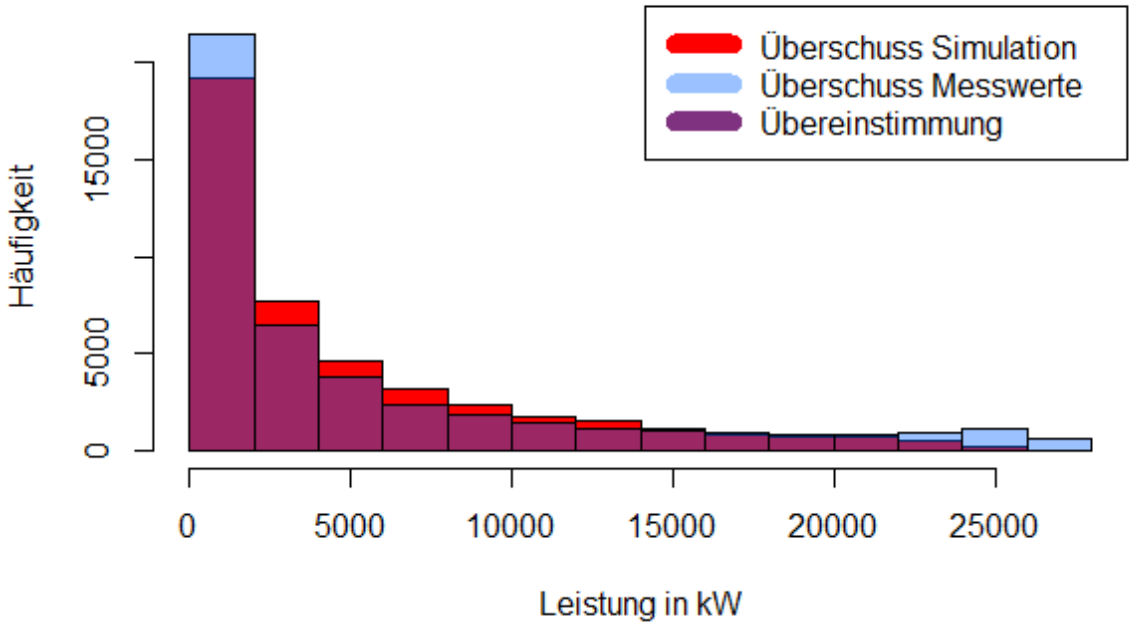


Abbildung 22: Histogrammvergleich zwischen Messwerten und optimiertem Modell 2 für den Standort in Österreich (eigene Darstellung)

4.3.3. Abweichungen nach Leistungsstufen der optimierten Modelle für den Standort in Österreich

Abbildung 23 zeigt die Abweichungen der stündlichen Leistungswerte des Basismodells, des optimierten Modells 1 und des optimierten Modells 2 im Vergleich zu den Messwerten von oben beginnend nach unten. Man kann erkennen, dass der Median der Abweichungen mit steigender Leistungsstufe bis zur zweithöchsten Leistungsstufe geringer wird. Eine Ausnahme bildet das optimierte Modell 2, da hier der Median der Abweichungen bei der höchsten Leistungsstufe auch niedriger ist als jener der zweithöchsten. Die Streuung der Abweichungen wird dabei bei allen Modellen mit der Leistungsstufe höher. Dies könnte darauf zurückgeführt werden, dass einerseits die Wahrscheinlichkeit eines Unterschreitens eines niedrigen Werts geringer ist als das eines hohen Werts und andererseits könnte die geringere Anzahl an niedrigen und hohen Werten ausschlaggebend dafür sein.

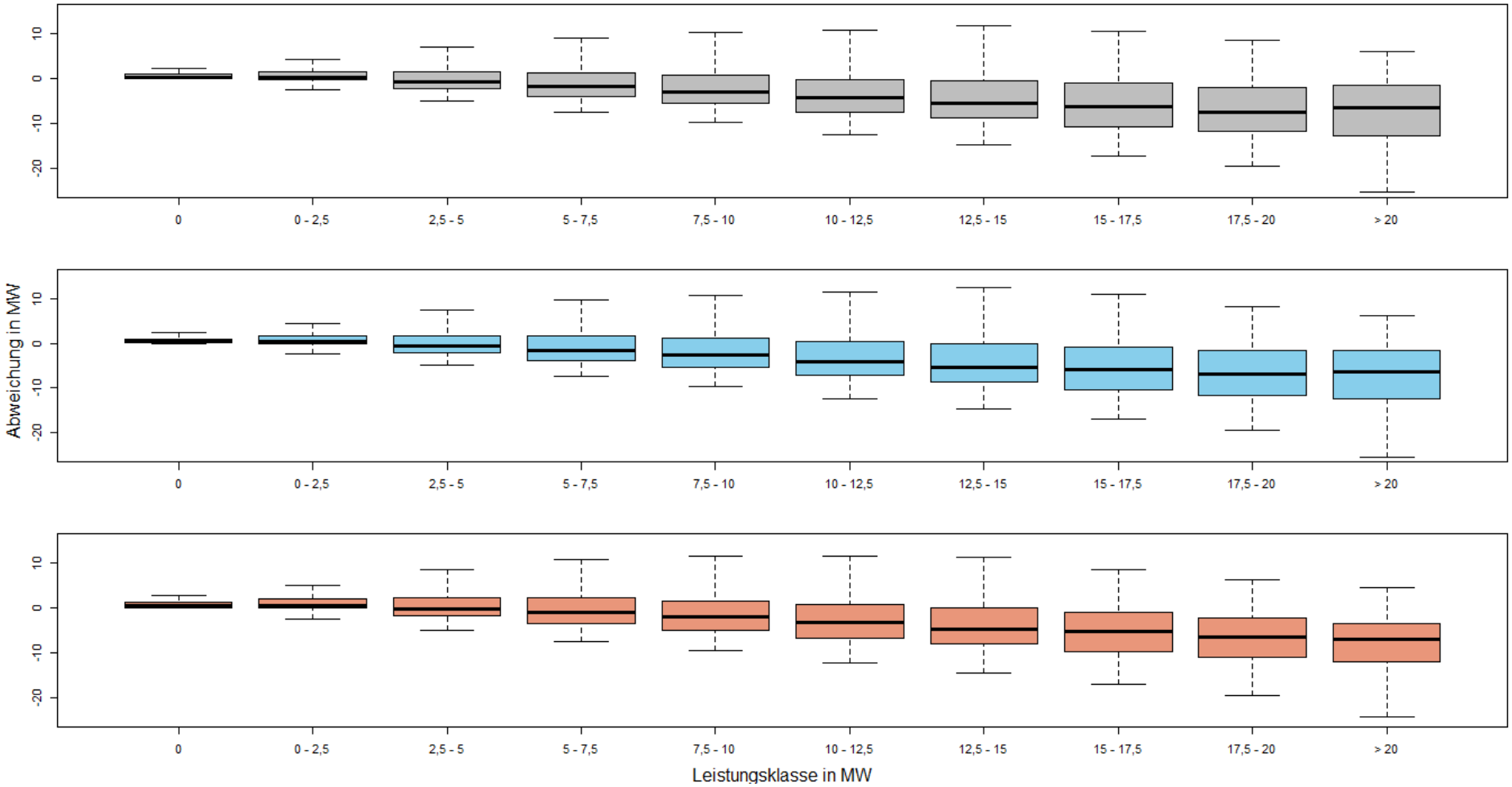


Abbildung 23: Abweichungen der simulierten Leistung von realen Werten nach Leistungsstufe für den Standort in Österreich (eigene Darstellung)

4.3.4. Neuseeland optimiertes Modell 1

Ähnlich zum optimierten Modell 1 für Österreich wurde bei dieser Modellversion darauf wertgelegt, die stündliche Korrelation bei zumindest gleichbleibender mittlerer absoluter Abweichung zu erhöhen. Die verwendeten Methoden und die Ergebnisse der Zielgrößen werden für jeden Methodenschritt im Vergleich zur vorangehenden Methode in Tabelle 21 dargestellt. Die Verschlechterung der Zielgrößen MAE, RMSE und Abweichung der Produktionssumme werden für einzelne Methodenschritte, wie zum Beispiel bei Methodenschritt 3 zugunsten der Verbesserung der stündlichen Korrelation in Kauf genommen. Bei Methodenschritt 3 zeigt sich die konträre Entwicklung der Zielgrößen MAE und stündliche Korrelation je nach Intensität der Glättung.

Tabelle 21: Ergebnisse Methodenschritte optimiertes Modell 1 für den Standort in Neuseeland

1. Horizontale Interpolation: Bikubische Interpolation			Veränderung
Pearson Korrelationskoeffizient	Stunde	0,6801	0,0126
Modellfehler	MAE (kWh)	17874,49	-415,55
	RMSE (kWh)	24275,78	-578,90
Produktionssumme	Abweichung (GWh)	-125,22	59,24

2. Vertikale Extrapolation: Power Law			Veränderung
Pearson Korrelationskoeffizient	Stunde	0,6801	0,0000
Modellfehler	MAE (kWh)	17874,49	0,00
	RMSE (kWh)	24275,78	0,00
Produktionssumme	Abweichung (GWh)	-125,22	0,00

3. Anwendung der Leistungskurve: Gaußweibullglättung 2			Veränderung
Pearson Korrelationskoeffizient	Stunde	0,6892	0,0091
Modellfehler	MAE (kWh)	16617,58	-1256,91
	RMSE (kWh)	22000,30	-2275,48
Produktionssumme	Abweichung (GWh)	-184,92	59,70

4. Fehlerkorrektur: monatliche Fehlerkorrektur	Veränderung

Pearson Korrelationskoeffizient	**Stunde**	0,6927	0,0035
Modellfehler	**MAE (kWh)**	16524,06	-93,52
	RMSE (kWh)	22052,58	52,28
Produktionssumme	**Abweichung (GWh)**	-61,66	-123,26

4. Fehlerkorrektur: Leistungsstufenfehlerkorrektur			**Veränderung**
Pearson Korrelationskoeffizient	**Stunde**	0,6935	0,0008
Modellfehler	**MAE (kWh)**	16474,10	-49,96
	RMSE (kWh)	21586,61	-465,97
Produktionssumme	**Abweichung (GWh)**	-41,11	-20,55

Die Optimierung wirkte sich auch auf die Korrelationen größerer Zeiträume und in diesem Fall vor allem auf den Pearson Korrelationskoeffizienten der aggregierten Quartalsleistungen aus und erhöhte diesen zum Beispiel um 0,0898. Auch die Korrelation der Tagesleistung und der Monatsleistung zu den realen Leistungen konnte im Vergleich zum Basismodell deutlich erhöht werden, bei gleichzeitig um fast 10% reduzierter durchschnittlicher absoluter Abweichung und um 13% reduziertem RMSE. Auch die Abweichung der gesamten Produktionssumme konnte um fast 38% reduziert werden.

Tabelle 22: Ergebnisse optimiertes Modell 1 für den Standort in Neuseeland

Neuseeland optimiertes Modell 1				
Modell		**Basismodell**	**optimiertes Modell 1**	**Veränderung**
Pearson Korrelationskoeffizient	**Stunde**	0,667	0,693	0,0261
	Tag	0,738	0,761	0,0229
	Monat	0,815	0,873	0,0575
	Quartal	0,740	0,830	0,0901
	Jahr	0,992	0,993	0,0006
Modellfehler	**MAE (kW)**	18290,04	16474,10	-1815,94
	RMSE (kW)	24854,68	21586,61	-3268,07
Produktionssumme	**Abweichung (GWh)**	-65,98	-41,11	-24,87

Abbildung 24 zeigt die Dauer der Leistungswerte je nach Leistungsklasse als Anzahl aufeinanderfolgender Stunden im Vergleich zwischen gemessenen Werten, Simulation durch das Basismodell und Simulation durch das optimierte Modell 1 für den Standort in

Neuseeland. Die erste Reihe zeigt dabei die Ergebnisse der gemessenen Werte, die zweite Reihe die Werte für die Simulation durch das Basismodell und die letzte Reihe die Ergebnisse des optimierten Modells 1. Es lässt sich erkennen, dass die Werte der mittleren Leistungsklassen der gemessenen Werte relativ kurz andauern und eine geringere Streuung im Vergleich zu Werten der niedrigen und hohen Leistungsklassen aufweisen. Dieses Phänomen lässt sich sowohl beim Basismodell als auch beim optimierten Modell 1 beobachten mit der Ausnahme, dass die Dauer der Leistungsklasse 0 kW des optimierten Modells deutlich geringer ist als die Dauer der nächsthöheren Leistungsklasse bei gleichzeitiger geringerer Streuung. Auch im Vergleich zum Basismodell ist die Dauer und Streuung der Leistungsklasse 0 MW geringer. Das optimierte Modell 1 weist im Vergleich zum Basismodell in der zweithöchsten Leistungsklasse zwar eine höhere Streuung auf, dafür ist die Streuung der Werte in der höchsten Leistungsklasse geringer. Vergleicht man die Anzahl der aufeinanderfolgenden Werte in der niedrigsten und der höchsten Leistungsklasse zwischen Basismodell und den Messwerten, erkennt man auch für den Standort in Neuseeland, dass die größte Diskrepanz der durchschnittlichen Dauer und der Streuung der Werte mit dem größten Unterschied der Werteanzahl zwischen den Modellen und den Messwerten zusammentrifft. Im Vergleich des optimierten Modells mit den gemessenen Werten hingegen ist der Unterschied zwischen der Werteanzahl in der niedrigsten und der höchsten Leistungsstufe am größten, obwohl die durchschnittliche Dauer und die Streuung im Vergleich zum Basismodell besser wiedergegeben werden. Da der Unterschied der Werteanzahl zwischen gemessenen Werten und optimiertem Modell jedoch sehr hoch ist, 1815 für die gemessenen Werte zu 232 beim optimierten Modell in der 0 kW Leistungsklasse und 1373 zu 125 in der höchsten Leistungsklasse, kann es sich dabei um ein zufälliges, relativ gutes Übereinstimmen der Werte zur durchschnittlichen Ereignisdauer handeln. Die Anzahl aufeinanderfolgender Werte in der niedrigsten und der höchsten Leistungsklasse ist beim Basismodell höher, wodurch der Unterschied zum optimierten Modell erklärt werden könnte.

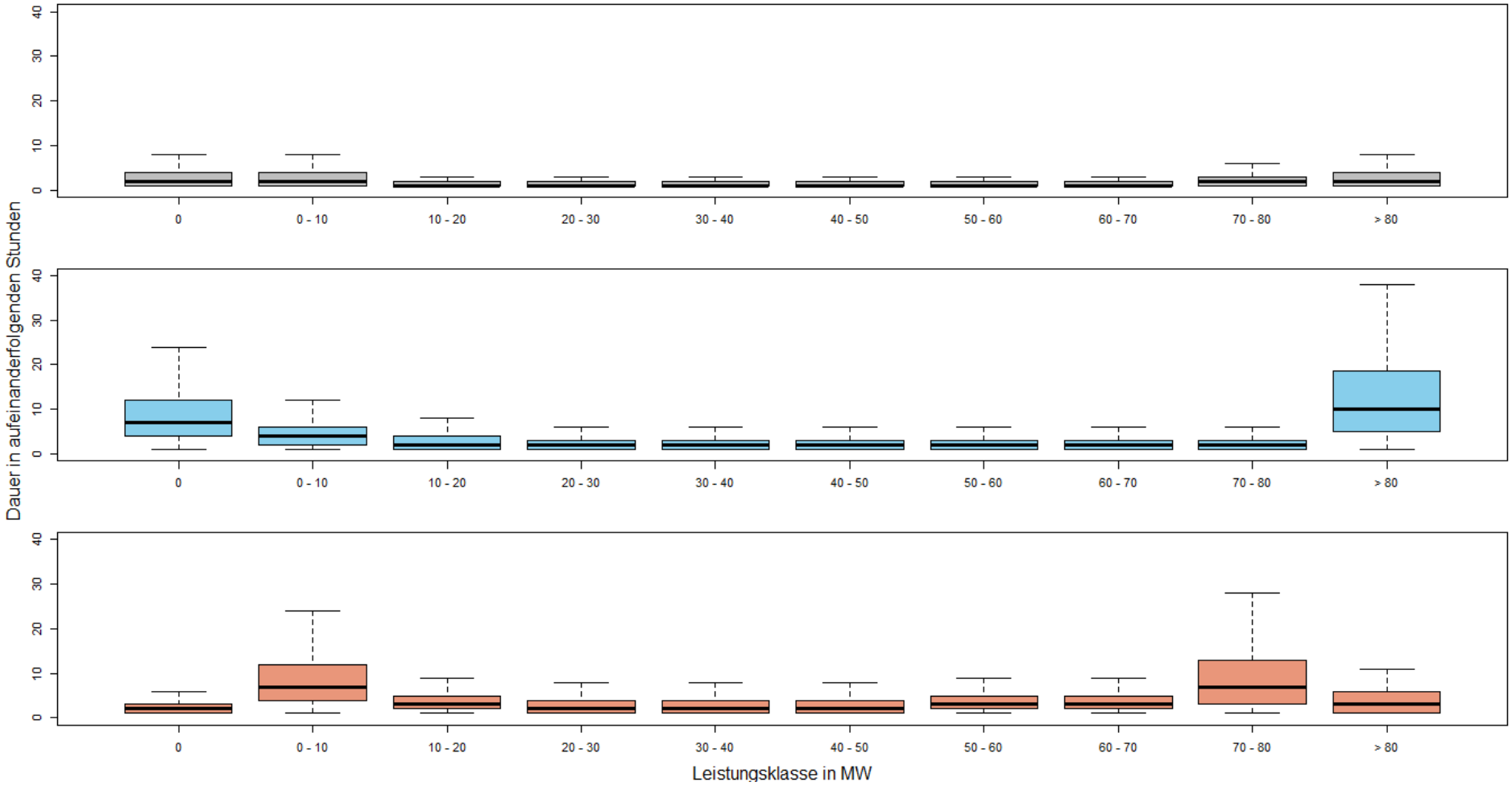


Abbildung 24: Vergleich der Dauer der Werte in der jeweiligen Leistungsstufe in aufeinanderfolgenden Stunden für das optimierte Modell 1 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung)

Abbildung 25 zeigt das Contourplot des optimierten Modells 1 für den Standort in Neuseeland. Das Contourplot zeigt einen recht guten diagonalen Verlauf, der auf eine relativ gute Übereinstimmung des Modells mit den realen Werten im mittleren Leistungsbereich hindeutet. Die Simulation überschätzt hingegen vor allem im niedrigen Leistungsbereich um 0 MW der realen Werte die Leistung und unterschätzt diese im höchsten Leistungsbereich.

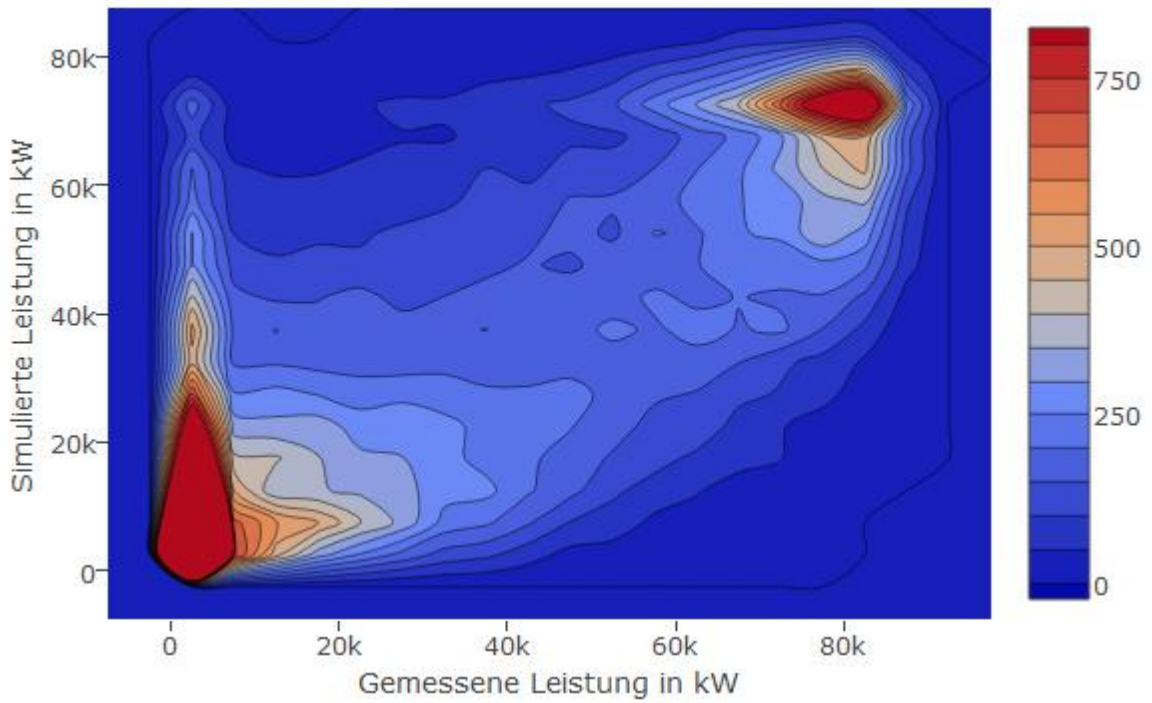


Abbildung 25: Contourplot optimiertes Modell 1 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung)

Abbildung 26 zeigt einen Vergleich der Verteilungen der gemessenen Werte und des optimierten Modells 1. Man sieht, dass vor allem die Häufigkeit des niedrigen Bereichs um 0 kW und des hohen Bereichs um 80000 kW vom optimierten Modell unterschätzt wird. Im mittleren Bereich überschätzt das optimierte Modell 1 die Häufigkeiten nahezu durchgehend in moderatem Maße.

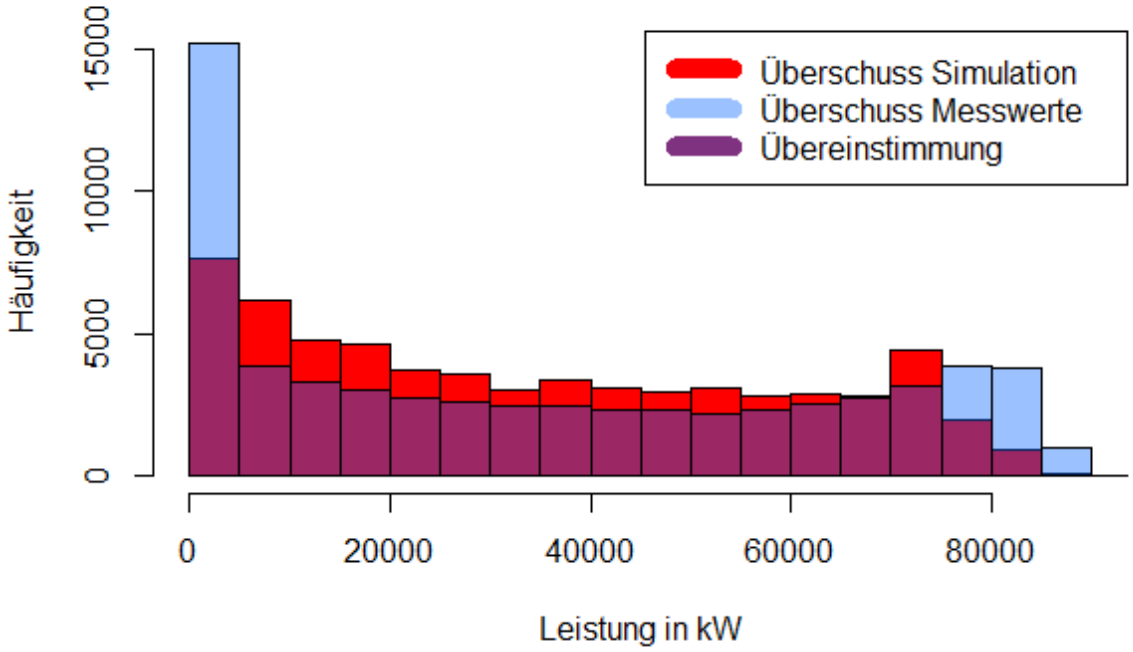


Abbildung 26: Histogrammvergleich zwischen Messwerten und optimiertem Modell 1 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung)

4.3.5. Neuseeland optimiertes Modell 2

Bei dieser Modellversion wurde in Anlehnung an das optimierte Modell 2 Österreich darauf wertgelegt, die stündliche Korrelation vorrangig zu erhöhen. Verschlechterungen anderer Zielgrößen im Vergleich zum Basismodell werden dabei in Kauf genommen. Die verwendeten Methoden und die Ergebnisse der Zielgrößen werden für jeden Methodenschritt im Vergleich zur vorangehenden Methode in Tabelle 23 angeführt. Bei Methodenschritt 3 zeigt sich die konträre Entwicklung der Zielgrößen MAE und stündliche Korrelation je nach Intensität der Glättung. Durch die höhere Intensität der Glättung im Vergleich zur ersten Version des optimierten Modells, erhöht sich die mittlere, absolute Abweichung etwas und die Abweichung der Produktionssumme deutlich.

Tabelle 23: Ergebnisse Methodenschritte optimiertes Modell 2 für den Standort in Neuseeland

1. Horizontale Interpolation: Bikubische Interpolation			Veränderung
Pearson Korrelationskoeffizient	Stunde	0,6801	0,0126
Modellfehler	MAE (kWh)	17874,49	-415,55
	RMSE (kWh)	24275,78	-578,90
Produktionssumme	Abweichung (GWh)	-125,22	59,24

2. Vertikale Extrapolation: Power Law			Veränderung
Pearson Korrelationskoeffizient	Stunde	0,6801	0,0000
Modellfehler	MAE (kWh)	17874,49	0,00
	RMSE (kWh)	24275,78	0,00
Produktionssumme	Abweichung (GWh)	-125,22	0,00

3. Anwendung der Leistungskurve: Gaußweibullglättung 2			Veränderung
Pearson Korrelationskoeffizient	Stunde	0,6900	0,0100
Modellfehler	MAE (kWh)	16897,93	-976,56
	RMSE (kWh)	21782,94	-2492,84
Produktionssumme	Abweichung (GWh)	-243,15	117,92

4. Fehlerkorrektur: monatliche Fehlerkorrektur			Veränderung
Pearson Korrelationskoeffizient	Stunde	0,6938	0,0038
Modellfehler	MAE (kWh)	16490,19	-407,74
	RMSE (kWh)	21605,33	-177,61
Produktionssumme	Abweichung (GWh)	-81,05	-162,10

4. Fehlerkorrektur: Leistungsstufenfehlerkorrektur			Veränderung
Pearson Korrelationskoeffizient	Stunde	0,6939	0,0001
Modellfehler	MAE (kWh)	16490,39	0,20 PP
	RMSE (kWh)	21577,96	-27,37 PP
Produktionssumme	Abweichung (GWh)	-78,35	-2,70 PP

Die Optimierung des Modells 2 wirkte sich vorrangig positiv auf die Korrelationen größerer Zeiträume und in diesem Fall vor allem auf den Pearson Korrelationskoeffizienten der aggregierten Quartalsleistungen aus. Dieser wurde zum Beispiel um 0,0929 erhöht. Auch die Korrelation der Tagesleistung und der Monatsleistung zu den realen Leistungen konnte im

Vergleich zum Basismodell deutlich erhöht werden, bei gleichzeitig um fast 10% reduzierter durchschnittlicher absoluter Abweichung und um 13% reduziertem RMSE. Im Gegensatz zu Modell 1 erhöhte sich bei diesem Modell aber die Abweichung der gesamten Produktionssumme (siehe Tabelle 24).

Tabelle 24: Ergebnisse optimiertes Modell 2 für den Standort in Neuseeland

Neuseeland optimiertes Modell 2				
Modell		**Basismodell**	**optimiertes Modell 2**	**Veränderung**
Pearson Korrelationskoeffizient	**Stunde**	0,667	0,694	0,0264
	Tag	0,738	0,761	0,0229
	Monat	0,815	0,875	0,0596
	Quartal	0,740	0,833	0,0929
	Jahr	0,992	0,993	0,0006
Modellfehler	**MAE (kW)**	18290,04	16490,39	-1799,65
	RMSE (kW)	24854,68	21577,96	-3276,72
Produktionssumme	**Abweichung (GWh)**	-65,98	-78,35	12,37

Abbildung 27 zeigt die Dauer der Leistungswerte je nach Leistungsklasse als Anzahl aufeinanderfolgender Stunden im Vergleich zwischen gemessenen Werten, Simulation durch das Basismodell und Simulation durch das optimierte Modell 1 für den Standort in Neuseeland. Die Ergebnisse sind in zuvor genannter Reihenfolge von oben beginnend nach unten dargestellt. Die Werte der mittleren Leistungsklassen der gemessenen Werte dauern relativ kurz an und weisen eine geringere Streuung im Vergleich zu Werten der niedrigen und hohen Leistungsklassen auf. Ähnlich zum optimierten Modell 1 zeigt sich dieses Ergebnis sowohl beim Basismodell als auch beim optimierten Modell 2 mit der Ausnahme, dass die Dauer der Leistungsklasse 0 kW des optimierten Modells deutlich geringer ist als die Dauer der nächsthöheren Leistungsklasse bei gleichzeitiger geringerer Streuung. Auch im Vergleich zum Basismodell ist die Dauer und Streuung der Leistungsklasse 0 kW geringer. Das optimierte Modell weist im Vergleich zum Basismodell in der zweithöchsten Leistungsklasse zwar eine höhere Streuung auf, dafür ist die Streuung der Werte in der höchsten Leistungsklasse geringer. Im Vergleich der Anzahl der aufeinanderfolgenden Werte der Leistungsklassen und der Diskrepanz der durchschnittlichen Dauer und der Streuung der Werte zeigt sich auch bei diesem Modell ein zum optimierten Modell 1 ähnliches Bild.

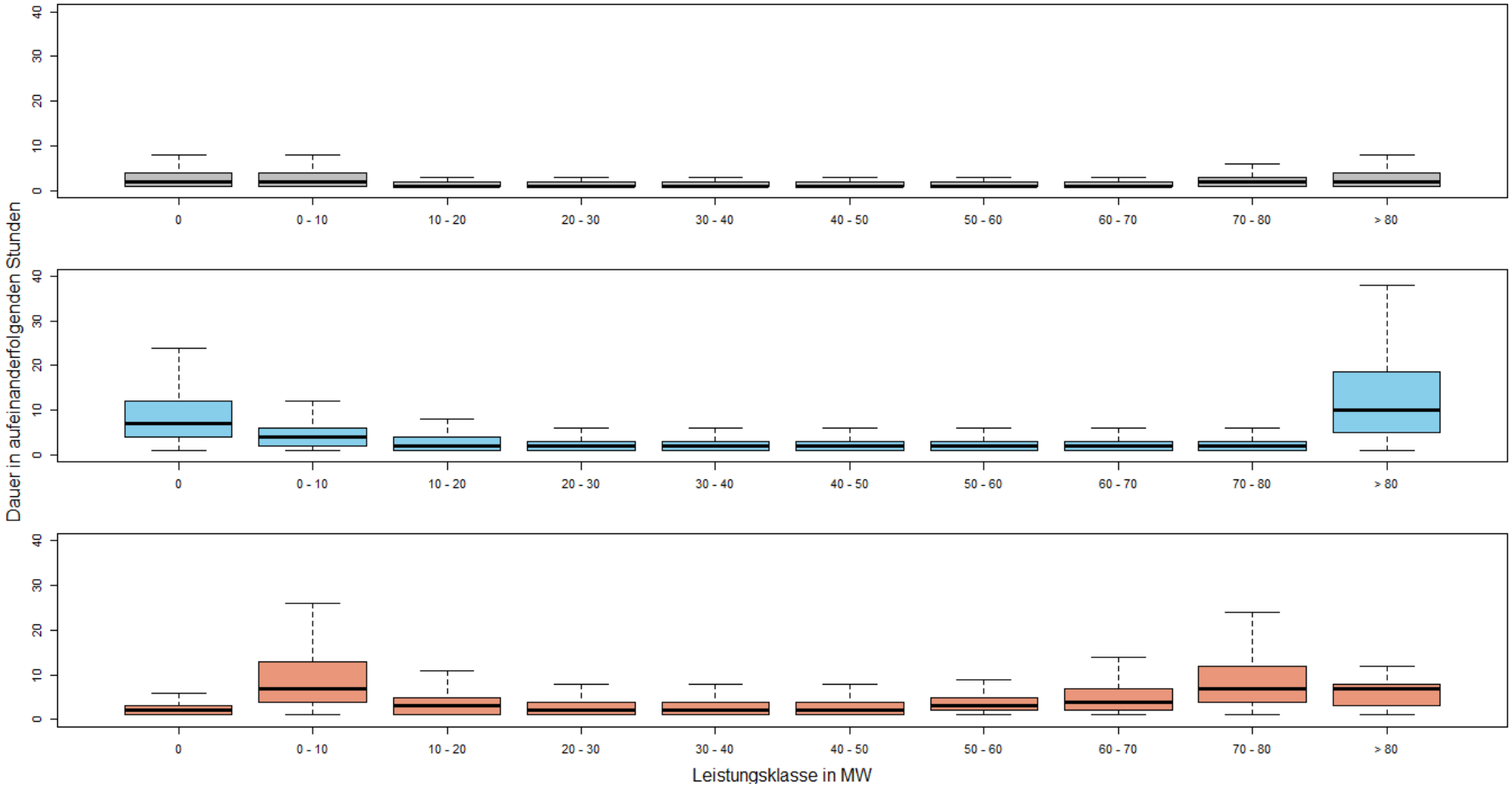


Abbildung 27: Vergleich der Dauer der Werte in der jeweiligen Leistungsstufe in aufeinanderfolgenden Stunden für das optimierte Modell 2 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung)

Abbildung 28 zeigt das Contourplot des optimierten Modells 2 für den Standort in Neuseeland. Es weist einen etwas besseren diagonalen Verlauf im Vergleich zum optimierten Modell 1 auf, der auf eine bessere Übereinstimmung des Modells mit den realen Werten im mittleren Leistungsbereich hindeutet. Ähnlich zum optimierten Modell 1 überschätzt das optimierte Modell 2 hingegen vor allem im niedrigen Leistungsbereich um 0 MW, wogegen das optimierte Modell 2 in diesem Wertebereich aber auch unterschätzt. Im höchsten Leistungsbereich der realen Werte wird die Leistung aber wieder häufig vom optimierten Modell 2 unterschätzt.

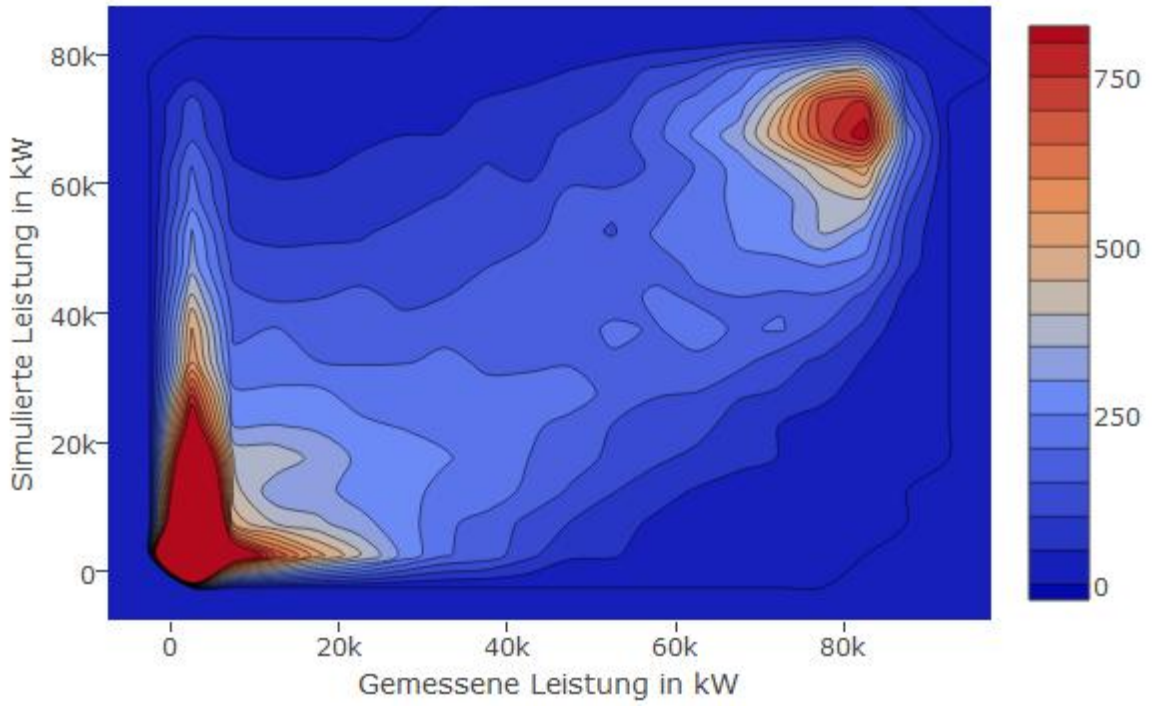


Abbildung 28: Contourplot optimiertes Modell 2 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung)

Abbildung 29 zeigt einen Vergleich der Verteilungen der gemessenen Werte und des optimierten Modells 2. Man sieht, dass vor allem die Häufigkeit des niedrigen Bereichs um 0 kW und des hohen Bereichs um 80000 kW vom optimierten Modell unterschätzt wird. Im Vergleich zum optimierten Modell 1 wird die Häufigkeit des niedrigsten Leistungsbereichs aber weniger und die Häufigkeit der drei höchsten Leistungsbereiche stärker unterschätzt. Ähnlich zum optimierten Modell 1 überschätzt das optimierte Modell 2 im mittleren Bereich

die Häufigkeiten nahezu durchgehend in moderatem Maße, aber mit geringeren Schwankungen.

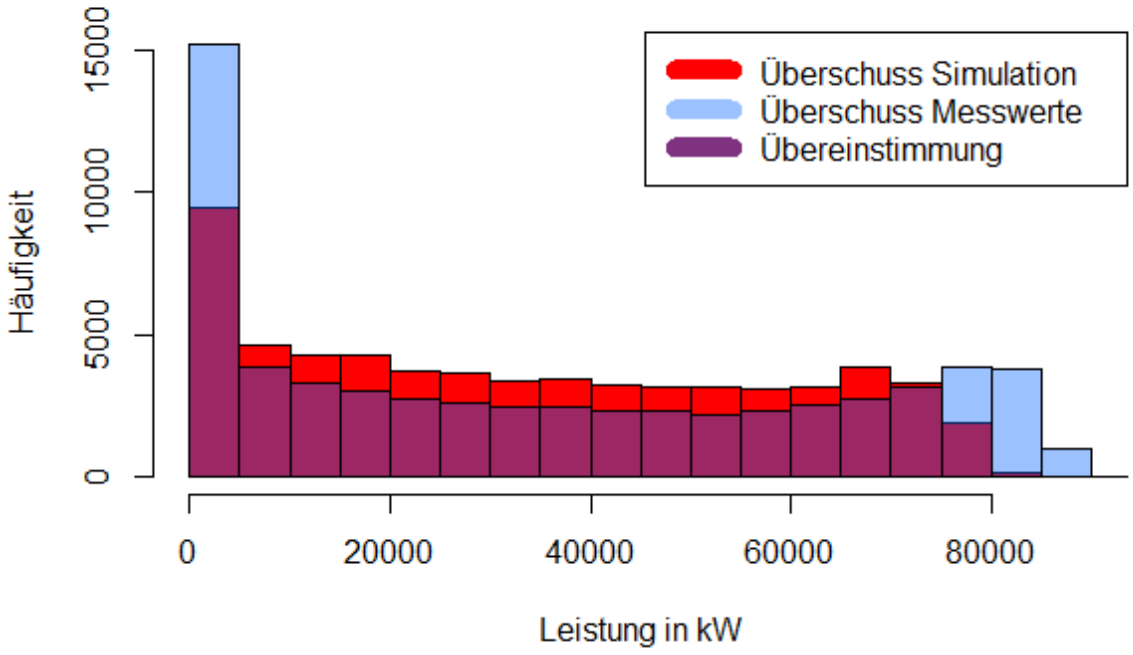


Abbildung 29: Histogrammvergleich zwischen Messwerten und optimiertem Modell 2 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung)

4.3.6. Abweichungen nach Leistungsstufen der optimierten Modelle für den Standort in Neuseeland

Abbildung 30 zeigt die Abweichungen der stündlichen Leistungswerte des Basismodells, des optimierten Modells 1 und des optimierten Modells 2 von oben beginnend nach unten. Der Median der Abweichungen steigt beim Basismodell von der ersten zur zweiten Leistungsstufe an, um danach die nächsten vier Leistungsstufen abzusinken und dann wieder anzusteigen. Dabei scheint die Streuung der Abweichungen von der niedrigsten Leistungsstufe anzusteigen, in den mittleren Leistungsstufen am höchsten zu sein und sich zur höchsten Leistungsstufe wieder zu verringern. Dies könnte darauf zurückgeführt werden, dass einerseits die Wahrscheinlichkeit eines Unterschreitens eines niedrigen Werts geringer ist als das eines hohen Werts und andererseits könnte die geringere Anzahl an niedrigen und

hohen Werten ausschlaggebend dafür sein. Bei beiden optimierten Modellen bewegen sich sowohl Median als auch Streuung der Abweichung ungefähr in denselben Bereichen, wobei sich der Median von der ersten auf die zweite Leistungsstufe erhöht, um dann bis zur höchsten Leistungsstufe abzusinken. Die Streuung hingegen erhöht sich zu den mittleren Werten hin immer mehr, um sich dann bei den höheren Werten zu reduzieren.

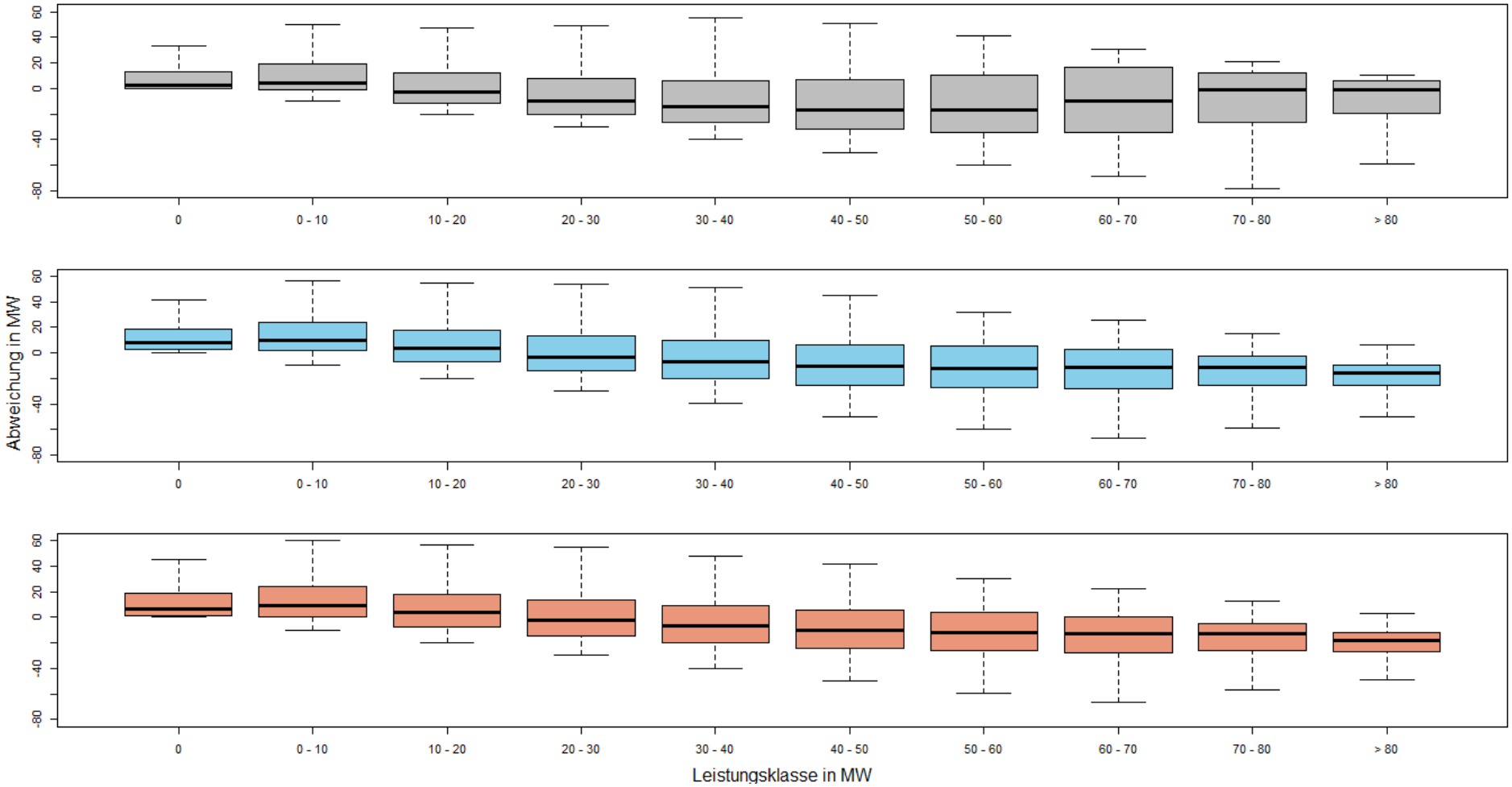


Abbildung 30: Abweichung der simulierten Leistung von realen Werten nach Leistungsstufe für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung)

5. Diskussion

Die Ergebnisse zeigen, dass sich das Simulationsmodells auf Basis der Korrelation und der durchschnittlichen absoluten Abweichung an die realen Messungen durch die Verwendung anderer oder zusätzlicher Methoden annähern lässt. Anhand der Ergebnisse der Gauß- und Weibullglättung lässt sich besonders gut erkennen, dass sich beide Zielgrößen je nach Methode manchmal gegensätzlich verhalten. Beispielsweise erhöhen die Methoden der Gauß- und Weibullglättung zwar je nach Intensität die stündliche Korrelation und verringern den RMSE, erhöhen dabei aber vor allem im österreichischen Beispiel die durchschnittliche absolute Abweichung. Im Gegensatz zum Standort in Österreich konnte für den Standort in Neuseeland eine intensivere Glättung durchgeführt werden, ohne dabei die durchschnittliche absolute Abweichung maßgeblich zu erhöhen. Dabei könnte man anhand der Ergebnisse auf einen Zusammenhang der Fläche des Windparks und der Anzahl installierter Turbinen mit der Höhe der Standardabweichung mit der, ohne die durchschnittliche absolute Abweichung maßgeblich zu erhöhen, geglättet werden kann, schließen. Wodurch dieser potenzielle Zusammenhang bedingt ist, konnte im Rahmen dieser Masterarbeit nicht geklärt werden. Daraus kann man schließen, dass diese Methoden zwar die Höhe einzelner Abweichungen im Durchschnitt verringern, aber die Anzahl geringerer Abweichungen erhöhen, was sich auch in Vergleichen der Histogramme mit den realen Daten zeigt. Der Einfluss der Glättungsmethoden auf die Verteilung der Leistungsdaten zeigt sich überwiegend im sehr niedrigen und sehr hohen Leistungsbereich, da durch die Glättung die Einschaltwindgeschwindigkeit leicht abgesenkt wird und die Leistung im hohen Windgeschwindigkeitsbereich zwischen 20 und 25 m/s im Gegensatz zur Leistungskurve des Herstellers abfällt. In der Studie von Cannon et al. (2015) zeigte sich, dass 12 Stunden andauernde niedrige Werte eines Kapazitätsfaktors von unter 2,2% eine durchschnittliche Frequenz von 7 pro Jahr haben, wenn man die Leistungskurve des Herstellers verwendet und eine Frequenz von nur 0,5 pro Jahr bei Verwendung einer geglätteten Leistungskurve.

Man kann also durch den Austausch oder das Hinzufügen von Methoden in diesem Anwendungsfall einzelne Zielgrößen verbessern, jedoch nicht alle Eigenschaften der realen Daten nachbilden, somit ist ein global nutzbares Windparksimulationsmodell ohne zusätzliche lokale Messungen weiterhin nur unter erheblichen Qualitätseinbußen machbar.

Das große Problem des Basismodells, das Unterschätzen der Häufigkeit von Leistungswerten am obersten Ende der Leistungskurve, also Zeiten in denen Windturbinen die Nennleistung abgeben können, konnte auch durch die Optimierung nicht gelöst werden.

Der Rechenaufwand der Simulation erhöht sich im Vergleich zum Basismodell vor allem durch die Methoden der horizontalen Interpolation, da im ersten Modellierungsschritt eine größere Datenmenge verarbeitet werden muss und die vom Basismodell genützte Methode einen relativ geringen Rechenaufwand bedingt. Die Frage, ob der zusätzliche Rechenaufwand lohnenswert ist, kann von Anwendungsfall zu Anwendungsfall unterschiedlich sein und im Rahmen dieser Masterarbeit nicht gänzlich beantwortet werden.

Je nach Verwendungszweck des Simulationsmodells in der Praxis kann es sinnvoll sein auf eine Zielgröße hin zu optimieren, jedoch sollte man auch immer andere Zielgrößen im Auge behalten, um die Aussagekraft des Modells nicht zu verlieren. Zurzeit stellt sich eine über die vorgestellten Anwendungsfälle hinausgehende Verwendung der optimierten Modelle in der Praxis als schwierig heraus, da die Optimierung auf einer Anpassung an die realen Messungen basiert. Einige Methoden wie zum Beispiel Gauß- und Weibullglättung und monatliche Fehlerkorrektur zeigen zwar bei beiden Standorten positive Effekte, benötigen für einen optimalen Effekt aber reale Produktionsdaten, um die Parameter anzupassen. Vor allem bei den Glättungsverfahren gilt es ähnlich zu Nørgaard und Holttinen (2004) einen Zusammenhang zwischen zu unterstellender Standardabweichung und räumlicher Ausdehnung des Windparks und der Windturbinendichte beziehungsweise zeitlicher Auflösung der Windgeschwindigkeitsmesswerte auf Basis empirischer Untersuchungen zu ermitteln. Diese könnte man auf Basis global verteilter realer Messreihen ableiten. Dazu würde jedoch eine umfassende und frei zugängliche Datenbasis benötigt, die in dieser Form zurzeit nicht verfügbar ist.

Die Ergebnisse der Simulationsmodelle sind bei monatlicher Betrachtung als unterstützende Maßnahme zur Standortabschätzung und Wirtschaftlichkeitsrechnung denkbar. Als alleiniges Entscheidungskriterium für Windenergieprojekte ist die Verwendung dieser Simulationsmodelle jedoch nicht zu empfehlen. Bei der stündlichen oder täglichen Betrachtung der aggregierten Leistung stellte sich die Ergebnisqualität als nicht ausreichend heraus, auch wenn die Veränderungen in der Leistungsabgabe einigermaßen gut wiedergegeben werden.

Da die Anzahl der Methoden, deren Parametereinstellungen und die unterschiedlichen Reihenfolgen eine hohe Anzahl an Kombinationsmöglichkeiten zur Folge hat, die im Laufe dieser Masterarbeit aufgrund des hohen Rechenaufwands nicht abgedeckt werden konnten, ergibt sich daraus ein Bereich, den es zu bearbeiten gilt. Nach einer Gewichtung der Zielgrößen für den einzelnen Anwendungsfall, könnte eine automatisierte Optimierung der Methodenauswahl basierend auf verschiedenen Modellgütekriterien durchgeführt werden. Mithilfe einer umfangreicheren Auswahl an realen Vergleichsmessungen könnte dadurch ein weiterer Schritt in Richtung eines global nutzbaren Modells gemacht werden, ohne die Datengrundlage der Reanalysedaten zu verändern. Eine zweite Möglichkeit wäre, die Datengrundlage der Reanalysedaten für den speziellen Anwendungsfall der Leistungssimulation von Windparks je nach Standort anzupassen. Dazu wäre auch eine flächendeckende und zeitlich weitreichende Auswahl an Vergleichszeitreihen nötig, um die Abweichungen für ein bestimmtes Modell je nach Standort zu analysieren und daraus folgend einen Korrekturatlas für Windgeschwindigkeiten aus Reanalysedaten zu erstellen.

6. Zusammenfassung und Fazit

Im Rahmen dieser Masterarbeit wurde ein auf MERRA-Reanalysedaten basierendes Modell zur Leistungssimulation von Windparks, genannt Basismodell, an jeweils einem Standort in Österreich und Neuseeland optimiert. Die Datenbasis des grundlegenden Modells wurde dabei übernommen. Das optimierte Modell wurde mithilfe des Austauschs beziehungsweise des Hinzufügens von Methoden aus den vier Kategorien horizontale Interpolation, vertikale Extrapolation, Anwendung der Leistungskurve und Fehlerkorrektur an die jeweiligen realen Leistungsmessreihen angepasst. Die Anzahl an Methoden, deren Parametereinstellungen und unterschiedlichen Kombinationsmöglichkeiten bedingen eine heuristische Herangehensweise an die Optimierung, um den Rahmen der Masterarbeit nicht zu sprengen. Diese wurde mithilfe eines Ergebnisvergleichs zwischen der jeweiligen potenziellen Methode und der Methode des Basismodells auf Basis der Kriterien stündliche Pearson-Korrelation und durchschnittliche absolute Abweichung durchgeführt.

Die Ergebnisse dieser Masterarbeit zeigen, dass sich das Basismodell auf diese beiden Zielgrößen bezogen, zwar verbessern lässt, sich diese Zielgrößen aber bei manchen

Methoden konträr zueinander verhalten. Alle Eigenschaften der realen Messungen lassen sich aber auch mit den optimierten Modellen nicht widerspiegeln, wodurch sich die optimierten Modelle wie auch das Basismodell allenfalls für anfängliche wirtschaftliche Machbarkeitsüberlegungen auf Monatsbasis eignen. Weiters sind einige der in den optimierten Modellen genutzten Methoden nach dem Erkenntnisstand dieser Masterarbeit auf reale Messreihen angewiesen, um die Ergebnisqualität bestmöglich zu erhöhen. Die aus dieser Masterarbeit gewonnenen Erkenntnisse könnten jedoch eine Basis für verschiedene weitere Modelloptimierungsversuche beziehungsweise Versuche zur Anpassung der Datengrundlage bilden, um eine Möglichkeit zu finden die Leistung von Windparks hinreichend genau zu simulieren.

Literaturverzeichnis

Andresen, G. B., Søndergaard, A. A., & Greiner, M. (2015). Validation of Danish wind time series from a new global renewable energy atlas for energy system analysis. *Energy*, *93*, 1074–1088. http://doi.org/10.1016/j.energy.2015.09.071

Archer, C. L., & Jacobson, M. Z. (2003). Spatial and temporal distributions of U.S. winds and wind power at 80 m derived from measurements: FEASIBILITY OF U.S. WIND POWER. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, *108*(D9), n/a-n/a. http://doi.org/10.1029/2002JD002076

Azad, A. K., Rasul, M. G., Alam, M. M., Uddin, S. M. A., & Mondal, S. K. (2014). Analysis of Wind Energy Conversion System Using Weibull Distribution. *Procedia Engineering*, *90*, 725–732. http://doi.org/10.1016/j.proeng.2014.11.803

Bañuelos-Ruedas, F., Angeles-Camacho, C., & Rios-Marcuello, S. (2010). Analysis and validation of the methodology used in the extrapolation of wind speed data at different heights. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *14*(8), 2383–2391.

Cannon, D. J., Brayshaw, D. J., Methven, J., Coker, P. J., & Lenaghan, D. (2015). Using reanalysis data to quantify extreme wind power generation statistics: A 33 year case study in Great Britain. *Renewable Energy*, *75*, 767–778. http://doi.org/10.1016/j.renene.2014.10.024

Đurišić, Ž., & Mikulović, J. (2012). A model for vertical wind speed data extrapolation for improving wind resource assessment using WAsP. *Renewable Energy*, *41*, 407–411. http://doi.org/10.1016/j.renene.2011.11.016

ENERCON GmbH. (2005, August). TECHNICAL DATA E-70 2000 kW. Verfügbar in: https://www.google.at/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=6&ved=0ahUKEwiOzJb6uYnPAhUGVRQKHZeSACsQFghBMAU&url=http%3A%2F%2Fwww.schneiderpower.com%2Fassets%2Fu%2F9appendixgenercondatasheet.pdf&usg=AFQjCNF546ac1P-u5RidSokdYqxHU89Zbw&cad=rja [abgerufen am 01.10.2016]

ENERDATA INFORMATION SERVICES. (2016). Electricity domestic consumption. Verfügbar in: https://yearbook.enerdata.net/electricity-domestic-consumption-data-by-region.html [abgerufen am 01.10.2016]

Global Modeling and Assimilation Office (GMAO). (2010). tavg1_2d_slv_Nx: MERRA 2D IAU Diagnostic, Single Level Meteorology, Time Average 1-hourly V5.2.0, version 5.2.0. Goddard Space Flight Center Distributed Active Archive Center (GSFC DAAC),Greenbelt, MD, USA. Verfügbar in: http://disc.sci.gsfc.nasa.gov/daac-bin/FTPSubset.pl [abgerufen am 01.10.2016]

Große, M. (s.a.). Windmessung für eine korrekte Energieprognose und zur Überwachung von Windparks - eine Übersicht. Verfügbar in: http://www.wwindea.org/technology/ch02/de/2_2_1.html [abgerufen am 01.10.2016]

International Electrotechnical Commission (IEC). (2012). Grid integration of large-capacity Renewable Energy sources and use of large-capacity Electrical Energy Storage. Verfügbar in: www.iec.ch/whitepaper/pdf/iecWP-gridintegrationlargecapacity-LR-en.pdf [abgerufen am 01.10.2016]

International Energy Agency. (2015a). *Key Trends in CO2-Emissions* (p. 6). Paris, Frankreich. Verfügbar in: https://www.iea.org/publications/freepublications/publication/co2-

emissions-from-fuel-combustion---2015-edition---excerpt.html [abgerufen am 01.10.2016]

International Energy Agency. (2015b). Key World Energy Statistics 2015 (p. 25). Paris, Frankreich. Verfügbar in: http://admin.indiaenvironmentportal.org.in/files/file/KeyWorld_Statistics_2015.pdf [abgerufen am 01.10.2016]

Justus, C. G., Hargraves, W. R., Mikhail, A., & Graber, D. (1978). Methods for Estimating Wind Speed Frequency Distributions. *Journal of Applied Meteorology*, 350–353.

Luo, W., Taylor, M. C., & Parker, S. R. (2008). A comparison of spatial interpolation methods to estimate continuous wind speed surfaces using irregularly distributed data from England and Wales. *International Journal of Climatology*, *28*(7), 947–959. http://doi.org/10.1002/joc.1583

Meier,P. (2011). *Der Knick im Windprofil-Neueste Erkenntnisse*. Presented at the 20. Windenergietage, Berlin.

Mosshammer, S. (2016). *ASSESSING THE VALIDITY OF MERRA REANALYSIS DATA FOR SIMULATION OF WIND POWER PRODUCTION*. University of Natural Resources and Life Sciences, Vienna. Verfügbar in: https://homepage.boku.ac.at/jschmidt/COPA/Endfassung_masterarbeit_sm%20030716_I.pdf [abgerufen am 01.10.2016]

NIST/SEMATECH. (2013). e-Handbook of Statistical Methods. Verfügbar in: http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/pmd/section1/pmd144.htm [abgerufen am 01.10.2016]

Nørgaard, P., & Holttinen, H. (2004). article4.pdf. Presented at the Nordic Wind Power Conference, Gothenburg,Schweden. Verfügbar in: https://www.google.at/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=2&ved=0ahUKEwj51cv8vonPAhVMWBQKHX1bDbcQFggoMAE&url=http%3A%2F%2Flib.tkk.fi%2FDiss%2F2004%2Fisbn9513864278%2Farticle4.pdf&usg=AFQjCNHGDj5W-eJF3r37JrIIMg1TXPmN1Q&cad=rja [abgerufen am 01.10.2016]

Olauson, J., & Bergkvist, M. (2015). Modelling the Swedish wind power production using MERRA reanalysis data. *Renewable Energy*, *76*, 717–725. http://doi.org/10.1016/j.renene.2014.11.085

Press, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T., & Flannery, B. P. (1996). *FORTRAN numerical recipes* (2nd ed). Cambridge [England] ; New York: Cambridge University Press.

renerco plan consult GmbH. (2014). *Kann man Wind prognostizieren? Möglichkeiten und Grenzen von Ertragsgutachten*. Erfurt. Verfügbar in: https://www.google.at/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=3&ved=0ahUKEwi9rsPC-YnPAhWFtBoKHW5aBWIQFggnMAI&url=http%3A%2F%2Fwww.messe-erfurt.de%2Ffileadmin%2Fwind-energie%2F2015%2FProgramm%2Frenercoplanconsult_-_Windprognose_offiziell.pdf&usg=AFQjCNEZjSH2RChRldGCgaltSPLbKrUBAA&bvm=bv.132479545,d.d2s&cad=rja [abgerufen am 01.10.2016]

Riedl, D. (s.a.). Krigen Schritt für Schritt. Verfügbar in: http://homepage.univie.ac.at/doris.riedl/model0910/tut_geostat/Krigen_Manuell.htm [abgerufen am 01.10.2016]

Rienecker, M. M., Suarez, M. J., Gelaro, R., Todling, R., Bacmeister, J., Liu, E., … Woollen, J. (2011). MERRA: NASA's Modern-Era Retrospective Analysis for Research and Applications. *Journal of Climate*, *24*(14), 3624–3648. http://doi.org/10.1175/JCLI-D-11-00015.1

Ritter, M., Shen, Z., Cabrera, B. L., Odening, M., & Deckert, L. (2015). A New Approach to Assess Wind Energy Potential. *Energy Procedia*, *75*, 671–676. http://doi.org/10.1016/j.egypro.2015.07.485

Staffell, I., & Green, R. (2014). How does wind farm performance decline with age? *Renewable Energy*, *66*, 775–786. http://doi.org/10.1016/j.renene.2013.10.041

Universität Rostock. (2002). Inverse Distance Weighting - Geoinformatik Lexikon. Verfügbar in: http://www.geoinformatik.uni-rostock.de/einzel.asp?ID=-1611270911 [abgerufen am 01.10.2016]

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Lineare Korrelation – MERRA- im Vergleich zu MIDAS-Daten (CANNON et al., 2014)..... 6

Abbildung 2: Darstellung der Berechnung-bilineare Interpolation (eigene Darstellung)..... 12

Abbildung 3: Grafisches Beispiel einer bilinearen Interpolation eines Stundendurchschnitts der Windgeschwindigkeitskomponente „u50m“ innerhalb der Fläche zwischen vier MERRA-Punkten am Standort in Österreich (eigene Darstellung) 13

Abbildung 4: Grafisches Beispiel einer bikubischen Interpolation eines Stundendurchschnitts der Windgeschwindigkeitskomponente „u50m“ innerhalb der Fläche zwischen vier MERRA-Punkten am Standort in Österreich (eigene Darstellung) 15

Abbildung 5: Verteilung der Windgeschwindigkeit aller MERRA-Punkte der Längengrade zwischen 0° und 40° und der Breitengrade zwischen 40° und 60° auf einer Höhe von 50 Metern für einen bestimmten Zeitpunkt (eigene Darstellung) 27

Abbildung 6: Normalisierte Standardabweichung der Windgeschwindigkeitsverteilung an Standorten einzelner Windturbinen in Abhängigkeit der Flächengröße und der Turbulenzintensität (Nørgaard & Holttinen, 2004). 30

Abbildung 7: Herstellerleistungskurve und gaußgeglättete Leistungskurve im Vergleich (eigene Darstellung nach Daten von ENERCON (2005)) 31

Abbildung 8: Verteilung der gesamten betrachteten Windgeschwindigkeitszeitreihe auf einer Höhe von 50 Metern -Österreich (eigene Darstellung) 32

Abbildung 9: Herstellerleistungskurve und weibullgeglättete Leistungskurve im Vergleich (eigene Darstellung nach Daten von ENERCON (2005)) 34

Abbildung 10: Beispiel einer Korrekturfaktormatrix der monatlichen und tageszeitlichen Fehlerkorrektur für das Basismodell Österreich in % (eigene Darstellung)... 36

Abbildung 11: Scatterplot Basismodell für den Standort in Österreich (eigene Darstellung). 44

Abbildung 12: Scatterplot Log Wind Profile mit nonlinearer Parameterschätzung für den Standort in Österreich (eigene Darstellung) 44

Abbildung 13: Scatterplot LOESS-Interpolation für den Standort in Österreich (eigene Darstellung) 46

Abbildung 14: Scatterplot Basismodell für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung) 48

Abbildung 15: Scatterplot Gaußweibullglättung 2 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung) 49

Abbildung 16: Scatterplot Windrichtungsfehlerkorrektur für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung) 50

Abbildung 17: Vergleich der Dauer der Werte in der jeweiligen Leistungsstufe in aufeinanderfolgenden Stunden für das optimierte Modell 1 für den Standort in Österreich (eigene Darstellung) 56

Abbildung 18: Contourplot optimiertes Modell 1 für den Standort in Österreich (eigene Darstellung) 57

Abbildung 19: Histogrammvergleich zwischen Messwerten und optimiertem Modell 1 für den Standort in Österreich (eigene Darstellung) 58

Abbildung 20: Vergleich der Dauer der Werte in der jeweiligen Leistungsstufe in aufeinanderfolgenden Stunden für das optimierte Modell 2 für den Standort in Österreich (eigene Darstellung) 62

Abbildung 21: Contourplot optimiertes Modell 2 für den Standort in Österreich (eigene Darstellung) 63

Abbildung 22: Histogrammvergleich zwischen Messwerten und optimiertem Modell 2 für den Standort in Österreich (eigene Darstellung) 64

Abbildung 23: Abweichungen der simulierten Leistung von realen Werten nach Leistungsstufe für den Standort in Österreich (eigene Darstellung) 66

Abbildung 24: Vergleich der Dauer der Werte in der jeweiligen Leistungsstufe in aufeinanderfolgenden Stunden für das optimierte Modell 1 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung) 70

Abbildung 25: Contourplot optimiertes Modell 1 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung) 71

Abbildung 26: Histogrammvergleich zwischen Messwerten und optimiertem Modell 1 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung) 72

Abbildung 27: Vergleich der Dauer der Werte in der jeweiligen Leistungsstufe in aufeinanderfolgenden Stunden für das optimierte Modell 2 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung) 75

Abbildung 28: Contourplot optimiertes Modell 2 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung) 76

Abbildung 29: Histogrammvergleich zwischen Messwerten und optimiertem Modell 2 für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung) 77

Abbildung 30: Abweichung der simulierten Leistung von realen Werten nach Leistungsstufe für den Standort in Neuseeland (eigene Darstellung) 79

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Variablen und Einheiten bilineare Interpolation 11
Tabelle 2: Variablen und Einheiten bikubische Interpolation 14
Tabelle 3: Variablen und Einheiten inverse Distanzgewichtung 16
Tabelle 4: Variablen und Einheiten Kriging-Variogramm 18
Tabelle 5: Variablen und Einheiten Kriging-Interpolation 19
Tabelle 6: Variablen und Einheiten vereinfachtes logarithmisches Windprofil 21
Tabelle 7: Variablen und Einheiten des logarithmischen Least Squares Fit 23
Tabelle 8: Variablen und Einheiten der Gaußglättung 28
Tabelle 9: Variablen und Einheiten der Weibullglättung 33
Tabelle 10: Variablen und Einheiten der Windkomponentenaddition 41
Tabelle 11: Ergebnisse Log Wind Profile mit nonlinearer Koeffizientenschätzung auf Basis der quadratischen Abweichung 45
Tabelle 12: Ergebnisse LOESS-Interpolation für den Standort in Österreich 46
Tabelle 13: Ergebnisse Methodenselektion für den Standort in Österreich 47
Tabelle 14: Ergebnisse Gaußweibullglättung 2 für den Standort in Neuseeland 49
Tabelle 15: Ergebnisse Windrichtungsfehlerkorrektur für den Standort in Neuseeland 50
Tabelle 16: Ergebnisse Methodenselektion für den Standort in Neuseeland 52
Tabelle 17: Ergebnisse Methodenschritte optimiertes Modell 1 für den Standort in Österreich 53
Tabelle 18: Ergebnisse optimiertes Modell 1 für den Standort in Österreich 54
Tabelle 19: Ergebnisse Methodenschritte optimiertes Modell 2 für den Standort in Österreich 59
Tabelle 20: Ergebnisse optimiertes Modell 2 für den Standort in Österreich 60
Tabelle 21: Ergebnisse Methodenschritte optimiertes Modell 1 für den Standort in Neuseeland 67
Tabelle 22: Ergebnisse optimiertes Modell 1 für den Standort in Neuseeland 68
Tabelle 23: Ergebnisse Methodenschritte optimiertes Modell 2 für den Standort in Neuseeland 73
Tabelle 24: Ergebnisse optimiertes Modell 2 für den Standort in Neuseeland 74