

Sven Killinger

# ANLAGENSCHARFE SIMULATION DER PV-LEISTUNG BASIEREND AUF REFERENZMESSUNGEN UND GEODATEN

Fraunhofer-Institut für Solare Energiesysteme ISE

Anlagenscharfe Simulation der PV-Leistung  
basierend auf Referenzmessungen und  
Geodaten

Sven Killinger

FRAUNHOFER VERLAG

**Kontakt:**

Fraunhofer-Institut für Solare Energiesysteme ISE  
Heidenhofstraße 2  
79110 Freiburg  
Telefon +49 761/4588-5150  
Fax +49 761/4588-9342  
E-Mail [info@ise.fraunhofer.de](mailto:info@ise.fraunhofer.de)  
URL [www.ise.fraunhofer.de](http://www.ise.fraunhofer.de)

**Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek**

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über [www.dnb.de](http://www.dnb.de) abrufbar.  
ISBN (Print): 978-3-8396-1349-8

D 90

Zugl.: Karlsruhe, KIT, Diss., 2017

Druck: Mediendienstleistungen des  
Fraunhofer-Informationszentrum Raum und Bau IRB, Stuttgart

Für den Druck des Buches wurde chlor- und säurefreies Papier verwendet.

© by **FRAUNHOFER VERLAG**, 2018

Fraunhofer-Informationszentrum Raum und Bau IRB  
Postfach 80 04 69, 70504 Stuttgart  
Nobelstraße 12, 70569 Stuttgart  
Telefon 07 11 9 70-25 00  
Telefax 07 11 9 70-25 08  
E-Mail [verlag@fraunhofer.de](mailto:verlag@fraunhofer.de)  
URL <http://verlag.fraunhofer.de>

Alle Rechte vorbehalten

Dieses Werk ist einschließlich aller seiner Teile urheberrechtlich geschützt. Jede Verwertung, die über die engen Grenzen des Urheberrechtsgesetzes hinausgeht, ist ohne schriftliche Zustimmung des Verlages unzulässig und strafbar. Dies gilt insbesondere für Vervielfältigungen, Übersetzungen, Mikroverfilmungen sowie die Speicherung in elektronischen Systemen.

Die Wiedergabe von Warenbezeichnungen und Handelsnamen in diesem Buch berechtigt nicht zu der Annahme, dass solche Bezeichnungen im Sinne der Warenzeichen- und Markenschutz-Gesetzgebung als frei zu betrachten wären und deshalb von jedermann benutzt werden dürften.

Soweit in diesem Werk direkt oder indirekt auf Gesetze, Vorschriften oder Richtlinien (z.B. DIN, VDI) Bezug genommen oder aus ihnen zitiert worden ist, kann der Verlag keine Gewähr für Richtigkeit, Vollständigkeit oder Aktualität übernehmen.

# **Anlagenscharfe Simulation der PV-Leistung basierend auf Referenzmessungen und Geodaten**

Zur Erlangung des akademischen Grades  
**Doktor der Ingenieurwissenschaften**  
der Fakultät für Wirtschaftswissenschaften  
Karlsruher Institut für Technologie (KIT)

genehmigte  
**Dissertation**

von

Dipl.-Wi.-Ing. Sven Killinger

Tag der mündlichen Prüfung: 19. Dezember 2017  
Referent: Prof. Dr. rer. pol. Wolf Fichtner  
Korreferent: Prof. Dr. rer. nat. Hans-Martin Henning



## Kurzfassung

Zwischen 2005 und 2016 ist die weltweit installierte Leistung von PV-Anlagen von 5.1 GWp auf 300 GWp angestiegen. Für eine sichere Netzbetriebsführung und wirtschaftliche Vermarktung ist es daher von immer größerer Bedeutung, die aktuelle sowie die in den nächsten Stunden oder Tagen erzeugte PV-Leistung abschätzen zu können. Da kontinuierliche Messdaten nur von wenigen Anlagen vorliegen, werden sogenannte Referenzanlagen in Hochrechnungsverfahren eingesetzt, um die PV-Leistung aller übrigen Zielanlagen simulieren zu können.

Die Genauigkeit solcher Hochrechnungsverfahren hängt u. a. von der räumlichen Verteilung aller PV-Anlagen, der räumlichen Aggregationsebene, der zeitlichen Auflösung der Messdaten, dem Zusammenspiel aus individuellem und kollektivem Anlagenverhalten und der Modulausrichtung ab. Ein weiterer wichtiger Einflussfaktor ist die teilweise hohe Variabilität der Globalstrahlung sowie der davon abhängigen PV-Leistung an und zwischen einzelnen Standorten. Ziel der vorliegenden Arbeit ist es Methoden zu entwickeln, welche die aufgezeigten komplexen Abhängigkeiten durch einen hohen Detaillierungsgrad besser abbilden können und damit die Genauigkeit von Hochrechnungsverfahren steigern. Bei der Konzeption dieser Methoden wird auf eine hohe praktische Relevanz und Übertragbarkeit auf andere Regionen geachtet.

Zu den wichtigsten methodischen Entwicklungen in dieser Arbeit zählt eine Leistungsprojektion, mit der auf Basis von Referenzanlagen die Leistung beliebiger Zielanlagen unter Berücksichtigung ihrer Modulausrichtung abgeschätzt werden kann. Für großflächige Anwendungen wird zudem ein Ansatz vorgestellt, mit dem die Modulorientierung von Referenzanlagen überprüft und von Zielanlagen abgeschätzt werden kann. Da sowohl Referenz- als auch Zielanlagen nur schwierig abbildbaren Einflüssen unterliegen, werden Ansätze zur Kalibrierung der simulierten Erzeugungsleistung erarbeitet. Messfehler bei Referenzanlagen beeinträchtigen die Genauigkeit der Hochrechnung beträchtlich und werden mithilfe einer dafür konzipierten Qualitätskontrolle zuverlässig detektiert. Durch die kombinierte Anwendung aller in dieser Arbeit vorgestellten Methoden zeigt sich ein hohes Verbesserungspotential gegenüber einem Standardverfahren. Während der  $RMSE_{rel}$  um bis zu 13 % gesenkt werden kann, steigt der Korrelationskoeffizient  $\tau$  um 3.5 %. Zudem wird der  $MBE_{rel}$  um etwa 66 % reduziert und relative Kosteneinsparungen von durchschnittlich 15 % bis 25 % erreicht.



## Abstract

Recent years have seen strong worldwide growth in total installed capacity of PV systems from 5.1 GWp to 300 GWp between 2005 and 2016. For operational control of the electricity grid and for economic trading in the electricity generation market, the precise knowledge of both current PV power generation and the forecasted generation for the next hours or days are of increasingly high value. Today, only a few distributed PV systems continuously report their power generation. Therefore, it is essential to apply upscaling approaches that use reported PV power measurements to estimate the power of the remaining target PV systems.

The accuracy of upscaling approaches strongly depends on the individual characteristics of the PV systems, such as the spatial distribution, aggregation level, temporal resolution of measured data, interaction of individual and collective system behavior and module orientation, as well as variable small-scale weather conditions. The objective of the presented work is to develop new methodologies that face these challenges, thus improving the current PV power upscaling. It is imperative that these methodologies are of highly practical relevance. Moreover, the data requirements need to be readily available in order to facilitate applicability to other regions.

One of the central developments within this thesis is PV power projection based on reference PV systems, which allows estimating the power of target PV systems by consideration of the module orientation. In order to achieve large-scale application of the developed methodology, approaches are developed to parameterize the unknown module orientation of target PV systems as well as checking the reported module orientation of reference PV systems. As reference and target PV systems often show instances of individualized behavior, a calibration method of the simulated power is developed to correct for such instances. Erroneous reporting of reference PV system power adversely affects the accuracy of upscaling. A specially developed quality control routine is presented to detect erroneous data. In summary, the evaluation of all the developed methodologies applied in conjunction shows significant potential for improving upscaling techniques, when compared to the conventional approach. The  $RMSE_{rel}$  is reduced by 13% and the correlation coefficient  $\tau$  is increased by 3.5%. Furthermore, the developed methods strongly reduce the  $MBE_{rel}$  by 66%. Assuming that the costs grow proportionally to inaccuracies in the simulation, the new methodologies promise average cost savings of 15-25%.





## Danksagung

Einen besonderen Dank möchte ich Prof. Dr. Wolf Fichtner aussprechen. Bei ihm habe ich bereits im Studium meine ersten Einblicke in die Energiewirtschaft erhalten und er hat mich bis heute mit seinen konstruktiven Anmerkungen begleitet und inspiriert.

Dr. Russell McKenna hatte mich zunächst bei der Diplomarbeit und nun bei der Dissertation mit viel persönlichem Einsatz und hilfreichen Denkanstößen unterstützt. Dabei hat er mir stets die nötigen Freiheiten in der Umsetzung gelassen, die für eine kreative wissenschaftliche Entfaltung so wichtig sind. Hierfür bin ich ihm sehr dankbar.

Ein herzlicher Dank geht an die Kollegen am Fraunhofer-Institut für Solare Energiesysteme ISE, mit denen ich inzwischen auf eine langjährige und überaus angenehme Zusammenarbeit zurückblicken kann. In vielen anregenden Diskussionen haben sie ganz entscheidend zum Resultat der vorliegenden Arbeit beigetragen. Stellvertretend möchte ich hierfür insbesondere Prof. Dr. Hans-Martin Henning, Dr. Bernhard Wille-Haussmann, Prof. Dr. Christof Wittwer, Wolfgang Biener, Niklas Kreifels, Dr. David Fischer, Dr. Thomas Erge und Dr. Raphael Hollinger nennen.

Ein großes Dankeschön gilt den Koautoren meiner wissenschaftlichen Veröffentlichungen für die erfolgreiche Zusammenarbeit an spannenden Fragestellungen, durch die ich sehr viel gelernt habe. Hierzu zählen insbesondere Dr. Jamie Bright, Dr. Björn Müller, Dr. Felix Braam, Dr. David Lingfors, Kai Mainzer, Dr. Philipp Guthke und Dr. Yves-Marie Saint-Drenan.

Der Stiftung Nagelschneider gebührt für ihre finanzielle und unbürokratische Unterstützung mein herzlichster Dank. Ihr Stipendium war essentieller Wegbereiter der Dissertation und hat mir erlaubt mich voll und ganz auf meine Forschungsarbeiten zu konzentrieren.

Eine großartige Förderung habe ich zudem durch das Karlsruhe House of Young Scientists (KHYS) erfahren, welches mir einen Forschungsaufenthalt an der Australian National University (ANU) in Canberra ermöglicht hat. Hierbei konnte ich, in enger Zusammenarbeit mit Dr. Nicholas Engerer und seinem Team, wichtige methodische Entwicklungen vornehmen. Allen Beteiligten am KHYS und der ANU gebührt daher mein aufrichtiger Dank.

Für die Entwicklung und Validierung von Methoden ist häufig eine große Datenbasis nötig. Daher möchte ich mich insbesondere bei meinen Kollegen der Gruppe „Photovoltaische Kraft-

werke“ bedanken, die mir Messdaten von 45 PV-Anlagen zur Verfügung gestellt haben. Darüber hinaus konnte ich auf frei verfügbare digitale Höhenmodelle zurückgreifen und möchte mich hierfür bei der Landesanstalt für Umwelt, Messungen und Naturschutz Baden-Württemberg, beim Landesamt für Digitalisierung, Breitband und Vermessung Bayern und bei der Stabsstelle Geodatenmanagement der Stadt Freiburg im Breisgau bedanken.

Meinen herzlichen Dank möchte ich auch an Volker Sailer, Veronika Eichhorn und Michael Skubatz richten, deren lektorische Unterstützung den Lesefluss der Dissertation verbessert und die Verständlichkeit erhöht hat.

Mein privates Umfeld musste manches Mal wegen der Dissertation zurückstecken und hat mich trotzdem stets mit voller Kraft unterstützt. Es war mir Ruhepol und Inspiration zugleich. Ganz herzlich möchte ich mich daher bei meinen Eltern Albrecht und Silvia Killinger, meinen beiden Geschwistern Tim und Lena Killinger, meinen Großeltern Herbert Liedtke, Inge Liedtke und Marta Killinger sowie meiner lieben Freundin Emilia Maria Kühn und ihrer Familie bedanken. Ihnen ist die Dissertation gewidmet.

Freiburg i. Br., im April 2018

*Sven Killinger*

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1	Ausgangslage und Problemstellung	1
1.2	Zielsetzung und Forschungsfragen	4
1.3	Aufbau der Arbeit	5
<b>2</b>	<b>Energiewirtschaftlicher Kontext von Hochrechnungsverfahren</b>	<b>7</b>
2.1	Solare Stromerzeugung und das Stromsystem	7
2.1.1	Akteure auf dem deutschen Elektrizitätsmarkt	7
2.1.2	Grundlagen der photovoltaischen Stromerzeugung	11
2.1.3	Integration und Vermarktung von Solarstrom	13
2.1.4	Ausgleich von Prognosefehlern	16
2.1.5	Anreize zur Verbesserung von Hochrechnungsverfahren	19
2.2	Ökonomische Bewertung von Prognosefehlern	21
2.2.1	Empirisch-basierte Analysen zur Bewertung des Prognosefehlers	22
2.2.2	Simulative Identifikation des Prognosefehlers	26
2.3	Stand der Forschung bei Hochrechnungsverfahren	28
2.4	Fehlerkennzahlen zur statistischen Bewertung	38
2.5	Zusammenfassung der energiewirtschaftlichen Einordnung	39
<b>3</b>	<b>Simulation von Strahlung und PV-Leistung</b>	<b>41</b>
3.1	Datengrundlage der Modellevaluationen	42
3.1.1	PV-Anlagen in der Testregion	43
3.1.2	Wetterstation am Fraunhofer ISE	46
3.2	Aufteilung und Transformation der Strahlung	47
3.2.1	Dekompositionsmodelle zur Aufteilung der Strahlung	47
3.2.1.1	Dekomposition mit DReindl	48
3.2.1.2	Dekomposition mit DPerez	49
3.2.2	Transpositionsmodelle zur Transformation der Strahlung	52
3.2.2.1	Transposition mit TReindl	54

3.2.2.2	Transposition mit TPerez . . . . .	54
3.2.3	Validierung der Strahlungsmodelle . . . . .	55
3.3	Simulation der PV-Leistung . . . . .	59
3.3.1	Modellbeschreibung . . . . .	59
3.3.2	Validierung des PV-Modells . . . . .	61
3.4	Zusammenfassung der Strahlungs- und PV-Leistungssimulation . . . . .	63
<b>4</b>	<b>Invertierung und Projektion der PV-Leistung . . . . .</b>	<b>65</b>
4.1	Von der PV-Leistung zur Globalstrahlung auf der geneigten Ebene . . . . .	67
4.2	Von der geneigten zur horizontalen Strahlung . . . . .	69
4.3	Variabilität der PV-Leistung . . . . .	70
4.4	Ergebnisse und Diskussion zur Invertierung und Leistungsprojektion . . . . .	72
4.4.1	Ableitung der Globalstrahlung auf der geneigten Modulfläche . . . . .	72
4.4.2	Ableitung von horizontalen Strahlungskomponenten . . . . .	73
4.4.3	Projektion der Leistung für individuelle Anlagen . . . . .	75
4.4.4	Kritische Diskussion einer auf Referenzanlagen basierten Hochrechnung . . . . .	77
4.5	Zusammenfassung der Leistungsprojektion . . . . .	80
<b>5</b>	<b>Parametrierung und Qualitätskontrolle von Referenzanlagen . . . . .</b>	<b>83</b>
5.1	Literaturübersicht und Forschungsbedarf . . . . .	84
5.1.1	Qualitätskontrolle von PV-Leistung und Stammdaten . . . . .	84
5.1.2	Qualitätskontrolle der Strahlung . . . . .	86
5.1.3	Zielsetzung und Struktur der Methodik . . . . .	86
5.2	Beschreibung zusätzlicher Daten . . . . .	88
5.3	Parametrierung der PV-Anlagen . . . . .	88
5.3.1	Statistische Clear Sky Kurve . . . . .	88
5.3.2	Detektion von Clear Sky Abschnitten . . . . .	89
5.3.3	Clear Sky PV-Parametrierung . . . . .	89
5.4	Qualitätskontrolle der PV-Leistung . . . . .	91
5.4.1	Anlagenspezifische Analysen . . . . .	92
5.4.1.1	Physikalische Begrenzungen . . . . .	92
5.4.1.2	Energetischer Tagesquotient . . . . .	92
5.4.1.3	Maximalwerte von $k_{pv}$ . . . . .	93
5.4.1.4	Persistenz . . . . .	94
5.4.2	Anlagenübergreifende Analyse . . . . .	94
5.4.2.1	Wolkenverstärkungseffekte . . . . .	94

---

5.4.2.2	Fluktuierende Leistung	95
5.4.2.3	Benchmarking	97
5.5	Ergebnisse und Diskussion zur Parametrierung und Qualitätskontrolle	97
5.5.1	Evaluation der Parametrierung	97
5.5.2	Evaluation der QKPV Routine	100
5.5.3	Kritische Auseinandersetzung und zukünftige Entwicklungen	103
5.6	Zusammenfassung der Parametrierung und Qualitätskontrolle	105
<b>6</b>	<b>Parametrierung, Interpolation und Kalibrierung in der Hochrechnung</b>	<b>107</b>
6.1	Parametrierung von Zielanlagen	107
6.1.1	Entwicklung einer GIS-basierten Parametrierung	108
6.1.2	Analysen zur Parametrierung	109
6.2	Zeitliche Interpolation	111
6.2.1	Korrektur über die Sonnenposition	111
6.2.2	Evaluation der zeitlichen Korrektur	112
6.3	Räumliche Interpolation	115
6.3.1	Beschreibung von Interpolationsverfahren	115
6.3.2	Kreuzvalidierung der räumlichen Interpolation	116
6.4	Kalibrierung von Zielanlagen	120
6.4.1	Fallstudie Feuchtwangen	120
6.4.2	Methodik zur Korrektur von PV-Anlagen im EEG-Register	121
6.4.3	Anwendung im EEG-Register	124
6.5	Zusammenfassung der vorgestellten Module	126
<b>7</b>	<b>Hochrechnung der regionalen PV-Leistung</b>	<b>129</b>
7.1	Definition von Szenarien	130
7.2	Evaluation des Hochrechnungsverfahrens	131
7.2.1	Ableitung der horizontalen Strahlung	131
7.2.2	Kreuzvalidierung der Hochrechnung	133
7.3	Beispielhafte Hochrechnung in der Testregion	137
7.4	Evaluation des ökonomischen Nutzens	139
7.5	Kritische Auseinandersetzung mit der Evaluation des Hochrechnungsverfahrens	142
7.6	Zusammenfassung zur Anwendung von Hochrechnungsverfahren	144
<b>8</b>	<b>Schlussbetrachtung</b>	<b>147</b>
8.1	Kritische Würdigung	147
8.1.1	Allgemeine Kritik an Hochrechnungsverfahren	148

8.1.2	Kritik an der Modellierung . . . . .	149
8.1.3	Kritische Auseinandersetzung mit den Datensätzen . . . . .	151
8.2	Schlussfolgerungen und Zusammenfassung . . . . .	153
8.3	Weiterer Forschungsbedarf . . . . .	158
<b>A</b>	<b>Anhang . . . . .</b>	<b>161</b>

# Abkürzungs- und Symbolverzeichnis

## Meteorologische Parameter

$B_{c,cs}$	Clear Sky Direktstrahlung auf der Modulfläche	W/m <sup>2</sup>
$B_c$	Direktstrahlung auf der Modulfläche	W/m <sup>2</sup>
$B_{h,cs}$	Clear Sky Direktstrahlung auf der horizontalen Oberfläche	W/m <sup>2</sup>
$B_h$	Direktstrahlung auf der horizontalen Oberfläche	W/m <sup>2</sup>
$B_{n,DISC}$	Direktstrahlung auf der Normalen aus dem DISC-Modell	W/m <sup>2</sup>
$B_n$	Direktstrahlung auf der Normalen	W/m <sup>2</sup>
$D_{c,cs}$	Clear Sky Diffusstrahlung auf der Modulfläche	W/m <sup>2</sup>
$D_c$	Diffusstrahlung auf der Modulfläche	W/m <sup>2</sup>
$D_{h,cs}$	Clear Sky Diffusstrahlung auf der horizontalen Oberfläche	W/m <sup>2</sup>
$D_h$	Diffusstrahlung auf der horizontalen Oberfläche	W/m <sup>2</sup>
$G_{c,cs}$	Clear Sky Globalstrahlung auf der Modulfläche	W/m <sup>2</sup>
$G_{c,STC}$	Globalstrahlung auf der Modulfläche unter Standardbedingungen	W/m <sup>2</sup>
$G_c$	Globalstrahlung auf der Modulfläche	W/m <sup>2</sup>
$G_{h,cs}$	Clear Sky Globalstrahlung auf der horizontalen Oberfläche	W/m <sup>2</sup>
$G_h$	Globalstrahlung auf der horizontalen Oberfläche	W/m <sup>2</sup>
$I_n$	Extraterrestrische Strahlung auf der Normalen	W/m <sup>2</sup>
$I_{oh}$	Extraterrestrische Strahlung auf der horizontalen Oberfläche	W/m <sup>2</sup>
$R_{c,cs}$	Clear Sky reflektierte Strahlung auf der Modulfläche	W/m <sup>2</sup>
$R_c$	Reflektierte Strahlung auf der Modulfläche	W/m <sup>2</sup>
$T_{amb}$	Umgebungstemperatur	°C
$T_{mod,STC}$	Modultemperatur unter Standardbedingungen	°C
$T_{mod}$	Modultemperatur	°C

## Formelzeichen und Indizes bei der PV-Leistung

$\eta_{inv}$	Wirkungsgrad des Wechselrichters	–
$\eta_{mod}$	Wirkungsgrad des PV-Moduls	–



$\rho_{DC}$	Auslastungsgrad der Module	–
$m$	Temperaturkoeffizient von PV-Anlagen	°C
$P, P_{meas}$	Normierte PV-Leistung	W/W <sub>p</sub>
$P_{meas,cs}$	Normierte PV-Leistung in Clear Sky Phasen	W/W <sub>p</sub>
$P_{meas,qk}$	Qualitätskontrollierte und normierte PV-Leistung	W/W <sub>p</sub>
$P_{Ref}$	Normierte PV-Leistung der Referenzanlage(n)	W/W <sub>p</sub>
$P_{sim,cs}$	Simulierte und normierte Clear Sky PV-Leistung	W/W <sub>p</sub>
$P_{stat}$	Statistische normierte PV-Leistungskurve	W/W <sub>p</sub>
$P_{Ziel}$	Normierte PV-Leistung der Zielanlage(n)	W/W <sub>p</sub>

### Formelzeichen und Indizes in den Strahlungsmodellen

$\Delta k'_t$	Stabilitätsindex	–
$\Delta_{Per}$	Helligkeitsindex im Perez-Modell	–
$\kappa$	Konstante im Perez-Modell	–
$\rho$	Albedo-Wert der Umgebung	–
$\varepsilon$	Himmelklarheitsindex	–
$a, b, c$	Polynome in Abhängigkeit von $k_t$ beim DISC-Modell	–
$AM$	Luftmasse	–
$F_1$	Horizontalhelligkeitsindex im Perez-Modell	–
$F_2$	Sonnenumgebungshelligkeitsindex im Perez-Modell	–
$F_H$	Helligkeitsindikator im Hay-Modell	–
$k'_t$	Transformierter Klarheitsindex	–
$k_d$	Diffuser Strahlungsanteil	–
$k_{nc}$	Clear Sky Wert des Klarheitsindex auf der Normalen	–
$k_n$	Transmissionsfaktor der direkten Normalstrahlung	–
$k_{pv}$	Klarheitsindex der PV-Leistung	–
$k_t$	Klarheitsindex der Strahlung	–
$r_b$	Transformationsfaktor der Direktstrahlung	–
$W$	Wassergehalt der Atmosphäre	–
$X$	Transmissionsfaktor des DIRINT-Modells	–

### Variablen in eigenen Modellen

$KF$	Anlagenspezifischer Korrekturfaktor der VLS	–
------	---	---

$VF$	Verlustfaktor der PV-Anlage	–
$VLS_{gem,Indi}$	Gemessenen VLS einer Anlage	h
$VLS_{sim,Indi}$	Simulierte VLS einer Anlage	h
$\overline{VLS_{gem,Netz}}$	Durchschnittliche gemessene VLS aller PV-Anlagen im Netzgebiet	h
$\overline{VLS_{sim,PLZ}}$	Durchschnittliche simulierte VLS in einem PLZ-Gebiet	h
$\overline{G_{h,Netz}}$	Anlagengewichteter Mittelwert von $G_h$ im Netzgebiet	kWh/m <sup>2</sup>
$\overline{G_{h,PLZ}}$	Durchschnittliche Globalstrahlung in einem PLZ-Gebiet	kWh/m <sup>2</sup>
$k$	Anzahl der Teilmengen an $N$	–
$N$	Gesamte Datenmenge	–
$r_{de}$	Energetischer Tagesquotient	–
$T$	Teilmenge von $N$	–
$X_{glob}$	Konvertierungsfaktor zwischen VLS und $G_h$	h/kWh · m <sup>2</sup>

### Variablen bei der wirtschaftlichen Bewertung

$C_{ID}$	Kosten durch Handel am Intradaymarkt	€
$g_{ID}$	Geradensteigung der Preise auf dem Intradaymarkt	€
$p_{DA}$	Preis am Day-Ahead-Markt	€/MWh
$p_{ID}$	Preis am Intradaymarkt	€/MWh
$x_{ID}$	Prognosefehler der am Intradaymarkt ausgeglichen wird	MWh

### Koeffizienten

$F_{11} - F_{23}$	Koeffizienten im Perez-Modell	–
$j_1 - j_3$	Koeffizienten des Wechselrichters	–
$k_1 - k_6$	Koeffizienten des Modul-Modells	–
$l_1 - l_6$	Koeffizienten des invertierten PV-Modells	–

### Trigonometrische Größen

$\alpha$	Azimutwinkel des Moduls	◦
$\alpha_Z$	Azimutwinkel der Sonne	◦
$\beta$	Neigungswinkel des Moduls	◦
$\vec{n}_{poa}$	Normalenvektor des Moduls	–
$\vec{n}_Z$	Normalenvektor der Sonne	–
$\theta$	Einfallswinkel der Sonne auf das Modul	◦

$\theta_Z$  Zenitwinkel der Sonne ◦

### Abkürzungen

AS	Anlagenspezifisch
AÜ	Anlagenübergreifend
BDEW	Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e.V.
BMJV	Bundesministerium der Justiz und für Verbraucherschutz
BMUB	Bundesministeriums für Umwelt, Naturschutz, Bau und Reaktorsicherheit
BMWi	Bundesministerium für Wirtschaft und Energie
BNetzA	Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekom., Post und Eisenbahnen
BSW-Solar	Bundesverband Solarwirtschaft
DEM	Digitales Höhenmodell
DGS	Deutsche Gesellschaft für Sonnenenergie e.V.
DWD	Deutscher Wetterdienst
EEAV	Erneuerbare-Energien-Ausführungsverordnung
EEG	Erneuerbare-Energien-Gesetz
EEV	Erneuerbare-Energien-Verordnung
EEX	European Energy Exchange
EnWG	Energiewirtschaftsgesetz
EP	Europäisches Parlament
EPEX	European Power Exchange
EU-Ministerrat	Rat der Europäischen Union
GIS	Geoinformationssysteme
GWB	Gesetze gegen Wettbewerbsbeschränkungen
HR	Hochrechnung
IDW	Inverse-Distance-Weighting
IEA	International Energy Agency
KV	Kreuzvalidierung
LDBV	Landesamt für Digitalisierung, Breitband und Vermessung Bayern
LUBW	Landesanstalt für Umwelt, Messungen und Naturschutz Baden-Württemberg
MaStR	Marktstammdatenregister
MessZV	Messzugangsverordnung
MESZ	Mitteleuropäische Sommerzeit, entspricht UTC + 2 h

MEZ	Mitteleuropäische Zeit, entspricht UTC + 1 h
NLS	nichtlinearer Lösungsalgorithmus der kleinsten Fehlerquadrate
NREL	National Renewable Energy Laboratory
PV	Photovoltaik
QK	Qualitätskontrolle
QKPV	Qualitätskontrolle der PV-Leistung $P$
reBAP	regelzonenübergreifender einheitlicher Ausgleichsenergiepreis
STD	Standardverfahren
StromEinspG	Stromeinspeisungsgesetz
StromNZV	Stromnetzzugangsverordnung
UTC	Koordinierte Weltzeit
VLS	Volllaststunden
VNB	Verteilnetzbetreiber
ÜNB	Übertragungsnetzbetreiber

### Fehlerkennzahlen

$MAE_{rel}$	relativer $MAE$	%
$MAE$	Mittlere absolute Abweichung	individuell
$MBE_{rel}$	relativer $MBE$	%
$MBE$	Mittlere Abweichung	individuell
$RMSE_{rel}$	relativer $RMSE$	%
$RMSE$	Wurzel der mittleren Fehlerquadrate	individuell
$\tau$	Korrelationskoeffizient	–

### Bezeichnungsgrundsätze

$\bar{x}, \bar{X}$	Mittelwert einer Größe
$\Delta$	Differenz zweier Größen
$\sigma$	Standardabweichung einer Größe
$\sigma^2$	Varianz einer Größe
$S$	Gradienten zweier Größen
$x_{max}, X_{max}$	Maximalwert einer Größe
$x_{min}, X_{min}$	Minimalwert einer Größe



# 1 Einleitung

In dem am 4. November 2016 in Kraft getretenen Übereinkommen von Paris haben sich die unterzeichnenden Staaten zu einer Begrenzung der Erderwärmung gegenüber vorindustriellen Werten auf unter 2 °C verpflichtet (BMUB, 2016b). Damit sollen die negativen Auswirkungen des Klimawandels begrenzt werden. Aus diesem und früheren Übereinkommen leiten sich auf nationaler Ebene entsprechende Klimaschutzpläne ab. In Deutschland wurde daher am 11. November 2016 der „Klimaschutzplan 2050“ des Bundesministeriums für Umwelt, Naturschutz, Bau und Reaktorsicherheit verabschiedet (BMUB, 2016a). Da auf die Energiewirtschaft rund 44.5% aller Treibhausgas-Emissionen<sup>1</sup> entfallen (BMUB, 2017), sollen erneuerbare Energien zukünftig die wichtigste Primärquelle bei der Stromerzeugung darstellen.

## 1.1 Ausgangslage und Problemstellung

Der insbesondere durch solche Klimaschutzpläne initialisierte Umbau des Kraftwerksparks hat seit der Jahrtausendwende zunehmend an Fahrt aufgenommen. Als Folge ist in Deutschland die installierte Anlagenleistung der Photovoltaik (PV) massiv von 2.1 GWp im Jahr 2005 auf 40.9 GWp zum Ende des Jahres 2016 angestiegen (BNetzA, 2014, 2015b; Fraunhofer ISE, 2017a). Weltweit ist im selben Zeitraum die installierte Anlagenleistung von 5.1 GWp auf 300 GWp gewachsen (REN21, 2016; Wedepohl, 2017a). Der jährliche Zubau an PV-Anlagen hat sich in Deutschland seit 2013 abgeschwächt, konnte sich weltweit jedoch zuletzt weiter steigern und erreichte 75 GWp im Jahr 2016 (Wedepohl, 2017b). Das gesamte technisch nutzbare Potential wird in Deutschland allein bei den Dachanlagen auf etwa 208 GWp geschätzt (Mainzer et al., 2014). Weltweit beträgt das technische Erzeugungspotential der Solarenergie schätzungsweise 613 PWh/Jahr (Korfiati et al., 2016) und übersteigt damit die weltweite Stromerzeugung des Jahres 2014 in Höhe von 23.8 PWh (IEA, 2016)<sup>2</sup> bilanziell um den Faktor 25.

---

<sup>1</sup> Stand 2015 und gemessen in CO<sub>2</sub>-Äquivalenten. Berücksichtigt werden Kohlendioxid, Methan und Lachgas.

<sup>2</sup> Bei den in IEA (2016) angegebenen elektrischen Stromerzeugern sind Pumpspeicherkraftwerke nicht berücksichtigt.

Bislang konnte die PV in Deutschland mit ihrer Stromerzeugung ca. 7.4% des Netto-Stromverbrauchs bzw. 6.5% des Brutto-Stromverbrauchs<sup>3</sup> in den Jahren 2015 und 2016 (Wirth, 2017) decken. Mit einer weltweiten Stromerzeugung von geschätzten 375 TWh im Jahr 2016 trägt die Photovoltaik mit ungefähr 1.8%<sup>4</sup> zur gesamten Nachfrage bei (IEA, 2017).

Die PV ist mit ihrer wachsenden installierten Leistung nicht nur ein wichtiger Stromerzeuger in der nationalen und internationalen Energiewirtschaft, sondern unterstützt durch die Verdrängung fossiler Stromerzeuger auch bestehende Klimaschutzpläne in zahlreichen Ländern. In Memmler et al. (2014) werden am Beispiel des deutschen Elektrizitätsmarktes die Emissionen verschiedener Stromerzeuger analysiert. Dabei werden die beim Herstellungsprozess von PV-Anlagen anfallenden Emissionen den durch ihre Stromerzeugung vermiedenen fossilen Kraftwerksemissionen gegenübergestellt und als Netto-Vermeidungsfaktoren quantifiziert. Das als CO<sub>2</sub>-Äquivalente angegebene Einsparpotential von Treibhausgasen liegt demnach bei 706 g/kWh bei der Photovoltaik und bei durchschnittlich 708 g/kWh bei allen erneuerbaren Erzeugern zusammen. Der Netto-Vermeidungsfaktor bei den versauernd wirkenden Luftschadstoffen<sup>5</sup> fällt mit 0.6 g/kWh doppelt so hoch wie der Durchschnittswert aller anderen erneuerbaren Erzeuger aus. Gegenüber fossilen Energieerzeugern wird der Ressourcenverbrauch zudem drastisch reduziert (Seitz et al., 2013).

Damit trägt die Photovoltaik aktiv zur Erfüllung einer umweltverträglichen Energieerzeugung bei, einem der drei Kernpunkte des energiepolitischen Zieldreiecks der deutschen Energiewirtschaft (BMW, 2014). Die beiden weiteren davon umfassten Ziele sind die Wirtschaftlichkeit sowie die Versorgungssicherheit. Bei der Umsetzung der Energiewende ist es erklärtes Ziel der Bundesregierung, diese drei Kriterien miteinander in Einklang zu bringen (BMW, 2014, S. 5). Dass dieser Einklang keinem Automatismus folgt, sondern aktives Handeln erfordert, zeigt sich am Beispiel der Stromerzeugung durch PV-Anlagen.

Der weltweite Ausbau von PV-Anlagen und ihre volatile Stromerzeugung haben zunehmenden Einfluss auf die Netzbetriebsführung. Um deren Stabilität sicherzustellen, ist es von großer Bedeutung, die Echtzeit- und Prognosewerte der fluktuierenden Energieerzeugung durch PV-Anlagen<sup>6</sup> möglichst präzise abschätzen zu können. Im Umkehrschluss gefährden große Ungenau-

---

<sup>3</sup> Beim Netto-Stromverbrauch werden der Eigenbedarf der Stromerzeuger, Pumpstromverbrauch, Stromexporte in andere Regionen, Übertragungs- und Netzverluste aus dem Brutto-Stromverbrauch subtrahiert und Stromimporte addiert. Der Brutto-Stromverbrauch umfasst damit die Summe der inländischen Stromerzeugung und den Saldo des über die Landesgrenzen hinausgehenden Stromaustausches, während der Netto-Stromverbrauch die vom Endverbraucher abgenommene elektrische Energie beschreibt (Wirth, 2017).

<sup>4</sup> Bezogen auf die weltweite Stromerzeugung 2014 in IEA (2016) liegt der Anteil bei 1.57%. In IEA (2017) wird die weltweite Stromerzeugung nicht explizit beziffert und keine Details zu ihrer Erhebung genannt.

<sup>5</sup> Das Versauerungspotential von Schadstoffen wird durch SO<sub>2</sub>-Äquivalente ausgedrückt.

<sup>6</sup> Und anderen erneuerbaren Energien, wie beispielsweise der Wind- oder Wasserkraft.

igkeiten jedoch nicht nur die kurzfristige Versorgungssicherheit, sondern können auch zu hohen Kosten<sup>7</sup> durch den ausgleichenden Handel am Intradaymarkt oder der Inanspruchnahme von Regelenergie führen. Um den aus dem energiepolitischen Zieldreieck resultierenden Ansprüchen an die Wirtschaftlichkeit und Versorgungssicherheit gerecht zu werden, ist folglich eine möglichst genaue Kenntnis der aktuellen und zukünftigen PV-Leistung notwendig.

Von den rund 1.5 Millionen PV-Anlagen in Deutschland (Wirth, 2017) verfügt nur eine geringe Anzahl von schätzungsweise 25 % über Messeinrichtungen, welche die Erzeugungsleistung in Echtzeit online zur Verfügung stellen (Rentzing, 2013). Diese Leistungsdaten werden jedoch nicht zentral erhoben, sondern von einzelnen Dienstleistern (SMA Solar Technology AG, 2017; meteocontrol GmbH, 2017), Netzbetreibern (Jasper und Henkel, 2016) oder Forschungsinstitutionen (Siefert et al., 2013) erfasst. Nicht zuletzt aus Datenschutzgründen und unternehmerischen Motiven ist dabei ein direkter Zugriff auf Leistungsdaten oftmals erschwert. Folglich stehen den einzelnen Akteuren die kontinuierlichen Leistungsdaten von deutlich weniger als 25 % aller Anlagen zur Verfügung.

Leistungsmessungen dieser reduzierten Teilmenge werden in Hochrechnungsverfahren<sup>8</sup> genutzt, um die photovoltaische Stromerzeugung aller Anlagen zu bestimmen. Daher wird im Folgenden zwischen Referenz- und Zielanlagen unterschieden. Referenzanlagen sind PV-Anlagen, deren kontinuierlich gemessene Leistung  $P_{Ref}$  in der Hochrechnung zur Simulation der unbekannten Leistung von Zielanlagen  $P_{Ziel}$  verwendet wird.

In großer Abhängigkeit von den Referenzanlagen können Hochrechnungsverfahren die PV-Leistung einer Region nur näherungsweise bestimmen. Das genaue Ausmaß der Unsicherheit hängt dabei u. a. von der räumlichen Verteilung der PV-Anlagen, der räumlichen Aggregatzebene, der zeitlichen Auflösung der Datensätze, dem Zusammenspiel aus individuellem und kollektivem Anlagenverhalten und der Modulausrichtung ab. Ein weiterer wichtiger Einflussfaktor ist die teilweise hohe Variabilität der Globalstrahlung sowie der davon abhängigen PV-Leistung an und zwischen einzelnen Standorten.<sup>9</sup> Die genannten Faktoren stehen dabei vielfach in komplexen Wechselbeziehungen. Bei Prognosen für die nächsten Stunden oder Tage wird die Unsicherheit durch die veränderten meteorologischen Umgebungsbedingungen weiter vergrößert. Eine Validierung und Kalibrierung von Hochrechnungsverfahren zur Bestimmung der PV-Leistung in Echtzeit oder in Prognosen ist zudem dadurch erschwert, dass kontinuierliche Messwerte nicht von allen Anlagen vorliegen.

<sup>7</sup> Siehe hierzu Abschnitt 2.2 und insbesondere von Roon (2011), von Roon (2012), Graeber (2013), Graeber und Kleine (2013) sowie Mueller et al. (2014).

<sup>8</sup> Siehe hierzu Abschnitt 2.3 und Killinger et al. (2017c) sowie Killinger et al. (2017d) für eine Übersicht.

<sup>9</sup> Siehe hierzu Abschnitt 4.3 und Elsinga und van Sark (2015), Hoff und Perez (2010), Jamaly et al. (2013b), Lave et al. (2012), Lave et al. (2015), Murata et al. (2009), Perez et al. (2012), Perez et al. (2013) sowie Wiemken et al. (2001).



## 1.2 Zielsetzung und Forschungsfragen

Die vorangegangenen Erläuterungen zeigen, dass eine präzise Kenntnis der photovoltaischen Stromerzeugung durch deren wachsende weltweite Bedeutung zukünftig zunimmt. Die skizzierten Unsicherheiten in bestehenden Ansätzen zeigen aber auch, welche Herausforderungen mit der Bestimmung der PV-Leistung einhergehen. Aus diesem Grund ist es das Ziel der vorliegenden wissenschaftlichen Arbeit, methodische Verbesserungen bei Hochrechnungsverfahren zu entwickeln, mit deren Unterstützung die regionale PV-Leistung zukünftig exakter bestimmt werden kann. Eng damit verbunden sind zahlreiche qualitative und quantitative Forschungsfragen, welche in den nachfolgenden Kapiteln beantwortet werden sollen:

1. Wie kann die Modulausrichtung berücksichtigt werden und in welcher Größenordnung liegen dadurch erreichbare Verbesserungen?
2. Wie können vorhandene Datensätze bestmöglich genutzt werden, um die Modulausrichtung von Referenz- und Zielanlagen zu parametrieren und welche Genauigkeit wird hierbei erreicht?
3. Welche räumlichen Interpolationsverfahren eignen sich für die Nutzung in Hochrechnungsverfahren und in welcher Größenordnung liegen damit verbundene Fehlermaße?
4. Wie kann die simulierte PV-Leistung von Referenz- und Zielanlagen kalibriert werden und in welcher Größenordnung liegt das Verbesserungspotential einer solchen Kalibrierung?
5. Wie kann ohne Einsatz von Wetterprognosen die zukünftige Entwicklung der horizontalen Globalstrahlung und PV-Leistung abgeschätzt werden und welche Implikationen folgen daraus für die Hochrechnung?
6. Wie kann die PV-Leistung von Referenzanlagen in einer automatisierten Qualitätskontrolle geprüft werden und welche Ergebnisse zeigen sich hierbei?
7. Mit welchen Methoden kann ein auf der Messung von Referenzanlagen basiertes Hochrechnungsverfahren zur Bestimmung der regionalen PV-Leistung verbessert werden und in welcher Größenordnung liegen statistische sowie ökonomische Kennzahlen?

Bei der Auswahl und Entwicklung verschiedener in der vorliegenden Arbeit verwendeter Methoden wird sorgfältig darauf geachtet, dass diese eine hohe praktische Relevanz aufweisen und sich auch auf andere Regionen übertragen lassen. Ein wichtiges Auswahlkriterium ist daher die freie Zugänglichkeit der dafür benötigten Datensätze für möglichst viele Gebiete. Durch einen hohen Detaillierungsgrad bei der Modellierung sollen zudem die skizzierten Unsicherheiten bei der Bestimmung der regionalen PV-Leistung minimiert werden.

### 1.3 Aufbau der Arbeit

In Kapitel 2 wird die vorliegende Arbeit zunächst in den energiewirtschaftlichen Kontext eingeordnet. Dabei wird nicht nur die Bedeutung von Hochrechnungsverfahren als zentrales Instrumentarium zur Erfassung der photovoltaischen Stromerzeugung erörtert, sondern es werden auch Anreizmechanismen abgeleitet, die zu ihrer Verbesserung motivieren. Eng damit verbunden ist auch der ökonomische Wert von Hochrechnungsverfahren und Prognosen, der anschließend auf Basis zahlreicher Publikationen quantifiziert wird. Darüber hinaus findet eine umfangreiche Diskussion des aktuellen Forschungsstands von Hochrechnungsverfahren statt, woraus der wissenschaftliche Auftrag dieser Arbeit abgeleitet wird.

Die Struktur des in dieser Arbeit entwickelten Hochrechnungsverfahrens selbst ist modular aufgebaut und in Abb. 1.1 dargestellt. Einzelne dieser Module sind optional und für eine Anwendung des gesamten Hochrechnungsverfahrens nicht zwingend erforderlich. Dennoch wird ihre Berücksichtigung in der Hochrechnung empfohlen. Die Anordnung der Kapitel folgt nicht der Reihenfolge der strukturellen Abläufe, sondern orientiert sich vielmehr an inhaltlichen Entwicklungsschritten.

Zunächst wird in Kapitel 3 aufgezeigt, wie ausgehend von der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  und Umgebungstemperatur  $T_{amb}$  die PV-Leistung einer Anlage simuliert werden kann. Dieses Verständnis ist nicht nur für die „Simulation der PV-Leistung von Zielanlagen“ von großer Bedeutung, sondern bildet auch die Grundlage für ein in dieser Arbeit entwickeltes bidirektionales Modell zur „Invertierung der PV-Leistung“ in Kapitel 4. Diese Invertierung ermöglicht die Nutzung von PV-Anlagen als meteorologische Sensoren zur Bestimmung der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$ . Um die Genauigkeit dieser Invertierung zu erhöhen, wird sodann in Kapitel 5 ein zweistufiger Ansatz zur „Kalibrierung“ und zur Qualitätskontrolle der PV-Leistung bei Referenzanlagen entwickelt und präsentiert.

In Kapitel 6 werden zahlreiche weitere Module behandelt, wozu ein während der vorliegenden Arbeit entstandener GIS-basierter Ansatz zur „Parametrierung von Zielanlagen“ in Abschnitt 6.1 gehört. Bei dieser Parametrierung kann sowohl der Standort als auch die Modulausrichtung von PV-Anlagen auf Gebäuden abgeschätzt werden. Da die Messung von Referenzanlagen, Datenaufbereitung und Simulation der PV-Leistung einige Rechenzeit in Anspruch nimmt, kann in der operationellen Anwendung eine zeitliche Korrektur notwendig sein. Hierzu wird eine „Zeitliche Interpolation“ in Abschnitt 6.2 vorgestellt. Die „Räumliche Interpolation“ in Abschnitt 6.3 erläutert und vergleicht verschiedene Methoden, mit denen die aus den Referenzanlagen mittels Invertierung abgeleitete horizontale Globalstrahlung  $G_h$  für alle Standorte der Zielanlagen

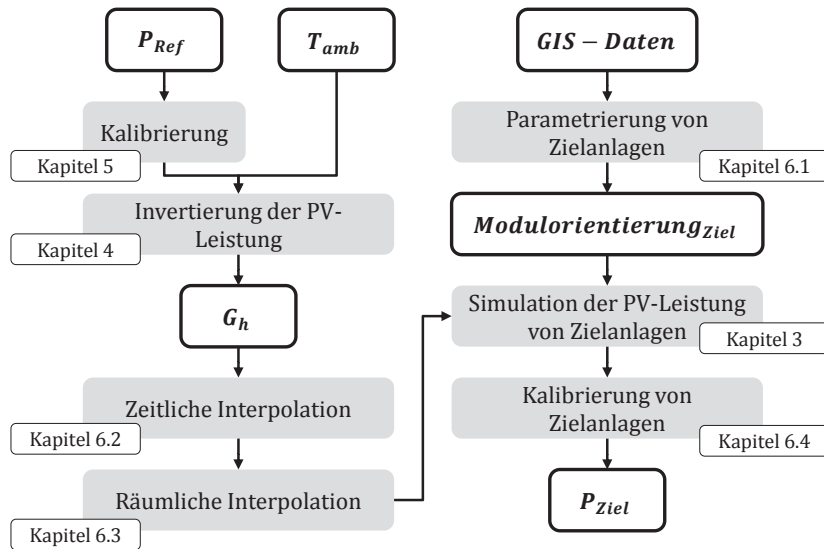


Abb. 1.1: Struktur des in dieser Arbeit entwickelten Hochrechnungsverfahrens. Wichtige Variablen sowie Parameter sind in weißen und zentrale Module in grauen Boxen abgebildet. Dabei definiert  $P_{Ref}$  die PV-Leistung von Referenz- und  $P_{Ziel}$  die von Zielanlagen.  $T_{amb}$  ist die Umgebungstemperatur und  $G_h$  die horizontale Globalstrahlung.

verfügbar gemacht wird. Ein speziell auf die Informationslage bei Zielanlagen zugeschnittener Ansatz zur „Kalibrierung von Zielanlagen“ wird in Abschnitt 6.4 entwickelt. Zudem werden die einzelnen Module in den genannten Kapiteln evaluiert und die Ergebnisse kritisch diskutiert.

Die kombinierte Anwendung der Module im Hochrechnungsverfahren wird abschließend in zahlreichen Evaluationen in Kapitel 7 analysiert. Der strukturelle Ablauf des Hochrechnungsverfahrens folgt dabei Abb. 1.1 und wird nachfolgend kurz erläutert. Die gemessene Leistung von Referenzanlagen  $P_{Ref}$  wird zunächst kalibriert und gemeinsam mit der Umgebungstemperatur  $T_{amb}$  zur Bestimmung der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  mittels einer Invertierung genutzt. Nach einer zeitlichen und räumlichen Interpolation von  $G_h$  kann unter Berücksichtigung der Modulausrichtung von Zielanlagen die PV-Leistung derselben simuliert werden. Diese PV-Leistung  $P_{Ziel}$  wird anschließend noch kalibriert. Schließlich wird  $P_{Ziel}$  den tatsächlichen Messwerten gegenübergestellt und zur Quantifizierung der durch das Hochrechnungsverfahren erreichten Verbesserungen verwendet. Zudem wird damit das ökonomische Einsparpotential der methodischen Verbesserungen abgeschätzt.

Eine kritische Würdigung der Arbeit findet in Kapitel 8 statt, gefolgt von zentralen Schlussfolgerungen und einer Zusammenfassung. Die Arbeit schließt mit einer Diskussion des zukünftigen Forschungsbedarfs.

## **2 Energiewirtschaftlicher Kontext von Hochrechnungsverfahren**

In diesem Kapitel wird zunächst eine Einordnung der vorliegenden Arbeit in den energiewirtschaftlichen Kontext vorgenommen (Abschnitt 2.1). Zudem werden verschiedene (Modell-)Ansätze zur ökonomischen Bewertung von Simulationsfehlern in Abschnitt 2.2 vorgestellt und diskutiert. Anschließend wird der aktuelle Stand der Forschung von Hochrechnungsverfahren in Abschnitt 2.3 skizziert und der daraus resultierende Forschungsbedarf abgeleitet. In Abschnitt 2.4 werden zentrale Fehlermaße vorgestellt, welche in zahlreichen Evaluationen Anwendung finden. Mit einer kurzen Zusammenfassung der Hauptthesen schließt das Kapitel in Abschnitt 2.5.

### **2.1 Solare Stromerzeugung und das Stromsystem**

Die in Kapitel 1 aufgezeigte wachsende Bedeutung der solaren Stromerzeugung erfordert eine effiziente technische und wirtschaftliche Integration in das Stromsystem. In den nachfolgenden Abschnitten sollen daher zentrale Rahmenbedingungen und Mechanismen vorgestellt werden. So werden in Abschnitt 2.1.1 wichtige Akteure auf dem deutschen Elektrizitätsmarkt genannt und ihr Zusammenspiel skizziert. Abschnitt 2.1.2 stellt die Grundlagen von PV-Anlagen und ihrer fluktuierenden Stromerzeugung vor. Abschnitt 2.1.3 beschreibt, wie erneuerbare Energien und speziell PV-Anlagen physikalisch sowie finanziell in energiewirtschaftliche Prozesse eingebunden werden. Für diese Integration von PV-Anlagen ist aufgrund von Unsicherheiten bei der Bestimmung ihrer aktuellen und zukünftigen Stromerzeugung die Vorhaltung und der Einsatz von Regel- sowie Ausgleichsenergie notwendig (siehe Abschnitt 2.1.4). Abschnitt 2.1.5 benennt schließlich Anreize, die zur Verbesserung von Hochrechnungsverfahren dienen und damit eine grundlegende Motivation für diese Arbeit darstellen.

#### **2.1.1 Akteure auf dem deutschen Elektrizitätsmarkt**

Auf dem deutschen Strommarkt agieren zahlreiche Akteure, die in verschiedenen physikalischen und finanziellen Beziehungen zueinander stehen. Hierzu zählen Stromkunden, Netzbetreiber, Bi-

lanzkreisverantwortliche (BKV), Erzeuger, Lieferanten und Energiebörsen. Am Beispiel der Integration von PV-Anlagen wird deren Zusammenspiel an späterer Stelle in Abb. 2.2 erläutert.

Mit der Elektrizitätsbinnenmarkt-Richtlinie 96/92/EG<sup>1</sup> der damals noch Europäischen Gemeinschaft vom 19.12.1996 wurde der Weg zu einer liberalisierten Energiewirtschaft geebnet und mit dem „Gesetz zur Neuregelung des Energiewirtschaftsrechts“ 1998 schließlich in nationales Recht umgesetzt. Die Neuregelung umfasst v.a. die Neufassung des Energiewirtschaftsgesetzes (EnWG), sowie Änderungen des Gesetzes gegen Wettbewerbsbeschränkungen (GWB) und des Stromeinspeisungsgesetzes (StromEinspG). Im EnWG<sup>2</sup> werden die Rahmenbedingungen eines freien Wettbewerbs definiert und verschiedene Mindestanforderungen gestellt. Dazu zählt auf Seiten des Stromkundens die freie Wahl des Versorgers, eine Entflechtung von Konzernen hinsichtlich Erzeugung, Netz, Vertrieb und Handel, ein diskriminierungsfreier Netzzugang der Lieferanten und Erzeuger, ein unabhängiges Regulierungsorgan (Bundesnetzagentur) sowie ein unabhängiger Systemoperator, welcher durch die Übertragungsnetzbetreiber (ÜNB) repräsentiert wird (Kleest und Reuter, 2002; Panos, 2013). Die genannten Rahmenbedingungen haben wiederum Auswirkungen auf die verschiedenen Akteure selbst, welche nachfolgend vorgestellt werden.

Zu den Stromkunden zählen Haushalte ebenso wie auch Industriebetriebe. Angepasst an ihren Stromverbrauch gelten verschieden Rechte und Pflichten statuiert, aber auch unterschiedliche Preismodelle. Der starke Zubau an PV-Anlagen in den letzten Jahren hat zudem dazu geführt, dass Stromkunden nun auch häufig als Erzeuger in Erscheinung treten.

In Deutschland gibt es ein Verbundnetz, bestehend aus verschiedenen Netzebenen (Höchstspannung, Hochspannung, Mittelspannung und Niederspannung), welches von Verteilnetzbetreibern (VNB) und ÜNB betrieben wird. Die von den ÜNB geführten Höchstspannungsnetze leiten den Strom aufgrund der hohen Spannung relativ verlustarm durch Deutschland und Europa. Die meisten PV-Anlagen sind hingegen an das Niederspannungsnetz angeschlossen (DGS, 2015), welches im Regelfall von einem VNB betrieben wird. Während noch vor wenigen Jahren die Niederspannungsnetze der lokalen Stromverteilung gedient haben, wird inzwischen immer mehr Strom auf dieser Netzebene eingespeist, wodurch zeitweise eine Umkehr des Stromflusses auftritt (Wendt, 2012; Appelrath et al., 2012).

Das Netzgebiet der BRD ist in vier Regelzonen unterteilt, die von den ÜNB Amprion, Tenet, TransnetBW und 50Hertz betrieben werden. In den Regelzonen gibt es zudem zahlreiche Bilanzkreise. „Ein Bilanzkreis umfasst alle Einspeisungs- und Entnahmestellen der bilanzkreis-

---

<sup>1</sup> Siehe EP und EU-Ministerrat (1996) für die Originalfassung.

<sup>2</sup> Siehe BMJV (2017b) für eine aktuelle Fassung des EnWG.

bildenden Netznutzer oder jeweiligen Lieferanten innerhalb eines Übertragungsnetzes“ (Panos, 2013, S. 61). In seiner Kernaufgabe übernimmt der Bilanzkreisverantwortliche die (wirtschaftliche) Verantwortung für einen ausgeglichen Bilanzkreis, bei dem die Stromerzeugung die Stromnachfrage deckt. Dazu meldet er dem zuständigen ÜNB am Vortag einen Fahrplan der geplanten Einspeisungen und Entnahmen, damit dieser eine Lastflussberechnung durchführen und bei Bedarf korrigierend einwirken kann. Um etwaige Gefährdungen und Störungen vom Elektrizitätsversorgungssystem abzuwenden, stehen den ÜNB hierfür netzbezogene Maßnahmen, insbesondere durch Netzschaltungen, marktbezogene Maßnahmen wie der Redispatch<sup>3</sup> sowie zusätzliche (Netz-)Reserven zur Verfügung (§ 13 Abs. 1 EnWG). Erst als grundsätzlich letzte Maßnahme dürfen erneuerbare Erzeuger im Rahmen von Einspeisemanagementmaßnahmen abgeregelt werden. Im Falle einer Abregelung einer PV-Anlage ist der Netzbetreiber anschließend zu einer Ausgleichszahlung gegenüber dem Betreiber verpflichtet.<sup>4</sup>

Als Erzeuger werden sowohl alle erneuerbaren als auch konventionellen Technologien bezeichnet. Im Januar 2017 sind im deutschen Stromsystem 45.5 GWp Windkraft an Land, 40.9 GWp Photovoltaik, 23.4 GWp Steinkohle, 28.3 GWp Gas, 20.9 GWp Braunkohle, 10.8 GWp Kernenergie, 7.1 GWp Biomasse, 5.6 GWp Wasserkraft, 4.2 GWp Mineralöl und 4.1 GWp Windkraft auf See installiert (Fraunhofer ISE, 2017a). Die Wind- und Solarenergie wären damit hinsichtlich ihrer kumulierten Nennleistung der Anlagen im Stande, die maximale deutschlandweite Last von 82 GW abzudecken. Die tatsächliche Einspeisung beider Technologien ist allerdings in vielen Zeitpunkten durch die vorherrschenden Wetterbedingungen deutlich geringer.

Die Strombeschaffung übernehmen im Auftrag der Stromkunden die Lieferanten. Damit verbunden ist eine Vielzahl unterschiedlicher Verträge wie dem Rahmenvertrag zur Netznutzung, Netzanschluss-, Netznutzungs-, Bilanzkreis- und Stromliefervertrag. Der Strompreis setzt sich nur zu einem Teil aus den Kosten für die Stromlieferung<sup>5</sup> und zum anderen aus Netznutzungsentgelten, Kosten für Messung und Abrechnung, Abgaben (wie z. B. Steuern) sowie Umlagen zusammen.<sup>6</sup> Die Netznutzungsentgelte werden für die Nutzung der Netze sowie damit verbundenen Dienstleistungen erhoben und müssen von der Bundesnetzagentur (BNetzA) genehmigt werden.

---

<sup>3</sup> Reduzierung und Erhöhung der Stromeinspeisung von Kraftwerken zur Überwindung von Engpassstellen unter Erstattung der Kosten.

<sup>4</sup> Eine mögliche Abregelung durch den Netzbetreiber wird in der vorliegenden wissenschaftlichen Arbeit nicht thematisiert, da hierfür konkrete Netzzustandsinformationen notwendig wären. Eine eventuelle Leistungsbegrenzung wird hingegen indirekt durch die in Abschnitt 5.3 und Abschnitt 6.4 beschriebene Kalibrierung berücksichtigt.

<sup>5</sup> Hierzu zählen alle Kosten, die beim Lieferanten für den Einkauf der Strommenge anfallen. Siehe hierzu auch Abb. 2.2

<sup>6</sup> Eine genaue Aufschlüsselung der Kostenanteile wird in BMWi (2016) vorgenommen und hängt zudem stark von individuellen Verträgen oder etwaigen Befreiungen ab.

Zentraler Handelspunkt des Energiemarktes ist die Energiebörse „European Energy Exchange“ (EEX) mit Sitz in Leipzig. Besonders hervorzuheben ist der dort ansässige Terminmarkt, über welchen längerfristige Produkte angeboten werden. Von großer Bedeutung ist zudem der 2009 in die EPEX SPOT SE<sup>7</sup> überführte Spotmarkt mit dem Day-Ahead- und Intradaymarkt. Auf dem Day-Ahead-Markt können bis 12 Uhr des Vortages der physischen Erfüllung Gebote für Auktionen abgegeben werden. Der Intradayhandel schließt sich an diese Handelsaktivitäten an und ermöglicht Auktionen beginnend um 15 Uhr des Vortages bis 30 min vor der tatsächlichen Erfüllung. Beide Handelsformen weisen einige signifikante Unterschiede auf. Während auf dem Day-Ahead-Markt nur stündliche Produkte gehandelt werden können, ist auf dem Intradaymarkt seit Dezember 2014 ein viertelstündlicher Austausch möglich. Am Day-Ahead-Markt wird durch den Schnittpunkt von Angebots- und Nachfragekurve ein sogenannter Markträumungspreis definiert, der dann für alle Auktionen verbindlich ist. Die Angebotskurve setzt sich aus verschiedenen Kraftwerken zusammen, die eine bestimmte Leistung typischerweise zu ihren Grenzkosten anbieten. Die daraus resultierende Einsatzreihenfolge (auch Merit-Order genannt) hängt in großem Maße von den Energieträgern ab und setzt sich für steigende Grenzkosten typischerweise aus der Kernenergie, Braunkohle, Steinkohle, Gas und Mineralöl zusammen.<sup>8</sup> Da bei den erneuerbaren Energien mit Ausnahme von Biomasse und Geothermie keine Grenzkosten anfallen (Zapf, 2017), verschieben diese die Angebotskurve. Aus dieser veränderten Angebotskurve resultiert ein niedrigerer Markträumungspreis mit geringeren Börseneinnahmen bei allen Erzeugern.

Wetter- und Leistungsprognosen werden typischerweise umso genauer, je kleiner der Prognosehorizont ist<sup>9</sup> (Tuohy et al., 2015). Daraus resultiert eine höhere Sicherheit bei der Prognose der Stromerzeugung am Tag der Erfüllung gegenüber dem Handel am Vortag, sodass der Intradaymarkt häufig zum Ausgleich von Prognosefehlern des Day-Ahead-Marktes genutzt wird (von Roon, 2012). Darüber hinaus ergibt sich durch die Anpassung der stündlichen Auktionen des Day-Ahead-Marktes auf die viertelstündlichen Intervalle ein systematischer Fehler, der auf dem Intradaymarkt ausgeglichen werden kann (Hirth und Ziegenhagen, 2015). Diese Anpassung ist notwendig, da zahlreiche im EnWG, der Messzugangsverordnung (MessZV) und der Stromnetzzugangsverordnung (StromNZV)<sup>10</sup> definierten Prozesse und Bilanzierungen in einer viertelstündlichen Taktung erfolgen.

---

<sup>7</sup> Die European Power Exchange (EPEX) SPOT SE ist eine europäische Strombörse mit Sitz in Paris, an der die EEX Group 51 % Anteile hält.

<sup>8</sup> Zu manchen Zeitpunkten zeigen sich u. a. aufgrund von intertemporalen Zusammenhängen, die beispielsweise durch An- und Abfahrtsvorgänge verursacht werden, große Abweichungen von dieser Theorie (Andor et al., 2010; Graeber, 2013).

<sup>9</sup> Der Prognosehorizont gibt an, wie weit eine Prognose in die Zukunft reicht.

<sup>10</sup> Siehe BMJV (2013) für eine aktuelle Fassung der MessZV und BMJV (2016a) für die aktuelle Fassung der StromNZV.

Eine weitere Besonderheit gegenüber dem Day-Ahead-Markt ist der Einsatz eines „Pay-as-bid“-Verfahrens, wodurch es je nach Handelszeitpunkt zu unterschiedlichen Preisen kommen kann. Gemessen am Transaktionsvolumen dominierte auch 2016 der Day-Ahead-Markt mit 235 TWh den Intradaymarkt mit 41 TWh sehr deutlich für das Gebiet Deutschland, Österreich und Luxemburg. Beide Marktformen weisen hingegen sehr ähnliche durchschnittliche Preise von ca. 29 €/MWh auf (Schubotz, 2017).

### 2.1.2 Grundlagen der photovoltaischen Stromerzeugung

PV-Module bestehen aus Halbleitern, welche die Energie von Photonen (Lichtteilchen) zur elektrischen Stromerzeugung nutzen. Ein häufig genutzter Halbleiter ist Silizium, der durch Behandlung mit anderen Stoffen wie Phosphor oder Bor in einen p- und n-dotierten Bereich aufgeteilt wird (Quaschnig, 2013). Während sich die n-Dotierung durch einen Überschuss an Elektronen auszeichnet, gibt es im p-Bereich ein Überangebot an freien Löchern. Zwischen beiden Bereichen befindet sich die sogenannte Raumladungszone. Durch die natürliche Diffusion von freien Löchern in den n-Bereich und Elektronen in den p-Bereich entsteht ein elektrisches Feld, das dieser Bewegung entgegengerichtet ist. Trifft nun ein Photon in die dazwischenliegende Raumladungszone, hebt es Elektronen auf ein höheres Energieniveau. Diese Elektronen werden durch das elektrische Feld in das n-Gebiet und die freiwerdenden Löcher in das p-Gebiet gezogen. Diese Energie kann durch einen angeschlossenen elektrischen Verbraucher dann genutzt werden. Der beschriebene Kreislauf stellt das Grundprinzip der photovoltaischen Stromerzeugung dar. Die Effektivität, mit welcher Photonen in den Zellen zur Stromerzeugung beitragen, hängt dabei stark von der spektralen Empfindlichkeit einer Solarzelle, Reflektionen an der Oberfläche und Transmissionen durch die Zelle ab (Quaschnig, 2013). Die spektrale Empfindlichkeit ist dabei ein Maß dafür, welche Wellenlängen der eintreffenden Strahlung von der Solarzelle genutzt werden können.

Nachdem bei den weltweit installierten PV-Anlagen überwiegend kristalline Solarzellen aus Silizium (c-Si) verwendet werden (Fraunhofer ISE, 2017b), wird in den Simulationen dieser Arbeit ausschließlich dieser Zelltyp verwendet. Darüber hinaus gibt es aber weitere Zelltypen, etwa aus amorphem Silizium, Cadmiumtellurid (CdTe) oder Kupfer-Indium-Diselenid (CIS). Bei nichtkonzentrierenden kristallinen Siliziumzellen werden inzwischen unter Laborbedingungen Wirkungsgrade von bis zu 26.6% erreicht (Yoshikawa et al., 2017). Bei anderen Zelltypen oder konzentrierenden Ansätzen liegen die Wirkungsgrade sogar noch deutlich höher und erreichen derzeit für eine vom Fraunhofer ISE zusammen mit der Soitec Solar GmbH entwickelten Zelle



einen Wert von 46 % (NREL, 2017). In der kommerziellen Anwendung sind diese Wirkungsgrade reduziert und liegen typischerweise in einem Bereich unterhalb von 20 % (Wirth, 2017).

Der Wirkungsgrad eines Moduls hängt funktionell von der ihm zur Verfügung stehenden Einstrahlung und der Temperatur ab. Vereinfacht dargestellt verbessert sich der Wirkungsgrad mit einer größer werdenden Strahlung und sinkenden Temperatur (vgl. Abschnitt 3.3.1). Zur Nutzung der solaren Einstrahlungsleistung wird zudem ein Wechselrichter benötigt, der den aus den PV-Modulen stammenden Gleichstrom in Wechselstrom umwandelt. Der Wirkungsgrad dieser Wechselrichter steigt mit zunehmender Auslastung und erreicht Werte von ca. 98 % (Wirth, 2017). Der gesamte Systemwirkungsgrad von Modulen, Wechselrichter(n) und allen übrigen Komponenten wird zudem durch Reflektionen, Verschmutzung, Degradation, Verschattung, Kabelverlusten, technischen Ausfällen und anderen Einflüssen reduziert. In der realen Anwendung wird durch die kombinierte Überlagerung dieser Einflüsse daher lediglich ein Gesamtwirkungsgrad von 80 % bis 90 % vom ursprünglichen Modulwirkungsgrad erreicht (Wirth, 2017).

Neben dem Wirkungsgrad der PV-Anlage stellt für die solare Stromerzeugung die Einstrahlung einen entscheidenden Faktor dar. Diese ist naturgemäß jedoch nicht konstant, sondern unterliegt den saisonalen und täglichen Einflüssen eines sich ändernden Sonnenstands sowie kurzfristigen, meist wetterbedingten Schwankungen. Letztere werden insbesondere durch den Wolkenzug und spezifische Verschattungssituationen am Standort beeinflusst. In Abb. 2.1 sind zur Veranschaulichung drei verschiedene Anlagen für das Jahr 2014 von Januar bis Dezember visualisiert und ergänzen damit detailliertere Analysen in Abschnitt 3.1. Durch den saisonalen Einfluss wird nicht nur das Zeitfenster für die Stromerzeugung im Winter deutlich verkürzt, sondern auch die Höhe der eingespeisten Leistung reduziert. Hinzu kommen einzelne Tage in Abb. 2.1, an denen durch Schneefall keinerlei Stromerzeugung stattfindet. Ebenfalls von großem Interesse ist der Einfluss der Modulausrichtung. Bei einer PV-Anlage die nach Osten ausgerichtet ist (siehe Abb. 2.1a), findet die Stromerzeugung v.a. in den früheren Tagesstunden statt, während die nach Westen ausgerichtete Anlage in Abb. 2.1c bis in die Abendstunden Strom produzieren kann. Für eine über den Tag möglichst ausgeglichene solare Stromerzeugung kann daher im Hinblick auf größere Netzgebiete ein breitgefächertes Anlagenportfolio interessant sein (Kreifels et al., 2014; Killinger et al., 2015b).

Folglich beeinflussen die Modulausrichtung einer Anlage und die vorherrschenden lokalen Einstrahlungsbedingungen in erheblichem Maße die produzierte Jahresenergie. Wird diese Jahresenergie den Gesamtkosten gegenübergestellt, können aus beiden Größen die Stromgestehungskosten berechnet werden. Laut einer Prognose von Kost et al. (2013) liegen diese zwischen 7 und 13 ct/kWh für 2017. Der technologische Fortschritt sowie Skalen- und Lerneffekte haben dazu geführt, dass die Investitionskosten seit 2006 um 75 % gesunken sind (Wirth, 2017). Dies

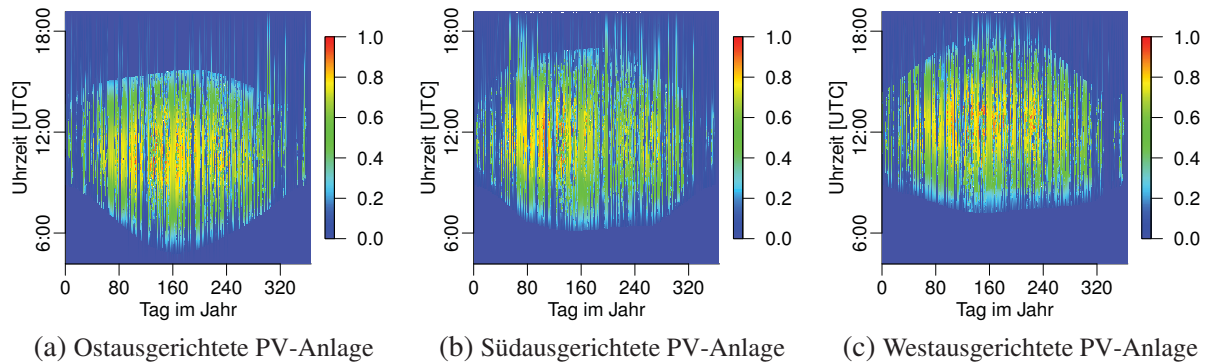


Abb. 2.1: Die mit der installierten Anlagenleistung normierte PV-Leistung für drei ausgewählte Anlagen im Jahr 2014. Dargestellt sind von den in Abschnitt 3.1.1 beschriebenen Anlagen die Systeme mit der ID 2 (ostausgerichtet), 4 (südausgerichtet) und 10 (westausgerichtet).

führte wiederum zu einem erheblichen Rückgang der Stromgestehungskosten. Insgesamt zeigte sich in den letzten Jahren, dass durch eine jeweilige Verdopplung der weltweit installierten Leistung von PV-Anlagen die Modulpreise um durchschnittlich 23 % sinken (Wirth, 2017). Die gesunkenen Stromgestehungskosten und die hohen Haushaltsstrompreise<sup>11</sup> machen die solare Stromerzeugung für den Eigenverbrauch, auch in Kombination mit der Nutzung lokaler Batteriespeicher, interessant. In den nächsten Jahren wird von einem steigenden Eigenverbrauch ausgegangen, wodurch die Berücksichtigung dieses Einflusses in Echtzeit- und Prognoseanwendungen zunehmend wichtig werden wird. Der Fokus dieser Arbeit liegt allerdings auf der präzisen Bestimmung der Erzeugungsleistung von PV-Anlagen. Auf die insbesondere für die Bilanzierung bedeutsamen Auswirkungen des Eigenverbrauchs wird daher im Kontext dieser Arbeit nicht eingegangen. Stattdessen wird vereinfachend davon ausgegangen, dass alle PV-Anlagen ihre Stromerzeugung ins Netz einspeisen und diese Menge berechnet werden soll. Eng mit diesen Themen verbunden ist die Integration von PV-Anlagen und Vermarktung ihrer Stromerzeugung. Darauf wird detailliert im nächsten Abschnitt eingegangen.

### 2.1.3 Integration und Vermarktung von Solarstrom

Bereits 1990 wurde das StromEinspG verabschiedet und damit die Integration von erneuerbaren Energien in das deutsche Stromsystem geregelt. Im Jahr 2000 wurde dieses dann durch das „Gesetz für den Vorrang Erneuerbarer Energien (Erneuerbare-Energien-Gesetz – EEG)“ abgelöst. „Das EEG regelt die Abnahme und die Vergütung von ausschließlich aus erneuerbaren Energiequellen gewonnenem Strom durch Energieversorgungsunternehmen, die Netze für die allgemei-

<sup>11</sup> Wirth (2017) geht bei einem Musterhaushalt mit drei Personen und einem Jahresverbrauch von 3.500 kWh von einem Haushaltsstrompreis von ca. 29 ct/kWh im Jahr 2015 aus.

ne Stromversorgung betreiben“ (Panos, 2013, S. 108). Es wurde in den letzten Jahren mehrfach hinsichtlich der Zieldefinition, Systemintegration, Marktintegration, Vergütung und der Berücksichtigung von Speichern überarbeitet (EEG 2004, EEG 2009, EEG 2012, Novellierung des EEG 2012 durch die PV-Novelle im Jahr 2012, EEG 2014, EEG 2017<sup>12</sup>).

In Abhängigkeit der Größe einer PV-Anlage sowie dem Zeitpunkt der Inbetriebnahme ist im EEG beispielsweise geregelt, ob technische Einrichtungen zum Abruf der Ist-Einspeisung und zur ferngesteuerten Regelung der Einspeiseleistung notwendig sind. Bei Neuanlagen ab 2012 sind beide Maßnahmen ab einer installierten Leistung von  $> 100$  kWp verpflichtend (§ 9 Abs. 1 EEG 2017). Bei kleineren Anlagen  $> 30$  kWp ist lediglich eine ferngesteuerte Regelung verpflichtend (§ 9 Abs. 2 Nr. 1 EEG 2017). Betreiber von Anlagen  $< 30$  kWp haben entweder dieselbe Vorgabe zu erfüllen oder die Einspeisung auf 70% der installierten Leistung am Netzanschlusspunkt zu begrenzen (§ 9 Abs. 2 Nr. 2 EEG 2017). Der Netzbetreiber wird damit grundsätzlich in die Lage versetzt, die Einspeisung großer Anlagen zu verfolgen. Eine Verwendung dieser Daten durch den ÜNB oder externe Dienstleister ist allerdings eingeschränkt, da die Messdaten beim VNB erhoben und im Regelfall nicht in Echtzeit, sondern erst rückwirkend für den vorangegangenen Tag abgerufen werden können (Guthke, 2017).

Hinsichtlich der Vermarktung bietet sich den Betreibern von PV-Anlagen je nach deren Größe eine Wahlmöglichkeit: Bei Anlagen mit einer installierten Leistung bis zu 100 kWp kann der Betreiber zwischen der Direktvermarktung (§§ 19 Abs. 1 Nr. 1, 20, 21a EEG 2017) oder einer durch das EEG gesicherten Einspeisevergütung<sup>13</sup> (§§ 19 Abs. 1 Nr. 2, 21 Abs. 1 Nr. 1 EEG 2017) wählen. Dabei kann der Betreiber monatlich zwischen den Vergütungsmodellen wechseln (§ 21b Abs. 1 S. 2 EEG 2017). Übersteigt die Anlage hingegen die installierte Leistung von 100 kWp, so entfällt die Wahlmöglichkeit, womit dem Anlagenbetreiber grundsätzlich nur die Direktvermarktung bleibt. Eine gesicherte Einspeisevergütung im Sinne einer Ausfallvergütung ist noch unter den engen Voraussetzungen des § 21 Abs. 1 Nr. 2 EEG 2017 möglich.

Bei einer Direktvermarktung wird der Strom nahezu ausschließlich im Rahmen eines Marktprämienmodells (unter den Voraussetzungen des § 20 EEG 2017) über kommerzielle Anbieter im Auftrag eines Anlagenbetreibers an der Strombörse gehandelt (netztransparenz.de, 2017). Die Erlöse setzen sich dabei aus dem durchschnittlich an der Strombörse erzielten Marktpreis für den von Solaranlagen produzierten Strom sowie einer vom Netzbetreiber gezahlten Marktprämie zusammen. Bei sogenannten Bestandsanlagen, die bis zum 31. Juli 2014 ans Netz gegangen sind, wird zusätzlich eine Managementprämie<sup>14</sup> gezahlt. Bei neueren Anlagen (Neuanlagen) wird die-

---

<sup>12</sup> Siehe BMJV (2017a) für eine aktuelle Fassung.

<sup>13</sup> Die durch das EEG gesicherte Einspeisevergütung wird nachfolgend auch alternativ als Festvergütung bezeichnet.

<sup>14</sup> Diese beträgt bei Solaranlagen seit dem EEG 2014 0,4 ct/kWh.

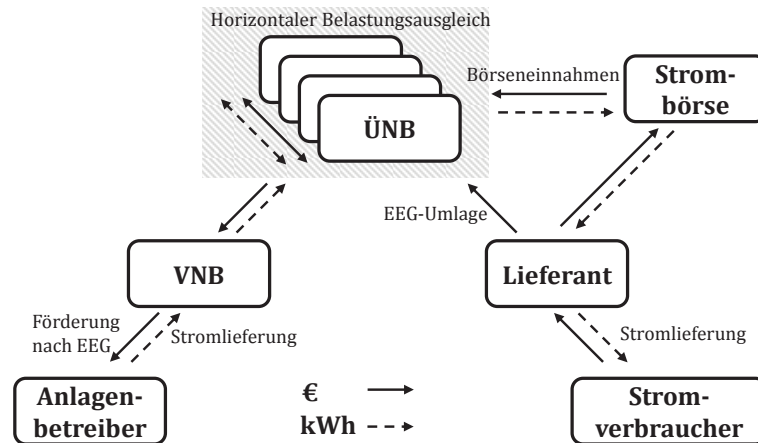


Abb. 2.2: Vereinfachtes Zusammenspiel verschiedener Akteure bei der physikalischen (gestrichelte Linie) und monetären (durchgezogene Linie) Integration der PV-Leistung in das deutsche Stromsystem bei einer durch das EEG gesicherten Einspeisevergütung. Die Zuständigkeiten der ÜNB sind durch den horizontalen Belastungsausgleich in der EEA in Abhängigkeit des Letztverbraucherabsatzes aufgeteilt. Eigene Darstellung in Anlehnung an BNetzA (2012b) und BDEW (2015).

se nicht gesondert ausgewiesen, sondern in Form einer erhöhten Marktprämie berücksichtigt. Die Marktprämie selbst ist monatlich variabel<sup>15</sup> und gleicht schwankende Marktpreise dahingehend aus, dass ein Referenzwert<sup>16</sup> erreicht wird. Erzielt ein Direktvermarkter hohe Marktpreise und muss aufgrund guter Prognosen nur geringe Mehr- oder Mindermengen ausgleichen, können im Vergleich zur Festvergütung höhere Einnahmen erwirtschaftet werden. Den potentiellen Mehreinnahmen beim Anlagenbetreiber steht allerdings eine Gebühr für das Direktvermarktungsunternehmen gegenüber. Für die Teilnahme an der Direktvermarktung ist zudem eine Fernsteueranlage vorgeschrieben, welche bei Anlagen, die bislang davon befreit waren, nachgerüstet werden muss. Insbesondere für ältere und kleine Bestandsanlagen ist die durch das EEG gesicherte Einspeisevergütung damit häufig attraktiver (Vogtmann, 2016). Vergleicht man die gesamte installierte Leistung aus Fraunhofer ISE (2017a) mit der in der Direktvermarktung gemeldeten Leistung für Januar 2017 (netztransparenz.de, 2017), werden rund 79.7% der installierten Leistung von PV-Anlagen aber nur 8.4% der an Land befindlichen Windkraftanlagen mit der durch das EEG gesicherten Einspeisevergütung entlohnt.

Aufgrund der großen Bedeutung für die Solarenergie wird nachfolgend detailliert auf die durch das EEG gesicherte Festvergütung eingegangen. Die physikalischen und monetären Wechselbeziehungen zwischen den verschiedenen Akteuren sind in Abb. 2.2 skizziert. Grundsätzlich erhält der Anlagenbetreiber für jede eingespeiste kWh eine im EEG geregelte Festvergütung. Die ÜNB

<sup>15</sup> Die Berechnung ist in Anlage 1 zum EEG 2017 geregelt.

<sup>16</sup> Dieser Referenzwert entspricht bei Bestandsanlagen der durch das EEG gesicherten Einspeisevergütung.

sind durch die Erneuerbare-Energien-Verordnung (EEV)<sup>17</sup> dazu verpflichtet, diesen sogenannten EEG-Strom auf dem Day-Ahead- oder Intradaymarkt zu veräußern. Die Differenz zwischen den Erlösen an der Strombörse und den zugesicherten Vergütungszahlungen werden durch die EEG-Umlage auf den EEG-pflichtigen Stromverbrauch umgelegt. Sinkende Börseneinnahmen führen damit zwar zu einer höheren EEG-Umlage, letztlich kann ein Lieferant den Strom aber auch zu günstigeren Preisen beziehen. Sofern keine Befreiung vorliegt, trägt der Stromverbraucher die EEG-Umlage sowie weitere in Abschnitt 2.1.1 skizzierten Kosten.

Da die installierte Leistung der EEG-Anlagen in den Regelzonen ganz unterschiedlich verteilt ist, wird durch den horizontalen Belastungsausgleich sichergestellt, „dass jede Regelzone unabhängig von der tatsächlichen direkten Einspeisung anteilig zu dem Letztverbraucherabsatz gleichmäßig belastet wird“ (BNetzA, 2013). Der VNB stellt ein Bindeglied zwischen dem Anlagenbetreiber und dem ÜNB dar. Der monetäre und physikalische Austausch zwischen beiden Akteuren wird auch als vertikaler Belastungsausgleich bezeichnet.

Der ÜNB nimmt somit die zentrale Rolle bei der Vermarktung des EEG-Stroms ein, welche durch das EEG, die EEV sowie die Erneuerbare-Energien-Ausführungsverordnung (EEAV)<sup>18</sup> klar definiert ist: „Die ÜNB sind vom Gesetzgeber angehalten die Vermarktung bestmöglich, transparent, diskriminierungsfrei und mit Prognosen nach dem aktuellen Stand der Wissenschaft durchzuführen“ (Graeber, 2013, S. 41). Auf das wirtschaftliche Ergebnis der ÜNB hat die Vermarktung des EEG-Stroms jedoch keinen direkten Einfluss, da sowohl sämtliche Erlöse und Zahlungen über das neutrale EEG-Konto laufen, als auch die Vermarktung buchhalterisch gesondert geführt wird. Für die Vermarktung und Integration der erzeugten Energie ist es von entscheidender Bedeutung, Prognosefehler ausgleichen zu können. Das dem ÜNB dazu zur Verfügung stehende Instrumentarium wird im folgenden Abschnitt behandelt.

### 2.1.4 Ausgleich von Prognosefehlern

Prognosefehler bei der Day-Ahead-Vermarktung des EEG-Stroms können, sofern sie rechtzeitig festgestellt werden, durch Handel am Intradaymarkt ausgeglichen werden. Alle verbliebenen Prognosefehler, die zu einem regelzonenübergreifenden Ungleichgewicht zwischen Verbrauch und Erzeugung führen, haben eine Abweichung der Netzfrequenz von ihrem Sollwert von 50 Hz zur Folge. Die Frequenz in einem engen Bereich um diese 50 Hz zu halten, ist Kernaufgabe der ÜNB (Schwab, 2012; Stoll, 2016). Hierfür stehen ihnen verschiedenen Einflussmöglichkeiten zur Verfügung, die sich vor allem durch ihren Umfang und ihre zeitliche Wirkung unterscheiden.

---

<sup>17</sup> Siehe BMJV (2016b) für eine aktuelle Fassung der EEV.

<sup>18</sup> Siehe BMJV (2017c) für eine aktuelle Fassung der EEAV.

Zunächst einmal wird die Frequenz bei einer großen Anzahl an konventionellen Kraftwerken und der mechanischen Trägheit ihrer Generatoren für eine kurze Zeit stabilisiert. Anschließend ist es erforderlich, dass die Primärregelreserve innerhalb von 15-30 s vollautomatisch verfügbar ist. Diese wird dann nach und nach durch gezielte Aktivierung der Sekundärregelreserve und anschließend der Minutenreserve ersetzt, um so bei erneuten Störungen wieder in vollen Umfang zur Verfügung stehen zu können.

Ähnlich wie am Intradaymarkt wird diese Regelenergie in einem „Pay-as-bid“-Verfahren auktioniert. Hierbei wird für die Primärregelreserve ausschließlich ein Leistungspreis, für die Sekundär- und Minutenreserve zusätzlich ein Arbeitspreis bezahlt. Bei der Sekundär- und Minutenreserve wird zudem zwischen positiver (Einspeisung) und negativer (Abregelung) Regelleistung unterschieden. Die tatsächlich in Anspruch genommene Regelenergie ergibt sich seit dem sukzessiven Zusammenschluss der vier Regelzonen in den Jahren 2008 bis 2010 als Regelzonensaldo (Consentec GmbH, 2014). Zuvor wurden die einzelnen Regelzonen noch unabhängig voneinander ausgeglichen. Dies hatte auch gegenläufige Aktivierungen der Regelleistung zur Folge, welche Kosten bis zu dreistelligen Millionenbeträgen jährlich nach sich zogen (BNetzA, 2010b). Um dies zu vermeiden, erfolgte daher der in BK6-08-111 definierte Zusammenschluss in einem Netzregelverbund (BNetzA, 2010a).

Während die für den Leistungspreis bezahlten Kosten der Primärregel-, Sekundär- und Minutenreserve auf die Netzentgelte angerechnet werden, wird der Arbeitspreis der Sekundär- und Minutenreserve anteilig auf alle BKV umgelegt, welche von ihrem ursprünglich angemeldeten Fahrplan abweichen. Für alle BKV gilt dabei ein regelzonenübergreifender, einheitlicher Bilanzgleichsenergiepreis (reBAP oder Ausgleichsenergiepreis), der mithilfe des Regelzonensaldos berechnet und in viertelstündlichen Werten veröffentlicht wird. Tatsächlich ist die Regelenergie aber nicht an dieses Intervall gebunden und es findet ein Abruf innerhalb des Zeitraums von 15 min statt. Gleicht sich die in Anspruch genommene positive und negative Regelenergie über den Zeitraum von 15 min in Summe weitgehend aus, resultiert ein kleiner Regelzonensaldo. Da auf diesen kleinen Regelzonensaldo die gesamten Kosten für die Regelenergie bezogen werden, ergibt sich ein sehr hoher Ausgleichsenergiepreis. Um solchen und anderen Preisspitzen vorzubeugen, ist die genaue Berechnung und Begrenzung daher im Beschluss BK6-12-024 der BNetzA geregelt (BNetzA, 2012a; TransnetBW GmbH, 2012). Trotz dieser Rahmenbedingungen können durch die Inanspruchnahme der Ausgleichsenergie hohe Kosten entstehen, aber auch Erlöse erwirtschaftet werden.

Für einen besseren Überblick über das Handelsvolumen (Day-Ahead- und Intradaymarkt) und den Mengensaldo (Ausgleichsenergie) sind diese zusammen mit den zugehörigen Preisen in Abb. 2.3 dargestellt. Als Analysezeitraum wurden die Jahre 2010 bis 2014 gewählt, auf wel-

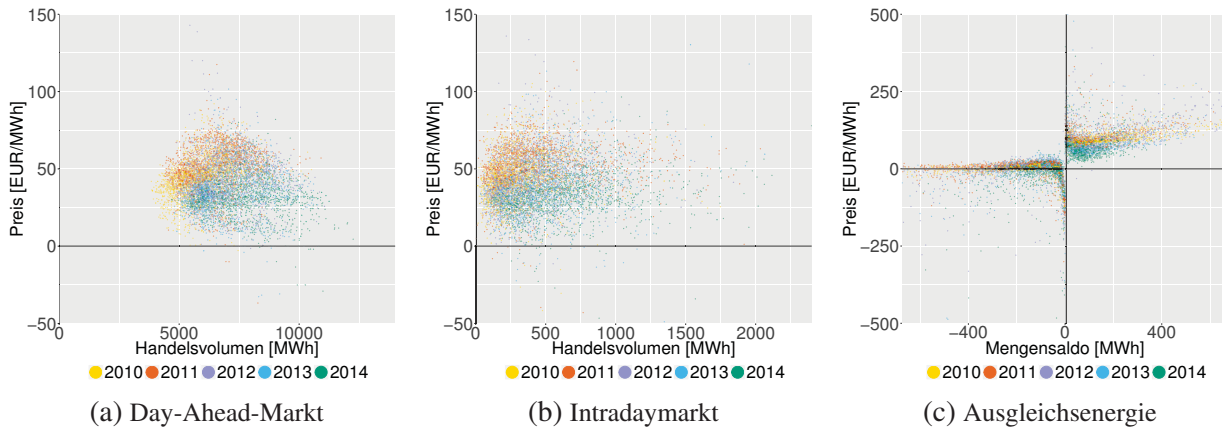


Abb. 2.3: Handelsvolumen (Day-Ahead- und Intradaymarkt) und Mengensaldo (Ausgleichsenergie) zusammen mit den entsprechenden Preisen für die Jahre 2010 bis 2014. Als Datenquellen für den Day-Ahead- und Intradaymarkt dient EEX AG (2017), sowie für die Ausgleichsenergie TransnetBW GmbH (2017). Für eine bessere Vergleichbarkeit sind in allen drei Abbildungen ausschließlich Viertelstundenwerte dargestellt und die Daten aus EEX AG (2017) wurden hierfür interpoliert. Anmerkung: Aufgrund der Vielzahl von Datenpunkten, wurden aus Darstellungsgründen zufällig 1/20 aller Zeitpunkte ausgewählt und visualisiert. Sehr wenige Extremwerte liegen zudem außerhalb der abgebildeten Bereiche.

che sich die Datensätze und Evaluationen in dieser Arbeit überwiegend beschränken. Es zeigt sich, dass in allen drei Abbildungen die Preise zwischen 2010 und 2014 gesunken sind. Während das Handelsvolumen auf dem Day-Ahead- als auch Intradaymarkt angestiegen ist, war der Mengensaldo der in Anspruch genommenen Ausgleichsenergie rückläufig.

Bei der Ausgleichsenergie gibt es normalerweise den Anreiz, dass Bilanzkreise, die den Regelzonensaldo ausgleichen, finanziell belohnt; Bilanzkreise, welche das Ungleichgewicht vergrößern, jedoch finanziell sanktioniert werden. Dieser Anreiz besteht in Abb. 2.3c im Quadranten mit positivem Saldo und positiven Preisen bzw. im Quadranten mit negativem Saldo und negativen Preisen. In der Praxis entstehen jedoch manchmal absurde Situationen, in denen die Anreize umgekehrt sind (Büchner und Nikogosian, 2015). Infolge werden Bilanzkreise, welche das Ungleichgewicht im Regelzonensaldo vergrößern, auch noch finanziell dafür belohnt (die beiden übrigen Quadranten in Abb. 2.3c). Um durch bewusste Über- oder Unterschätzungen der Leistungsbilanz mit dem Ausgleichsenergiemechanismus Erlöse zu generieren, ist dem BKV per Gesetz ein solches Handeln durch die BNetzA verboten worden<sup>19</sup>.

<sup>19</sup> „Die Inanspruchnahme von Ausgleichsenergie zur Lastdeckung bzw. zur Kompensation einer Überspeisung des Bilanzkreises ist nur zulässig, soweit damit nicht prognostizierbare Abweichungen ausgeglichen werden“ (BNetzA, 2011, S. 3).

### 2.1.5 Anreize zur Verbesserung von Hochrechnungsverfahren

Nachdem in den vorigen Abschnitten der energiewirtschaftliche Kontext dieser Arbeit detailliert beschrieben wurde, werden nachfolgend verschiedene wirtschaftliche Zusammenhänge und regulatorische Pflichten hinsichtlich ihrer Anreizwirkung zur Verbesserung von Hochrechnungsverfahren analysiert. Wie in Abschnitt 2.1.3 aufgezeigt, vermarktet der ÜNB wesentliche Teile des durch PV-Anlagen erzeugten Stroms. Daher werden in § 7 EEA V konkrete wirtschaftliche „Anreize zur bestmöglichen Vermarktung“ des ÜNB definiert. Zunächst werden hierfür die beeinflussbaren Differenzkosten ermittelt. Für diese Differenzkosten sind die untertägig gehandelten (Intradaymarkt) oder über Ausgleichsenergie in Anspruch genommenen Strommengen maßgeblich. Diese werden mit der Preisdifferenz zum Vortageshandel (Day-Ahead-Markt) bewertet. Die über ein Kalenderjahr kumulierten Kosten aller Viertelstundenwerte werden dann durch die laut dem horizontalen Belastungsausgleich (siehe Abschnitt 2.1.3) zu vermarktende Menge dividiert. Als Vergleichswert dient das arithmetische Mittel der beeinflussbaren Differenzkosten aller ÜNB der beiden Vorjahre. Zeigen sich Verbesserungen, erhält der ÜNB bis zu 25 % der Ersparnis als Bonuszahlung, während die anderen 75 % durch eine geringere EEG-Umlage dem Letztverbraucher zugutekommen. Die Auszahlung von Boni ist für alle ÜNB zusammen auf 20 Mio. € und für einen einzelnen ÜNB auf seinen nach dem horizontalen Belastungsausgleich zustehenden relativen Anteil dieser 20 Mio. € pro Kalenderjahr begrenzt.

Darüber hinaus tritt der ÜNB in der Vermarktung des EEG-Stroms auch als BKV eines EEG-Bilanzkreises in Erscheinung. Laut BNetzA (2011, S. 3) gilt: „Der BKV ist verpflichtet, durch zumutbare Maßnahmen, insbesondere durch entsprechende Sorgfalt bei der Erstellung der Prognosen, die Bilanzabweichungen möglichst gering zu halten.“ Insgesamt zeigen sich damit sowohl rechtliche als auch finanzielle Anreize, die den ÜNB motivieren sollen, möglichst präzise die PV-Leistung zu prognostizieren.

Eine weitere Kernaufgabe der ÜNB zur Wahrung der Versorgungssicherheit besteht darin, etwaige Netzengpässe zu beseitigen (vergleiche Maßnahmen in Abschnitt 2.1.1). Netzengpässe werden primär mit einem windkraftbedingten Stromüberschuss im Norden, einem Stromdefizit durch Kraftwerksstilllegungen (u. a. der Atomkraftwerke) im Süden und einem schleppenden Netzausbau im deutschen Übertragungsnetz in Verbindung gebracht (BDEW, 2017). Laut BNetzA (2017a) werden diese Netzengpässe maßgeblich durch Redispatch (11.475 GWh, 219 Mio. €) und Einspeisemanagement (3.743 GWh, 373 Mio. €) abgefangen. Betroffen vom Einspeisemanagement waren 2016 mit rund 94 % der Ausfallarbeit und 86 % der geschätzten Entschädigungsansprüche die Windenergie an Land und mit rund 5 % der Ausfallarbeit und 11 % der geschätzten Entschädigungsansprüche die Solarenergie (BNetzA, 2017a). Insgesamt zeigte



sich gegenüber dem Vorjahr bei beiden Maßnahmen ein Rückgang im Umfang der Energiemenge und den verursachten Kosten. Als Gründe werden eine leicht rückläufige Erzeugungsmenge aus Wind- und Solaranlagen sowie ein verbessertes Redispatch-Konzept bei den ÜNB genannt (BNetzA, 2017a).

Der Einfluss von Prognose- und Hochrechnungsverfahren auf Netzengpässe und daraus resultierender Kosten ist schwer zu quantifizieren und wird durch andere Einflussfaktoren wie etwa einer unsicheren Lastprognose oder technischen Ausfällen überlagert. Da eine präzisere Kenntnis der gegenwärtigen und zukünftigen PV-Leistung aber Unsicherheiten im Elektrizitätsversorgungssystem reduziert, ist mit positiven Auswirkungen zu rechnen. Auch wenn dadurch netzbedingte Engpässe nicht gänzlich verhindert werden können, kann zumindest der Bedarf ausgleichender Maßnahmen besser abgeschätzt und auf ein Minimum reduziert werden.

Dass Verbesserungen in Hochrechnungsverfahren nicht nur für den ÜNB, sondern auch für den VNB interessant sind, wird in Kracker und Pienitz (2017) aufgegriffen. Die Autoren kommen zu dem Fazit, dass durch Verbesserungen ihres Hochrechnungsverfahrens die „Abweichung zwischen der PV-Energiemengenbilanzierung und der gegenüber dem ÜNB zu testierenden Jahresabrechnung“ deutlich reduziert werden kann. Die höhere Energiemengenbilanzierungsqualität reduziert infolge die Kosten für die Bilanzkreisbewirtschaftung.

Darüber hinaus haben Direktervermarktungsunternehmen ein großes wirtschaftliches Interesse an einer präzisen Prognose der Stromerzeugung von PV-Anlagen. Da bei der Direktvermarktung von Solarenergie verschiedene Unternehmen im Wettbewerb zueinander stehen, können hierbei selbst kleine Verbesserungen zu erheblichen Wettbewerbsvorteilen führen. Ähnliches gilt für kommerzielle Prognoseanbieter, deren Daten nicht nur in der Direktvermarktung, sondern auch verstärkt in der optimierten Betriebsführung von Batteriespeichern und anderen Energiemanagementsystemen genutzt werden.

In den obigen Ausführungen liegt der begriffliche Schwerpunkt immer wieder auf in die Zukunft gerichteten Prognosen, während sich der primäre Fokus dieser Arbeit auf eine verbesserte Bestimmung der PV-Leistung in Echtzeit konzentriert. Ob die obigen Anforderungen und Anreize auch auf die Rahmenbedingungen der vorliegenden Arbeit übertragen werden können, hängt daher unmittelbar mit der Frage zusammen, in welchem Wechselspiel das in den nächsten Kapiteln skizzierte Hochrechnungsverfahren und die angesprochenen Leistungsprognosen stehen. Hierbei zeigen sich zwei elementare Verbindungselemente:

- Die Hochrechnung der PV-Leistung in Echtzeit wird beim ÜNB mangels geeigneter Alternativen in vielen Prozessen als die tatsächliche Erzeugung behandelt. Entsprechend gilt dieser Wert als Benchmark, an dem verschiedene Akteure ihre Prognoseverfahren kali-

brieren und evaluieren (Saint-Drenan et al., 2017). Insofern können verbesserte Echtzeit-Hochrechnungen mittelfristig auch zu verbesserten Prognosen führen.

- Zusätzlich ist mit Ausnahme der zeitlichen Interpolation eine direkte Anwendung der in dieser Arbeit vorgestellten Methoden in Leistungsprognosen möglich. Die in Abb. 1.1 skizzierte Struktur kann sogar weitgehend beibehalten werden, wenn anstelle von Leistungsmessungen in Echtzeit die Prognosen zukünftiger Werte eingesetzt werden. Eine solche Umstellung bringt eine Reihe von Erweiterungen und Verbesserungsmöglichkeiten mit sich, da in Kombination von Leistungsprognosen auch großflächige Wetterdaten zur Verfügung stehen. Messwerte von Referenzanlagen können in einem solchen Szenario weiterhin zur statistischen Korrektur von Prognosen eingesetzt werden.

Die aufgezeigte enge Verzahnung zwischen den methodischen Verbesserungen innerhalb der vorliegenden Arbeit und den Prognosen rechtfertigt die Annahme, dass die skizzierten Mechanismen und Rahmenbedingungen von Prognosen auch im Kontext dieser Arbeit gültig sind.

Zusätzlich zu den genannten Anreizen bei den ÜNB, VNB, Direktvermarktern und Prognoseanbietern sind weitere Anwendungsfälle denkbar, welche von verbesserten Hochrechnungsverfahren oder einzelnen Modulen daraus (indirekt) profitieren könnten. Eine solche Betrachtung geht allerdings über den Fokus dieser Arbeit hinaus und findet daher nicht statt. Ebenfalls ausgeklammert von dieser Betrachtung ist die energiewirtschaftliche Situation im Ausland. Andere Regularien oder infrastrukturelle Voraussetzungen können dort zu abweichenden Rahmenbedingungen und Anreizen führen. Vor diesem Hintergrund bleibt auch die zukünftige Entwicklung in Deutschland von großem Interesse und es bleibt abzuwarten, welche Folgen etwa der fortschreitende Ausbau von intelligenten Messsystemen auf Hochrechnungsverfahren haben wird. Insofern sind die obigen Ausführungen als eine aktuelle Bestandsaufnahme zu sehen und beschränken sich auf die wichtigsten Zusammenhänge in Deutschland. Als Ergänzung zu diesen primär betriebswirtschaftlich und durch regulatorische Pflichten motivierten Anreizen wird daher nachfolgend auf den gesamtwirtschaftlichen Wert von Prognosen bzw. Echtzeit-Hochrechnungen anhand zahlreicher Publikationen eingegangen.

## 2.2 Ökonomische Bewertung von Prognosefehlern

Wetterprognosen sind aus dem Alltag nicht wegzudenken und haben direkten Einfluss auf die Wirtschaft. Mason (1966) stellte in seiner Publikation die Vermutung auf, dass der Nutzen die mit Wetterprognosen verbundenen Kosten um das zwanzigfache übersteigen. Palmer (2002) ist der Meinung, dass dieses Verhältnis weiterhin seine Gültigkeit besitzt.

Leistungsprognosen von Wind- und PV-Anlagen hängen sehr stark von Wetterprognosen ab und werden in unterschiedlichen energiewirtschaftlichen Prozessen eingesetzt. Ganz grundsätzlich helfen Leistungsprognosen insbesondere die meteorologisch bedingte Unsicherheit zu reduzieren und steigern damit den ökonomischen Wert der Solar- (Baker et al., 2013) und Windenergie (Jónsson et al., 2010). Ein ex post Vergleich zwischen Prognosen und der Wirklichkeit offenbart allerdings häufig Differenzen, die mit den dadurch verursachten Kosten ökonomisch bewertet werden können.

Die nachfolgend vorgestellten Publikationen nehmen sich dieses Prognosefehlers im Kontext einer regionalen Simulation an. Ein positiver Prognosefehler ist dadurch definiert, dass die Prognose die tatsächliche Einspeisung überschätzt (von Roon, 2012, S. 15). In der Literatur finden sich zahlreiche Beiträge, die den ökonomischen Wert von Prognosefehlern bei der Solarenergie (Antonanzas et al., 2016; Brancucci Martínez-Anido et al., 2014; Brancucci Martínez-Anido et al., 2016; Fatemi und Kuh, 2014; Kaur et al., 2016; Mills et al., 2013; Perez et al., 2013), Windenergie (Barthelmie et al., 2008; Fabbri et al., 2005; Graeber, 2013; Graeber und Kleine, 2013; Hodge et al., 2015; Lew et al., 2011; Milligan et al., 1995; Swinand und O'Mahoney, 2015) oder beiden Technologien bewerten (Hirth und Ziegenhagen, 2015; Hirth et al., 2015; Mueller et al., 2014; von Roon, 2011, 2012; Ueckerdt et al., 2013). Grundsätzlich ist die Herangehensweise bei beiden Technologien ähnlich und zahlreiche Erkenntnisse können daher übertragen werden.

Methodisch kann generell zwischen empirischen Analysen und simulativen Ansätzen kategorisiert werden, welche in den nachfolgenden Abschnitten detailliert erläutert werden. Einige Publikationen weisen Charakterzüge beider Kategorien auf und die Eingruppierung sollte daher nicht zu streng ausgelegt werden. Graeber (2013), Graeber und Kleine (2013), Hirth und Ziegenhagen (2015), Hirth et al. (2015), Mueller et al. (2014), von Roon (2011), von Roon (2012) und Ueckerdt et al. (2013) fokussieren sich zudem auf die deutsche Energiewirtschaft und sind daher besonders relevant für den Kontext der vorliegenden Arbeit.

### **2.2.1 Empirisch-basierte Analysen zur Bewertung des Prognosefehlers**

In von Roon (2012) werden der Prognosefehler und damit verbundene Kosten anhand historischer Zeitreihen des Day-Ahead-, Intradaymarkts sowie der Ausgleichsenergie quantifiziert. Prinzipiell führen diese Prognosefehler zu Mehrkosten gegenüber einer fehlerfreien Vermarktung am Day-Ahead-Markt, wenn Ausgleichsaktivitäten am Intradaymarkt oder mittels Ausgleichsenergie höhere Kosten bzw. niedrigere Erlöse generieren. Darüber hinaus hat ein Prognosefehler aber auch unmittelbaren Einfluss auf die Day-Ahead-Preise. Eine Überschätzung der Einspei-

sung führt beispielsweise zu niedrigeren Preisen. Dieser Einfluss wird Merit-Order-Effekt genannt und ebenfalls in die Kostenbetrachtung aufgenommen.

Obwohl die Preise für den Day-Ahead- ( $p_{DA}$ ) und Intradaymarkt ( $p_{ID}$ ) häufig in einem ähnlichen Bereich liegen, zeigen empirischen Analysen, dass ein starker Zusammenhang zwischen der Preisdifferenz ( $p_{ID} - p_{DA}$ ) und dem Prognosefehler  $x_{ID}$  in Form eines Korrelationskoeffizienten  $\tau$  von 0.58 besteht.<sup>20</sup> Infolgedessen führt der ausgleichende Handel auf dem Intradaymarkt zu Mehrkosten. Durch eine lineare Regression lässt sich die genannte Preisdifferenz in funktionaler Abhängigkeit des Prognosefehlers und einer Geradensteigung  $g_{ID}$  beschreiben. Daraus ergibt sich:

$$p_{ID} = p_{DA} + g_{ID} \cdot x_{ID}. \quad (2.1)$$

Die anfallenden Kosten  $C_{ID}$  sind dann das Produkt des Prognosefehlers und der Preisdifferenz:

$$C_{ID} = x_{ID} \cdot (p_{ID} - p_{DA}). \quad (2.2)$$

Durch Kombination von (2.1) und (2.2) resultiert eine quadratische Abhängigkeit der Kosten vom Prognosefehler:

$$C_{ID} = x_{ID}^2 \cdot g_{ID}. \quad (2.3)$$

Wie in Abschnitt 2.1.4 beschrieben, wird der verbliebene Prognosefehler mithilfe der Ausgleichsenergie ausbalanciert. Die in Anspruch genommene Ausgleichsenergie kann dabei sowohl positiv als auch negativ sein. Auch deshalb zeigt sich im Gegensatz zum bereits analysierten Intradaymarkt bei der Ausgleichsenergie keine starke Korrelation der Preisdifferenz zum Day-Ahead-Markt mit dem Prognosefehler. Allerdings lässt sich der durchschnittliche Ausgleichsenergiepreis in Abhängigkeit des Prognosefehlers beschreiben und darauf aufbauend eine Kostenfunktion aufstellen. In dieser Kostenfunktion zeigt sich ebenfalls eine quadratische Abhängigkeit vom verbliebenen Prognosefehler, die aber nicht wie Gleichung (2.3) vereinfacht werden kann.

Darüber hinausgehende Analysen ergeben zudem, dass die Inanspruchnahme von Ausgleichsenergie im Mittel zu deutlich höheren Kosten als ein Handel am Intradaymarkt führt. Konkret betragen die spezifischen Kosten durch Ausgleich des Prognosefehlers gegenüber einer korrek-

<sup>20</sup> Dass dieser Zusammenhang nicht noch stärker ausfällt, hängt mit weiteren Unsicherheiten etwa bei der Prognose der Lastkurve zusammen (Brancucci Martínez-Anido et al., 2014; Brancucci Martínez-Anido et al., 2016).

ten Vermarktung am Day-Ahead-Markt 3.45 €/MWh im Jahr 2010. Wird der Merit-Order-Effekt berücksichtigt, reduzieren sich diese Kosten auf 3 €/MWh, wovon rund 2/3 auf die Ausgleichsenergie entfallen (von Roon, 2012). In von Roon (2011) werden unter Berücksichtigung des Merit-Order-Effekts leicht erhöhte Kosten für den Zeitraum März bis Oktober 2010 von 4.4 €/MWh pro eingespeiste MWh aus Windkraft und PV genannt, wobei rund 4/5 auf die Ausgleichsenergie entfallen.

Graeber (2013) und Graeber und Kleine (2013) gehen methodisch sehr ähnlich vor. Die Preisdifferenz zwischen Intraday- und Day-Ahead-Markt korreliert mit dem Prognosefehler im Zeitraum Mai 2010 bis April 2011 in einer Höhe von 0.581 und ist daher vergleichbar mit dem Korrelationskoeffizienten bei von Roon (2012). Die Korrelation zwischen der Preisdifferenz von Ausgleichsenergie und Day-Ahead-Markt zum Prognosefehler hingegen fällt mit 0.195 erwartungsgemäß geringer aus. Eine lineare Regression beider Preisdifferenzen mit dem Prognosefehler führt bei der Ausgleichsenergie zu einer dreimal höheren Steigung als auf dem Intradaymarkt, was mit einem höheren Preisanstieg in der Einsatzreihenfolge der Regelenergiekraftwerke begründet wird. Generell wird aufgrund des linearen Zusammenhangs zwischen Prognosefehler und Preisdifferenz ebenfalls von einem quadratischen Zusammenhang zwischen Prognosefehler und Kosten ausgegangen.

Die in Graeber (2013) analysierten Kosten für den Ausgleich des Prognosefehlers fallen mit 8.05 €/MWh für den Intradayhandel und 15.39 €/MWh für die Ausgleichsenergie deutlich höher aus als bei von Roon (2011) und von Roon (2012), beschränken sich allerdings auf die Vermarktung der Windenergie des ÜNB TransnetBW. In einzelnen Monaten können diese Kosten noch höher ausfallen und betragen für August 2010 9.90 €/MWh beim Intradayhandel und 36.96 €/MWh bei der Ausgleichsenergie (Graeber und Kleine, 2013).

Mueller et al. (2014) betrachten die gesamten Integrationskosten von PV- und Windkraftanlagen, wovon die Kosten durch Prognosefehler einen Teilaspekt darstellen. Analysen zeigen einen teils exponentiellen Kostenanstieg bei positiven Prognosefehlern, während negative Fehler schwächer und tendenziell linear ansteigen. Die Varianz der Preise ist bei der Ausgleichsenergie deutlich höher und die damit verbundenen Mehrkosten können mit einem quadratischen Modell approximiert werden. Generell zeigt sich auch hier, dass der Ausgleich eines Prognosefehlers auf dem Ausgleichsenergiemarkt deutlich teurer als auf dem Intradaymarkt ist.

In Hirth et al. (2015) und Ueckerdt et al. (2013) werden ebenfalls die Integrationskosten von Solar- und Windenergie beleuchtet. Diese Integrationskosten setzen sich aus Ausgleichsenergie-, Netzintegrations- und Profilkosten zusammen. Laut Hirth et al. (2015) ergeben sich Ausgleichsenergiekosten aus Prognosefehlern sowie dem in Abschnitt 2.1.1 genannten systematischen Aus-

gleich zwischen dem stündlichen bzw. viertelstündlichen Handel auf dem Day-Ahead- und Intradaymarkt. Als Ausgleichsenergiekosten werden  $< 6 \text{ €/MWh}$  genannt.

Hirth und Ziegenhagen (2015) beschreiben den physikalischen und finanziellen Mechanismus, der bei der Vermarktung von Solar- und Windenergie und dem Ausgleich des damit verbundenen Prognosefehlers anfällt. Entgegen der Erwartungshaltung in vielen Publikationen zeigt sich aus der Historie der deutschen Energiewirtschaft, dass ein Anstieg der installierten Leistung von PV- und Windkraftanlagen von 27 auf 78 GW zu einer Reduzierung des Regelenergiebedarfs um 15 % geführt hat. Die Autoren erklären diesen scheinbaren Widerspruch mit einer signifikanten Verbesserung von Prognosen der Last und Erzeugungsleistung, weniger Anlagenausfällen, einer höheren Liquidität auf dem Intradaymarkt, dem Zusammenschluss der Regelzonen im bereits skizzierten Netzregelverbund sowie reduzierten Kosten bei den ÜNBs durch verkleinerte Sicherheitsmargen. Folglich können weitere Verbesserungen von Prognosen, aber auch eine viertelstündliche Taktung beim Day-Ahead-Markt und ein größeres Handelsvolumen auf dem Intradaymarkt die Integrationskosten auch zukünftig senken. Ein Anreiz zur Verbesserung besteht, so lange die Grenzkosten der Verbesserungsmaßnahmen niedriger als die der eingesparten Kosten sind. Nach Auffassung der Autoren sind Kosten der Ausgleichsenergie durch das „Pay-as-bid“-Verfahren am Regelenergiemarkt niedriger als die tatsächlichen Grenzkosten der aktivierten Regelenergie, wodurch der Anreiz von Verbesserungsmaßnahmen zu schwach ist.

Der ökonomische Einfluss von Prognosen auf die Windenergie wird in Fabbri et al. (2005) analysiert. Dazu wird zunächst der Prognosefehler einer Über- oder Unterspeisung mithilfe einer Beta-Funktion und dem Vorwissen aus der Literatur approximiert. Vereinfachend wird angenommen, dass die Prognosefehler über die Minutenreserve ausgeglichen werden und dieselben daher mit der Preisdifferenz zum Day-Ahead-Markt bewertet. Die Ergebnisse werden für eine Einzelanlage, einem Portfolio von 15 Anlagen und dem gesamten spanischen Netzgebiet erhoben. Zudem werden verschiedene Prognosehorizonte betrachtet. Die auf die Jahreserlöse bezogenen Kosten durch den Prognosefehler steigen mit dem Prognosehorizont leicht an, während die räumliche Aggregation hier wenig Einfluss zeigt. Bei der Betrachtung des gesamten Netzgebietes und einem Zeithorizont von 1 h reduzieren sich die jährlichen Erlöse durch den modellierten Prognosefehler um 9.7 %.

Auch Barthelmie et al. (2008) konzentrieren sich auf die Windenergie und analysieren hierfür Zeitreihen des Jahres 2003 im Vereinigten Königreich (UK). Für den Ausgleich eines Prognosefehlers der auf dem Day-Ahead-Markt vermarkteten Strommenge fallen unterschiedliche Preise für den Kauf und Verkauf an, woraus ein maximaler Kostenvorteil von Prognosen in Höhe von ca.  $£4.5/\text{MWh}$  resultiert. Vergleichbare Unterschiede beim Ausgleich von Prognosefehlern zeigen sich auch auf dem amerikanischen Markt. Laut Kaur et al. (2016) findet bei Überschreitung

eines definierten Prognosefehlers der ausgleichende Zukauf zu 125 % und der Verkauf zu 75 % der ursprünglich erzielten Preise statt.

Ähnlich wie in von Roon (2011) und von Roon (2012), kommen Swinand und O'Mahoney (2015) zu der Erkenntnis, dass sich die gesamten Kosten des Prognosefehlers primär durch den physikalischen Ausgleich<sup>21</sup> aber auch durch die zunächst falsche Vermarktung am Day-Ahead-Markt und dem damit verbundenen Merit-Order-Effekt zusammensetzen. In der Publikation wird dazu ein analytisches Kostenmodell beschrieben, mit dem der Einfluss der Windenergie auf die Systemkosten in Irland analysiert werden kann. Dabei zeigt sich, dass eine 1 %-ige Erhöhung der Windenergie die systemweiten Grenzkosten um 0.06 % senkt, während eine 1 %-ige Erhöhung des Prognosefehlers die systemweiten Grenzkosten um 0.02 % steigert.

### 2.2.2 Simulative Identifikation des Prognosefehlers

Ergänzend zu den empirisch-basierten Analysen greifen Publikationen wie Brancucci Martínez-Anido et al. (2014) und Brancucci Martínez-Anido et al. (2016) auf Kraftwerkseinsatzmodelle zurück, um damit die ökonomischen Vorteile von Prognoseverbesserungen in Abhängigkeit verschiedener Durchdringungsraten<sup>22</sup> von PV-Anlagen zu beziffern. Hierbei zeigt sich, dass der Grenznutzen von weiteren Verbesserungen bei einer steigenden Prognosegüte abnimmt, da im Energiesystem noch viele weitere Unsicherheiten (z. B. in der Prognose der Last) vorliegen. Die eingesparten Kosten einer Prognoseverbesserung hingegen steigen in den analysierten Szenarien linear mit dem Zubau an PV-Anlagen. Bei einer Durchdringungsrate von 18 % und einer optimalen Prognose beträgt die Kostenersparnis 1.42 \$/MWh. Gegenüber den bereits vorgestellten Publikation wird der wirtschaftliche Vorteil durch Prognosen damit deutlich kleiner eingeschätzt. Kostenersparnisse einer besseren Prognose werden damit begründet, dass sich die Zusammensetzung des in Betrieb befindlichen Kraftwerksparks ändert und teure aber flexible Kraftwerke durch günstigere, trägere Anlagen ersetzt werden. Eine bessere Prognose reduziert zudem die Anzahl großer Leistungsgradienten. Folglich operieren die konventionellen Kraftwerke häufiger in ihrem optimalen Betriebspunkt und sparen dadurch Kosten. Darüber hinaus müssen konventionelle Kraftwerke weniger oft gestartet oder abgeschaltet werden, wodurch weitere Einsparungen zu erzielen sind.

In Mills et al. (2013) werden die Auswirkungen von Prognosefehlern bei der PV-Leistung für das Jahr 2027 mit Hilfe eines Kraftwerkseinsatzmodells evaluiert. Dabei wird von zwei Sze-

---

<sup>21</sup> Charakterisiert durch die Betriebs-, Wartungs- und Anlaufkosten von dafür eingesetzten Kraftwerken.

<sup>22</sup> Definiert als relativer Anteil an der gesamten, auch die konventionellen Erzeuger umfassenden, installierten Kraftwerksleistung.

narien mit schwachem und starkem Zubau an PV-Anlagen ausgegangen. Ähnlich wie auf dem deutschen Energiemarkt wird davon ausgegangen, dass die am Day-Ahead-Markt veräußerte Menge durch einen untertägigen Handel noch ausgeglichen werden kann. Ein verbleibender Prognosefehler muss dann durch Inanspruchnahme von Ausgleichsenergie kompensiert werden. Die PV-Leistungszeitreihen beruhen auf Messungen, wurden aber auf 1-minütige Daten synthetisiert. Der große Kostentreiber in allen Szenarien sind Prognosefehler, die erst durch Ausgleichsenergie abgefangen werden. Je nach Szenario wird von Gesamtkosten des Prognosefehlers zwischen 1.74 und 3.77 \$/MWh berichtet, wobei diese in Abhängigkeit von Annahmen zur Ausgleichsenergie, Flexibilität, Kosten und Vorhersagequalität deutlich schwanken.

Hodge et al. (2015) gehen methodisch ähnlich wie Brancucci Martínez-Anido et al. (2014) sowie Brancucci Martínez-Anido et al. (2016) vor und analysieren den ökonomischen Wert von Prognoseverbesserungen unter Verwendung eines Kraftwerkseinsatzmodells. Dabei wird die Durchdringungsrate von Windkraftanlagen (8 % und 25 %) variiert und mögliche Verbesserungen in der Prognose in Höhe von 0 %, 10 %, 25 % sowie 50 % untersucht. Auch hier hängt die Kostenersparnis sehr stark vom Kraftwerkspark ab, mit dem die Prognosefehler ausgeglichen werden. Es zeigt sich aber auch, dass bei einer niedrigen Durchdringungsrate Prognoseverbesserungen kaum quantifizierbare Effekte zeigen und durch andere Effekte überlagert werden. Folglich wird argumentiert, dass Verbesserungen von Prognosen erst für einen höheren Anteil an erneuerbaren Energien sinnvoll werden. Positive Folgen einer verbesserten Prognose zeigen sich hingegen darin, dass Windkraftanlagen seltener abgeregelt werden müssen und auch die durchschnittlichen Emissionen des konventionellen Kraftwerksparks sinken.

Methodisch ähnlich nähern sich Lew et al. (2011) dem Thema an und weisen darauf hin, dass der Grenznutzen von Prognoseverbesserungen zwar für eine steigende Prognosegüte sinkt, allerdings auch mit einer höheren Durchdringungsrate an Windkraftanlagen steigt. Grundsätzlich kommen die Autoren zu der Erkenntnis, dass positive Prognosefehler tendenziell kritischer für die Versorgungssicherheit sind und höhere Kosten verursachen. Mit einem Fokus auf die Windenergie wird auch in Milligan et al. (1995) der Prognosefehler im Zusammenspiel mit einem Kraftwerkseinsatzmodell für zwei unterschiedliche Regionen analysiert. In Abhängigkeit der betrachteten Region und den dortigen Voraussetzungen werden die dominanten Kosten entweder durch positive oder auch negative Prognosefehler erzeugt. Die in anderen Publikationen (Lew et al., 2011; Mueller et al., 2014) beobachtete Tendenz, wonach positive Prognosefehler primär zu höheren Kosten führen, bestätigt sich hier somit nicht.

Anders wird das in Fatemi und Kuh (2014) gesehen. In der Publikation wird angemerkt, dass häufig symmetrische Fehlermaße zur Bewertung von Prognosen herangezogen werden. Nach Auffassung der Autoren sind diese Fehlermaße nur bedingt geeignet, da eine Überschätzung der



Prognose in der Praxis deutlich kritischer ist. Lässt sich ein solcher positiver Prognosefehler nicht ausgleichen, müssen im Extremfall Verbraucher vom Netz getrennt werden, was mit sehr hohen Kosten von rund 10000 \$/MWh bewertet wird. Folglich werden zwei asymmetrische Kostenfunktionen zur Bewertung von Prognosefehlern vorgestellt und parametrisiert. Diese verlaufen nahezu horizontal für negative Prognosefehler und steigen bei positiven Mengenabweichungen linear bzw. exponentiell an

Während in den vorigen Publikationen primär von einem eingespielten Energiesystem mit zahlreichen konventionellen Kraftwerken ausgegangen wird, fangen Perez et al. (2013) den Prognosefehler mit Speichertechnologien ab. Als Basis dient die Approximation des Zusammenhangs von Leistungs- und Energiekosten verschiedener Speichertechnologien. Als Zielgröße in der Optimierung wird definiert, dass die Variabilität der PV-Leistung in einem festgelegten Bereich gehalten werden soll. Kostenreduzierungen zeigen sich hier sowohl in Abhängigkeit der räumlichen und zeitlichen Aggregationsebene (siehe auch Abschnitt 4.3) als auch durch Verbesserungen der Prognosen.

Die ökonomischen Folgen von Prognosefehlern werden in den aufgezeigten empirisch-basierten und simulativen Ansätze ganz unterschiedlich bewertet. Alle genannten Werke stimmen jedoch darin überein, dass Prognosefehler zu höheren Kosten führen und daher reduziert werden sollten. In Hinblick auf die auf das deutsche Netzgebiet beschränkten Analysen herrscht weitgehend Einigkeit darüber, dass die Kosten in quadratischer Abhängigkeit vom Prognosefehler modelliert werden können (von Roon, 2012; Graeber, 2013; Graeber und Kleine, 2013; Mueller et al., 2014). Diese Zusammenhänge werden an späterer Stelle in Abschnitt 7.4 aufgegriffen und zur Bewertung des ökonomischen Nutzens des in der vorliegenden Arbeit entwickelten Hochrechnungsverfahrens herangezogen.

### 2.3 Stand der Forschung bei Hochrechnungsverfahren

Hochrechnungsverfahren sind häufig komplexe Modellkonstrukte, denen sich ganze Dissertationen und eine Vielzahl an Beiträgen in Zeitschriften und Konferenzen widmen. Als Hochrechnungsverfahren werden methodische Ansätze bezeichnet, bei der die Kenntnis über eine Teilmenge (von PV-Anlagen) genutzt wird, um Rückschlüsse auf die Gesamtmenge zu ziehen (Pelland et al., 2013). Prinzipiell kann ein solches Hochrechnungsverfahren für die Bestimmung der PV-Leistung in Echtzeit aber auch in Prognosen eingesetzt werden.<sup>23</sup> Der Schwerpunkt der eige-

---

<sup>23</sup> In verschiedenen Quellen werden „Hochrechnung“, „Online-Hochrechnung“ und „Ist-Einspeisung“ allerdings als Synonyme für die PV-Leistung in Echtzeit verwendet. Im Englischen gelingt die Unterscheidung zwischen der Methodik („Upscaling“) und dem Zeithorizont („Nowcasting“ bzw. „Forecasting“) deutlich besser.

nen Arbeit liegt durch die Verwendung von Leistungsmessungen an Referenzanlagen hingegen auf der Bestimmung in Echtzeit. Die genannten Merkmale sowie der regionale Charakter der Hochrechnungsverfahren spielen bei der Auswahl der nachfolgend vorgestellten Werke bzw. der Abgrenzung gegenüber anderen Ansätzen eine wichtige Rolle.

Generell gibt es bei der Wind- und Solarenergie viele Gemeinsamkeiten, die sich in Überschneidungen der wissenschaftlichen Ansätze zeigen. Ernst et al. (2007) geben einen Überblick zu Hochrechnungsverfahren und Prognosen der Windenergie, während Tuohy et al. (2015) eine vergleichbare Übersicht der PV aufzeigen. Typischerweise wird zwischen physikalischen und statistischen Ansätzen unterschieden.

Physikalische Ansätze modellieren detailliert die Windgeschwindigkeit in Nabenhöhe, Verschattungseffekte durch andere Anlagen und Leistungskurven der Turbinen. Das Pendant der Solarenergie sind u. a. die Globalstrahlung auf der Modulfläche, Verschattungen durch Hindernisse und Leistungskurven von Modulen und Wechselrichtern. Statistische Ansätze hingegen analysieren den Zusammenhang zwischen historischen Daten sowie Messwerten und korrigieren damit Simulationen in Echtzeit oder Prognosen. Selbstlernende Ansätze gehören hierzu und können komplexe sowie nicht-lineare Zusammenhänge abbilden.

In den nachfolgend skizzierten Ansätzen findet häufig eine Verknüpfung dieser Methoden statt, indem die physikalische Modellierung statistisch korrigiert wird. Ergänzend hierzu geben Antonanzas et al. (2016), Inman et al. (2013), Paulescu et al. (2012) und Raza et al. (2016) sehr umfassende Überblicke über eine große Anzahl verschiedener Ansätze. Nachfolgend werden teils mehrere Publikationen eines Autors vorgestellt, die sich im selben Themenfeld bewegen. Stellvertretend dafür ist zwar ausschließlich das Hauptwerk in Tab. 2.1 aufgeführt, allerdings der gesamte Umfang der entwickelten Modelle in ihren Eigenschaften charakterisiert.

In der Promotionsschrift von Ruf (2016) sowie in Ruf et al. (2016) wird ein Hochrechnungsverfahren vorgestellt, bei dem mit satellitenbasierten Strahlungsdaten die PV-Leistung in einem Stadtteil in Ulm (Deutschland) abgeschätzt wird. In der Simulation wird die Modulausrichtung berücksichtigt, die zuvor aus der Analyse von LiDAR-Daten mit dem in Ruf et al. (2015) beschriebenen Verfahren abgeleitet wurde. Zudem wird eine Simulation der Last durchgeführt. Aus beiden Größen wird dann die Residuallast bestimmt und mit Messwerten an einem Transformator verglichen. Insgesamt zeigt sich durch die Verwendung von Satellitendaten eine Verschlechterung von Fehlermaßen gegenüber lokalen Strahlungsmessungen. Die Simulation der Last ist zudem mit großen Unsicherheiten behaftet. Infolge ist die Bestimmung der Residuallast nur unter gewissen Unsicherheiten möglich und es werden verschiedene Verbesserungsvorschlä-

ge erörtert. Eine Übertragbarkeit des Modellierungsansatzes auf größere Regionen ist aufgrund des hohen Detaillierungsgrades und den dafür nötigen Informationen erschwert.

In der Dissertation von Engerer (2015a) sowie in Engerer und Hansard (2015) wird ein Hochrechnungsverfahren vorgestellt, mit dem die anlagenscharfe PV-Leistung einer ganzen Region in Canberra (Australien) simuliert wird. Die Modulorientierung und weitere Systemeigenschaften der Referenzanlagen liegen vor, sind für die Zielanlagen jedoch unbekannt und werden statistisch abgeschätzt. Eine zentrale Größe in der Hochrechnung ist der Clear Sky PV Index  $k_{pv}$ <sup>24</sup>, mit dem die PV-Leistung einer Zielanlage auf Basis der Leistungswerte einer Referenzanlage und unter Berücksichtigung der Modulorientierung abgeschätzt werden kann (Engerer und Mills, 2014). Da hierbei die direkten und diffusen Strahlungsanteile nicht gesondert berücksichtigt werden, diese aber stark von der Modulausrichtung abhängen, führen größere Unterschiede derselben zu einer erhöhten Unsicherheit in der Modellierung. Die Auswahl der im Hochrechnungsverfahren verwendeten Referenzanlagen erfolgt dynamisch in jedem Zeitschritt unter der Zielsetzung, dass der  $RMSE$ <sup>25</sup> minimiert wird. Da die Genauigkeit einer Hochrechnung auch sehr stark von den dabei eingesetzten Modellen abhängt, werden verschiedene Clear Sky Modelle in Engerer und Mills (2015) evaluiert und ein eigens entwickeltes Dekompositiosmodell in Engerer (2015b) vorgestellt.<sup>26</sup>

Lorenz et al. (2011) stellen einen an der Universität Oldenburg entwickelten Ansatz vor, mit dem die regionale PV-Leistung für den Day-Ahead- und Intradaymarkt prognostiziert werden kann und der bereits in Lorenz et al. (2008), Lorenz et al. (2009) und Lorenz et al. (2012) dokumentiert ist. Als Input dienen Strahlungsprognosen aus einem numerischen Wettermodell, die mit lokalen Strahlungsmessungen statistisch korrigiert werden. Die korrigierte Strahlung dient dann zur Simulation der PV-Leistung unter Berücksichtigung der Systemeigenschaften (Modul- und Wechselrichtertyp), installierten Leistung und Modulausrichtung ausgewählter Anlagen. Diese PV-Leistung selbst wird wiederum mittels Messwerten ausgewählter PV-Anlagen korrigiert und dann unter Berücksichtigung der räumlichen Verteilung zur Abschätzung der regionalen PV-Leistung verwendet. Dabei wird der  $RMSE$ <sup>27</sup> bei einer regionalen Prognose gegen-

---

<sup>24</sup> Die Clear Sky Strahlung ist die Strahlung, die bei einem klaren Himmel unter Berücksichtigung typischer atmosphärischer Größen wie dem Wassergehalt oder Aerosolen zu erwarten ist. Sie stellt somit eine Art physikalische Obergrenze dar, die nur in wenigen Ausnahmefällen überschritten wird. Auf Grundlage der Clear Sky Strahlung kann die PV-Leistung einer Anlage simuliert werden. Durch Division der gemessenen Leistung wird daraus  $k_{pv}$  bestimmt (siehe Abschnitt 5.4).

<sup>25</sup> Siehe Definition in Abschnitt 2.4.

<sup>26</sup> Aufgrund der großen inhaltlichen Nähe wurde u. a. gemeinsam an einem Verfahren zur Kalibrierung und Qualitätskontrolle der PV-Leistung bei Referenzanlagen (Killinger et al., 2016c, 2017b), dem Einbezug von satellitenbasierten Strahlungsdaten (Bright et al., 2017; Engerer et al., 2017) sowie der Korrektur zyklischer Einflüsse bei Referenzanlagen (Killinger et al., 2017a) gearbeitet.

<sup>27</sup> Siehe Abschnitt 2.4 für eine Definition.

über Einzelanlagen nahezu halbiert (Lorenz et al., 2008, 2009, 2012). Ursächlich hierfür sind sowohl räumliche Aggregationseffekte, durch welche individuelle Eigenschaften von Anlagen ausgeglichen werden, als auch Kreuz-Korrelationen in Prognosefehlern, welche in Lorenz et al. (2008) analysiert werden.<sup>28</sup> Im Vergleich mit Messwerten ergeben sich bei der Prognose der PV-Leistung größere Fehlerwerte als bei Strahlungsprognosen. Ein möglicher Grund hierfür ist eine Schneebedeckung, durch welche die PV-Leistung über eine längere Zeit reduziert ist, während die Strahlungsmessung bereits wieder fehlerfrei funktionieren kann. Daher wird in Lorenz et al. (2012) ein automatisierter Ansatz zur Identifikation einer Schneebedeckung beschrieben und im regionalen Kontext evaluiert. Zudem werden in Lorenz et al. (2008) und Lorenz et al. (2009) die Auswirkungen einer steigenden Anzahl an Referenzanlagen untersucht. Hierbei zeigt sich, dass insbesondere bei einer kleinen Anzahl von Referenzanlagen jede zusätzliche Anlage eine erhebliche Verbesserung der Prognosequalität bewirken kann. Der Grenznutzen nimmt jedoch stetig ab.

Kühnert (2016) baut auf diese Vorarbeiten der Universität Oldenburg auf und prognostiziert mittels satellitenbasierten Strahlungsdaten sowie numerischen Wettermodellen die Strahlung bis zu 5 h in die Zukunft. Um die Wolkenbewegung in den Satellitenbildern abschätzen zu können, werden hierbei Wolkenzugsvektoren ermittelt. Aus der Strahlung wird unter Berücksichtigung der Modulatorientierung die voraussichtliche Leistung repräsentativ ausgewählter PV-Anlagen prognostiziert. Diese simulierte Leistung von Einzelanlagen, die Kenntnis der räumlichen Verteilung aller Anlagen sowie individuelle Systemeigenschaften dienen dann zur Bestimmung der regionalen PV-Leistung. Die Leistungsvorhersagen werden für eine Vielzahl unterschiedlicher Simulationsparameter, Modellkombinationen und Aggregationsebenen evaluiert. Hierbei zeigt sich, dass durch die Kombination von satellitenbasierten Strahlungsdaten mit numerischen Wettermodellen die Vorhersagegenauigkeit gegenüber der ausschließlichen Verwendung von Wettermodellen erheblich gesteigert werden kann (Kühnert et al., 2013). Grundlage der Modellevaluationen bilden mehr als 1300 Referenzanlagen, von denen Messwerte und die Modulausrichtung vorliegen. Durch die zeitliche Interpolation von Leistungsmessungen in Kombination mit den Leistungsvorhersagen aus den Strahlungsdaten werden weitere Verbesserungen erreicht. Um Datenlücken und fehlerhafte Messwerte auszuschließen, wird zuvor ein Plausibilitätscheck der Messwerte durchgeführt. Wie viele PV-Anlagen aus dem Portfolio der Referenzanlagen aus diesen Gründen herausgefiltert werden und welche Auswirkungen ein Verbleib auf die Ergebnisse gehabt hätte, bleibt leider unklar. Zudem wird wie in Lorenz et al. (2008), Lorenz et al. (2009), Lorenz et al. (2012) und Lorenz et al. (2011) vereinfachend davon ausgegangen, dass sich die PV-Leistung einer Region analog zu der Leistung der eingesetzten Referenzanlagen verhält.

---

<sup>28</sup> Siehe hierzu auch Abschnitt 4.3.

In Saint-Drenan et al. (2011) wird ein Simulationsmodell vorgestellt, welches satellitenbasierte Strahlungsdaten verwendet, die mittels leistungsgemessener PV-Referenzanlagen lokal korrigiert werden. Mit diesen Strahlungsdaten wird die PV-Leistung aller im EEG-Register verzeichneten PV-Anlagen individuell simuliert und mit der Jahresenergiemenge der Vorjahre korrigiert. Anlageneigenschaften wie die Modulausrichtung oder der Modul- und Wechselrichtertyp liegen hierbei nicht spezifisch vor. Diese werden aber aus umfangreichen statistischen Erhebungen zahlreicher Datenbanken parametrisiert und in Leistungsklassen sortiert im Hochrechnungsverfahren eingesetzt. Damit soll die Vielfalt unterschiedlicher Anlageneigenschaften in der regionalen PV-Leistung berücksichtigt werden. Diese kann aber im Einzelfall sehr große Abweichungen zur Realität aufweisen. Saint-Drenan et al. (2017) nutzt ebendiese statistischen Erhebungen, um basierend auf einem numerischen Wettermodell die regionale PV-Leistung in einem probabilistischen Modellansatz zu simulieren. Evaluationen in Saint-Drenan (2015) zeigen, dass aufgrund dieser statistischen Erhebungen und flächig verfügbaren Wettermodelldaten das probabilistische Modell eine höhere Genauigkeit als ein einfaches Hochrechnungsverfahren erzielen kann, falls für dieses nur wenige Referenzanlagen vorliegen. Insbesondere die Berücksichtigung verschiedener (statistischer) Informationsquellen bleibt jedoch nicht dem skizzierten probabilistischen Ansatz vorbehalten, sondern wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit auch in Hochrechnungsverfahren integriert werden.

Eine Kreuzvalidierung der PV-Leistung in Saint-Drenan (2015) sowie Saint-Drenan et al. (2016) vergleicht zudem verschiedene Kombinationen von Referenz- und Zielanlagen miteinander und bewertet diese hinsichtlich des *RMSE*. Von den PV-Anlagen sind dabei lediglich der Standort, die installierte Leistung und der gemessene, 15-minütige Leistungswert bekannt. Die normierten Leistungswerte werden mit dem Inverse-Distance-Weighting-Verfahren (IDW-Verfahren, deutsch: Inverse Distanzwichtung) von Shepard (1968) räumlich interpoliert. Verschiedene Szenarien zeigen, welchen Einfluss die Anzahl oder Auswahl von Referenz- und Zielanlagen auf den *RMSE* hat und wie stark dieser von der räumlichen Verteilung des Anlagenportfolios, der Entfernung zwischen den Anlagen und der Repräsentativität von Referenzanlagen abhängt. Die Systemeigenschaften von Referenz- und Zielanlagen sollten daher gut übereinstimmen und die Entfernung zwischen ihnen möglichst klein gehalten werden. Insgesamt kann ein exponentiell abnehmender Fehler mit der Distanz ermittelt werden, der vornehmlich durch Unterschiede in den meteorologischen Einstrahlungsbedingungen verursacht wird.<sup>29</sup>

---

<sup>29</sup> Auf diesen und weitere Zusammenhänge wird in Abschnitt 4.3 noch näher eingegangen. Aufgrund der großen inhaltlichen Nähe wurde zudem gemeinsam an einem Ansatz zur Verbesserung von Hochrechnungsverfahren gearbeitet (Killinger et al., 2016e).

In Drews et al. (2007) wird ein Verfahren vorgestellt, mit dem kontinuierliche Messungen der PV-Leistung überprüft werden können und welches daher in Kapitel 5 erneut aufgegriffen wird. Zentrale Grundlage dafür ist eine präzise Simulation der PV-Leistung auf Basis lokaler Strahlungsmessungen und satellitenbasierten Strahlungsdaten. Die Differenz der Strahlung aus beiden Quellen wird dazu räumlich interpoliert und damit die flächig verfügbaren Satellitendaten korrigiert. Unter Berücksichtigung anlagenspezifischer Informationen wie dem geographischen Standort, der Modulausrichtung, der Aufständigung und der Konfiguration wird dann die PV-Leistung simuliert. Dieser Ansatz ist zwar im vorgestellten Anwendungsfall auf ausgewählte Anlagen beschränkt, eignet sich aber prinzipiell auch als Hochrechnungsverfahren für größere Gebiete. Hierfür wäre allerdings die Kenntnis der genannten anlagenspezifischen Informationen nötig. Diese ist aktuell für die Mehrzahl der PV-Anlagen in Deutschland unbekannt und müsste abgeschätzt werden.

Der technische Bericht von Ruelle et al. (2016) beschreibt in Kürze verschiedene Module von Hochrechnungsverfahren. Durch einen Vergleich der PV-Leistung mit lokalen Wetterdaten wird in einem Optimierer zunächst die Modulorientierung bestimmt. Aus beiden Größen wird zudem die Verschattung detektiert und in Abhängigkeit der Sonnenposition beschrieben. Ein Verlustfaktor wird aus der installierten Leistung abgeleitet und dient zur Kalibrierung von PV-Anlagen in Simulationen. Darüber hinaus wird ein Verfahren vorgestellt, mit dem die simulierte Leistung mit 3-stündiger Taktung auf ein 30-minütiges Intervall interpoliert werden kann. In der Arbeit wird außerdem diskutiert, wie die Anzahl an Referenzanlagen die Qualität der Hochrechnung bestimmt und welchen Einfluss die Bewölkungssituation hat, wenn satellitenbasierte Strahlungsdaten oder Wettermodelle verwendet werden. Insgesamt werden in dem technischen Bericht jedoch keine methodischen Details genannt und es findet keine kritische Auseinandersetzung mit Ergebnissen statt. Dadurch ist ein Vergleich mit anderen Ansätzen leider nicht möglich.

In Lonij et al. (2012a) werden PV-Anlagen verschiedener Hersteller verglichen. Um einen transparenten Überblick zu haben, werden leistungsmindernde Einflüsse wie Systemausfälle, partielle Modulverschattung durch Hindernisse, Verschattung durch Wolken und eine suboptimale Modulausrichtung korrigiert. Die damit aufbereiteten Leistungszeitreihen werden dann in Lonij et al. (2012b) und Lonij et al. (2013) eingesetzt, um die PV-Leistung in Tuscon (USA) in Echtzeit und bis zu 90 min in die Zukunft beschreiben zu können. Die Messungen der PV-Leistung an unterschiedlichen Standorten werden dabei als Netzwerk betrachtet und mithilfe einer zeitlichen Analyse ermittelt, wie sich der in einer Leistungsminderung sichtbare Wolkenzug auf den Anlagenpark auswirkt. Damit und unter Einbezug numerischer Wettermodelle kann die Prognosequalität gegenüber einem Persistenzansatz signifikant verbessert werden. Der beschriebene Ansatz wird in der Anwendung auf PV-Anlagen beschränkt, welche eine sehr ähnliche

Modulausrichtung aufweisen. Es werden keine Angaben darüber gemacht, wie Anlagen mit einer anderen Ausrichtung und ohne eine Leistungsmessung modelliert werden sollen.

In Schierenbeck et al. (2010) wird der Entwurf eines Hochrechnungsverfahrens des Übertragungsnetzbetreibers TransnetBW vorgestellt, mit dem auf Basis einiger Referenzanlagen die PV-Leistung in einem Netzgebiet abgeschätzt werden kann. Räumliche Analysen in Baden-Württemberg offenbaren große meteorologisch bedingte Unterschiede in den jährlichen Volllaststunden von PV-Anlagen. Aus diesem Grund wird das IDW-Verfahren angewendet und eine optimale Parametrierung abgeleitet. Anlagenspezifische Details wie die Modulausrichtung werden im vorgestellten Ansatz nicht berücksichtigt und auch keine Kalibrierung oder Qualitätskontrolle vorgenommen. Stattdessen wird vereinfachend davon ausgegangen, dass sich Referenz- und Zielanlagen ganz ähnlich verhalten werden.

In Kracker und Pienitz (2017) wird das Hochrechnungsverfahren der Allgäunetze beschrieben, welches die normierte Leistung von Referenzanlagen mit der gesamten Anlagenleistung aller im Netz befindlichen Anlagen skaliert. Ein wichtiger Fokus des Verfahrens liegt auf der Auswahl der Referenzanlagen. Hierbei wird auf Kriterien wie die topografische Lage, die installierte Anlagenleistung und die Einbindbarkeit der Referenzanlagen in die Zählerfernauslesung besonders geachtet. Zudem wird zwischen reinen Erzeugungs-, Selbstnutzungs- und Überschusseinspeisungsanlagen differenziert sowie der Verbrauch bei der Bilanzierung berücksichtigt. Eine Validierung ist anhand abgelesener Energiemengen, an Globalstrahlungskurven oder für ausgewählte Tage auch an der Gesamlast möglich.

Grossi et al. (2014) stellen ein Verfahren vor, bei dem auf Basis lokaler Strahlungsmessungen bzw. satellitenbasierter Strahlungsdaten die PV-Leistung in einem 11 km x 15 km großen Netzgebiet mit einer installierten Leistung von 36 MW simuliert wird. Da an verschiedenen Standorten die Residuallast im Netz gemessen wird, kann eine typische Lastkurve für einen Clear Sky Tag abgeleitet werden. Damit ist es möglich, die PV-Leistung und damit verbundene Residuallast auch für andere Tage zu simulieren und mit Messwerten zu vergleichen. Anhand von 20 Beispieltagen werden die Simulationsergebnisse auf Basis der Wetterstationen und satellitenbasierten Strahlungsdaten verglichen. Dabei zeigt sich, dass die Fehlermaße für wenige Wetterstationen etwas schlechter abschneiden, aber ab einer Anzahl von 6 Stationen zu besseren Ergebnissen führen. Details zum Ablauf der Simulation werden nicht genannt, sodass die Angaben in Tab. 7.2 unter Vorbehalt gesehen werden müssen und ein Vergleich mit anderen Ansätzen erschwert ist.

In Fonseca et al. (2015) werden vier Ansätze zur Simulation der regionalen PV-Leistung für den nächsten Tag präsentiert, die alle auf einem selbstlernenden Ansatz (Support Vector Machi-

ne) beruhen und sich in den Inputdaten unterscheiden. In Methode 1 wird davon ausgegangen, dass PV-Leistungsmessungen innerhalb einer Region von allen PV-Anlagen vorliegen. In Methode 2 hingegen wird versucht mit einer Teilmenge der Anlagen aus Methode 1 die regionale PV-Leistung zu simulieren. Methode 3 geht davon aus, dass lediglich der Summenwert der PV-Leistung in einer Region bekannt ist. In Methode 4 liegen gar keine PV-Messungen vor. Lediglich die installierte Leistung und statistische Erhebungen zur Modulausrichtung sind bekannt. In den Methoden 1 und 2 wird der Zusammenhang zwischen der PV-Leistung und Wettermodelldaten gelernt. Methode 3 hingegen wendet eine Hauptkomponentenanalyse an, mit der nur die Wetterdaten im selbstlernenden Ansatz verwendet werden, welche zur Erklärung der regionalen PV-Leistung besonders gut geeignet sind. Die Methoden 1 bis 3 kommen gänzlich ohne Informationen zur Modulausrichtung der Anlagen und ohne PV-Modell aus. Der selbstlernende Ansatz in Methode 4 besteht darin, dass Zusammenhänge zwischen Wetterstationsdaten und dem numerischen Wettermodell gebildet und damit die Prognosen verbessert werden. Methode 1 und 3 basieren auf Vorentwicklungen, die in Fonseca et al. (2014) und Fonseca et al. (2013) näher beschrieben sind. Alle Methoden werden jeweils anhand von Daten der zurückliegenden 60 Tage trainiert und dann auf Wettermodellprognosen angewendet. Die Ergebnisse werden anhand von 273 PV-Anlagen in Japan evaluiert. Überaus überraschend ist, dass die großen Unterschiede im Umfang der Inputdaten nur einen schwachen Einfluss auf die Ergebnisse zeigen. Insgesamt zeigen sich jedoch leichte Vorteile bei Methode 1 und 2. Hervorgehoben wird zudem, wie wichtig die Kenntnis der Modulausrichtung in Methode 4 ist. Eine Übertragbarkeit der Methoden 1 und 3 auf größere Netzgebiete erscheint schwierig, da die hierfür erforderlichen Messdaten kaum vorliegen dürften. Bei den Methoden 2 und 4 hingegen bleibt unklar, wie der hohen Unsicherheit bei der Modellierung der vielfach unbekanntenen Anlagen begegnet werden kann.

Die verbreitete Installation von Smart-Metern kann Hochrechnungsverfahren zukünftig grundsätzlich verändern. Hierbei ergeben sich neue Herausforderungen, etwa an die strukturelle IT-Einbindung und Verfügbarkeit von Messdaten. Bessa (2014) stellt einen Ansatz vor, mit dem auf Basis von Smart-Meter Daten die PV-Leistung in einem Netzgebiet abgeschätzt wird. Von vielen Anlagen werden diese Daten nur alle 24 h abgerufen, einige übermitteln sie in Echtzeit. Aus diesem Grund wird zunächst anhand historischer Daten der Zusammenhang zwischen beiden Teilmengen in einem selbstlernenden Ansatz analysiert und damit die PV-Leistung aller Anlagen in Echtzeit abgeschätzt. Darüber hinaus eignen sich die gesammelten Smart-Meter Daten aber auch zur Verbesserung von (probabilistischen) Leistungsprognosen im Zeitraum bis zu 6 h (Bessa et al., 2014, 2015).

Beck et al. (2014) trainieren zwar ähnlich wie Bessa (2014) anhand historischer Daten, beschreiben die Abhängigkeiten zwischen der Leistung (benachbarter) PV-Anlagen jedoch durch



Tab. 2.1: Ausgewählte Literatur, die sich mit der Modellierung der PV-Leistung beschäftigt. Aus Gründen der Darstellung ist stets das Hauptwerk angegeben, sollte es mehrere Publikationen von einem Autor geben. Der in dieser wissenschaftlichen Arbeit entwickelte Ansatz ist fett hervorgehoben.

	Modellierung						Input				Raum			Zeit	
	Modulorientierung	Verschattung	Kalibrierung	Qualitätskontrolle	Räuml. Interpol.	Zeitl. Interpol.	Referenzanlagen	Satellitendaten	Wettermodell	Wetterstation	Anlagenspezifisch	Lokal	Regional	Echtzeit	Prognose
Beck et al. (2014)	-	-	-	-	-	✓	✓	-	-	✓	✓	✓	✓	✓	-
Bessa (2014)	-	-	-	-	-	✓	✓	-	-	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Drews et al. (2007)	✓	-	-	✓	✓	-	-	✓	-	✓	✓	-	-	✓	-
Engerer (2015a)	✓	-	✓	✓	-	-	✓	-	-	✓	✓	✓	✓	✓	-
Fonseca et al. (2015)	-	-	-	-	-	-	✓	-	✓	✓	✓	✓	✓	-	✓
Golnas et al. (2011)	✓	-	-	-	-	✓	✓	-	-	✓	✓	✓	✓	✓	-
Grossi et al. (2014)	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	✓	-	✓	-	✓	-
<b>Killinger</b>	✓	-	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	✓	✓	✓	✓	✓	-
Kracker und Pienitz (2017)	-	-	✓	-	-	-	✓	-	-	-	-	✓	✓	✓	-
Kühnert (2016)	✓	-	-	✓	-	✓	✓	✓	✓	-	-	✓	✓	✓	✓
Lorenz et al. (2011)	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	✓	✓
Lonij et al. (2013)	-	✓	-	✓	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	✓	✓	✓	✓
Ruelle et al. (2016)	✓	✓	✓	-	-	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Ruf et al. (2016)	✓	-	-	-	-	-	-	✓	-	✓	✓	✓	-	✓	-
Saint-Drenan et al. (2011)	✓	-	✓	-	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	✓	✓	✓	-
Schierenbeck et al. (2010)	-	-	-	-	✓	-	✓	-	-	-	✓	✓	✓	✓	-

eine polynomiale Funktion. Golnas et al. (2011) hingegen verwenden Korrelationen, räumliche Informationen und die Modulausrichtung. Letztere wird bei Bessa (2014) und Beck et al. (2014) nicht benötigt. Kritisch an den Ansätzen aus Bessa (2014), Beck et al. (2014), Golnas et al. (2011) sowie den Methoden 1 und 3 aus Fonseca et al. (2015) ist, dass alle Zusammenhänge zunächst analysiert werden müssen, wofür Messdaten aller Anlagen vorzuliegen haben. Darüber hinaus sind solche Verfahren nur für benachbarte Anlagen sinnvoll, wo meteorologische Gegebenheiten nicht stark voneinander abweichen. Folglich nehmen die Fehlerwerte insbesondere bei einer hohen zeitlichen Auflösung und wechselhaften Wetterlagen zu (Golnas et al., 2011).

Die aufgezeigten Publikationen sind sehr vielfältig und weisen große Unterschiede bei den verwendeten bzw. zur Verfügung stehenden Inputdaten auf. Die Unterscheidung findet dabei nicht nur zwischen den in Tab. 2.1 aufgeführten Kategorien statt, sondern auch innerhalb dersel-

ben. Bessa (2014), Beck et al. (2014) und Golnas et al. (2011) beispielsweise gehen von einer großen Anzahl leistungsgemessener Anlagen aus, welche momentan in Deutschland nicht zur Verfügung steht (siehe Abschnitt 1.1). Eng verknüpft mit den Inputdaten ist die Auswahl von Modellen, sowie deren räumliche und zeitliche Dimensionierung.

Große Unterschiede zeigen sich daher auch in der räumlichen Auflösung. Während in einigen Ansätzen jede Einzelanlage in einem Netzgebiet simuliert wird, konzentrieren sich Lorenz et al. (2011) und Kühnert (2016) lediglich auf ausgewählte Anlagen. Andere Ansätze hingegen wählen eine gröbere Aggregationsebene und versuchen lediglich die lokale oder regionale PV-Leistung zu bestimmen.

Hinsichtlich der zeitlichen Dimension kann zwar relativ strikt zwischen Echtzeit und Prognose unterschieden werden, oft aber mit kleinen methodischen Anpassungen und der Verwendung anderer Inputdaten auch eine Eignung für den jeweils anderen Zeithorizont erreicht werden. Werden beispielsweise bei Referenzanlagen anstelle von Messdaten Leistungsprognosen aus Wettermodellen verwendet, kann damit auch die zukünftige PV-Leistung abgeschätzt werden.<sup>30</sup>

Die größten Unterschiede verschiedener Publikationen zeigen sich in der methodischen Umsetzung und dem Detaillierungsgrad der Modellierung. Engerer (2015a) etwa verwendet die Modulausrichtung aus einer Datenbank, Saint-Drenan et al. (2011) hat je nach Anlagengröße verschiedene statistische Verteilungen als Grundlage und Ruf et al. (2016) leitet mit einem in Ruf et al. (2015) beschriebenen Verfahren die Ausrichtung aus LiDAR-Daten ab. Eine ähnliche Vielfalt offenbart sich bei einer Berücksichtigung der Verschattung, der Kalibrierung, der Qualitätskontrolle und der zeitlichen Interpolation. Bei der räumlichen Interpolation wird mit Ausnahme von Lonij et al. (2013) auf etablierte Verfahren zurückgegriffen. In Drews et al. (2007) wird dazu eine Sonderform des in Krige (1951) beschriebenen Ansatzes und in den übrigen Publikationen das IDW-Verfahren eingesetzt.<sup>31</sup>

Zusammenfassend zeigt sich mit Blick auf Tab. 2.1 ein großer Unterschied zwischen den vorgestellten Publikationen, welcher sich auch innerhalb der genannten Kategorien fortsetzt. Die Übertragbarkeit der Ansätze aber auch die Vergleichbarkeit der Ergebnisse ist oft erschwert, etwa weil zeitliche und räumliche Auflösungen unterschiedlich sind, der gewählte Zeitraum ein anderer ist oder von einer unterschiedlichen Informationslage ausgegangen werden muss (Antonanzas et al., 2016). Besonders wichtige Kritikpunkte, welche die Anwendung limitieren oder in ihrer Qualität beschränken, wurden im Einzelfall bereits erörtert. Die Schwierigkeit diese große Vielfalt zu kategorisieren, offenbart gleichzeitig viele Abgrenzungsmöglichkeiten.

<sup>30</sup> Siehe hierzu auch Abschnitt 2.1.3.

<sup>31</sup> Die räumlichen Interpolationsverfahren werden noch detailliert in Abschnitt 6.3 vorgestellt und evaluiert.

Auf einer Makroebene unterscheidet sich der in dieser wissenschaftlichen Arbeit vorgestellte Ansatz in Tab. 2.1 bereits von anderen Werken, indem eine große Anzahl unterschiedlicher Modellierungsansätze einbezogen wird. Zudem werden ausschließlich die Leistung von Referenzanlagen und die Umgebungstemperatur<sup>32</sup> benötigt, sodass das Hochrechnungsverfahren mit deutlich weniger Informationen als vergleichbare Ansätze auskommt. Aus der Tabelle nicht direkt ersichtlich aber besonders erwähnenswert ist zudem, dass bei der Konzeption auf eine hohe Übertragbarkeit auf andere Regionen geachtet wurde, was eine universelle Anwendung erleichtert und ein großer Kritikpunkt bei alternativen Hochrechnungsverfahren ist. Insbesondere mit Hinblick auf die Modellierung ergeben sich auf einer Mikroebene weitere vielfältige Gestaltungsspielräume. Ein großer Forschungsbedarf besteht bei der Invertierung, Kalibrierung und Qualitätskontrolle der PV-Leistung sowie der Parametrierung der anlagenspezifischen Modulausrichtung. Die dabei auftretenden wissenschaftlichen Lücken werden in Kapitel 4, Kapitel 5 sowie Kapitel 6 herausgearbeitet und durch eigene Entwicklungen bedient.

### 2.4 Fehlerkennzahlen zur statistischen Bewertung

Zur Bewertung der in dieser Arbeit entwickelten Methode werden nachfolgend zentrale Fehlerkennzahlen definiert. Der Root Mean Square Error (*RMSE*; deutsch: Wurzel der mittleren Fehlerquadratsumme) gibt an wie nahe simulierte und gemessene Werte beieinander liegen, indem Abweichungen quadratisch bestraft werden. Für einen besseren Vergleich in unterschiedlichen Anwendungen wird der *RMSE* mit dem Mittelwert normiert und nachfolgend als *RMSE<sub>rel</sub>* bezeichnet (Engerer, 2015b).

$$RMSE_{rel} = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (s_i - m_i)^2}}{\bar{m}}, \quad (2.4)$$

wo *s* und *m* für die simulierten und gemessenen Werte stehen und  $\bar{m}$  das arithmetische Mittel aus allen gemessenen Werten repräsentiert. Darüber hinaus ist der Korrelationskoeffizient  $\tau$  nach Pearson wie folgt definiert und drückt den linearen Zusammenhang zwischen zwei Zeitreihen aus (Groß, 2010).

---

<sup>32</sup> Die Umgebungstemperatur wird innerhalb der vorliegenden Arbeit an einer in Abschnitt 3.1.2 beschriebenen Wetterstation gemessen. Alternativ hierzu kann jedoch auch auf andere Quellen zurückgegriffen werden.

$$\tau = \frac{\sum_{i=1}^T (m_i - \bar{m}) \cdot (s_i - \bar{s})}{\sqrt{\sum_{i=1}^T (m_i - \bar{m})^2 \cdot \sum_{i=1}^T (s_i - \bar{s})^2}}. \quad (2.5)$$

Systematische Abweichungen zwischen zwei Zeitreihen werden durch den Mean Bias Error (*MBE*, deutsch: Mittlere Abweichung) ausgedrückt. Eine Normierung mit dem Mittelwert wie bereits in (2.4) erleichtert einen späteren Vergleich, sodass der  $MBE_{rel}$  in Übereinstimmung mit Gueymard (2014) und Engerer (2015b) wie folgt definiert ist:

$$MBE_{rel} = \frac{1}{T \bar{m}} \sum_{i=1}^T (s_i - m_i). \quad (2.6)$$

Wird in (2.6) der Absolutwert aus der Differenz zwischen gemessenen und simulierten Werten ermittelt, ergibt sich daraus der  $MAE_{rel}$  (relative Mean Absolute Error, deutsch: Relativwert des mittleren absoluten Fehlers). Wie beim  $RMSE_{rel}$  werden damit alle Abweichungen erfasst, allerdings nicht quadratisch bestraft.

## 2.5 Zusammenfassung der energiewirtschaftlichen Einordnung

In diesem Kapitel werden wichtige Grundlagen für die vorliegende wissenschaftliche Arbeit vorgestellt. Zunächst findet in Abschnitt 2.1 eine Einordnung in den energiewirtschaftlichen Kontext statt. Dieser zeichnet sich durch das komplexe Zusammenspiel verschiedener Akteure aus, welches in zahlreichen Gesetzen und Verordnungen (u. a. EnWG, EEG, EEV, EEA, MessZV, StromNZV, etc.) sowie diverser Beschlüsse der BNetzA geregelt ist. Außerdem werden die Wirkungsweise von PV-Anlagen, saisonale und tageszeitliche Fluktuation sowie ihre Stromgestehungskosten thematisiert. Bei 79.7% der installierten PV-Leistung sind die ÜNB und bei allen anderen Anlagen Direktvermarktungsunternehmen für die Vermarktung zuständig. Fehlerhafte Prognosen können dabei prinzipiell auf dem Intradaymarkt oder durch Ausgleichsenergie kompensiert werden, führen aber in den meisten Fällen zu Mehrkosten. Verbesserungen in Hochrechnungsverfahren zielen darauf ab solche Mehrkosten zu vermindern, weshalb sie für ÜNB und Direktvermarkter von großem Interesse sind. Darüber hinaus werden Differenzmengen in der Bilanzkreisbewirtschaftung der VNB verringert und damit verbundene Kosten gesenkt, wenn verbesserte Hochrechnungsverfahren eingesetzt werden.

Auf Basis zahlreicher wissenschaftlicher Publikationen werden in Abschnitt 2.2 die Kosten solcher Prognosefehler quantifiziert und dafür argumentiert, dass ähnliche Bewertungsansätze

und Rahmenbedingungen auch für die vorliegende Arbeit angesetzt werden können. Insgesamt kann näherungsweise von einem quadratischen Zusammenhang zwischen dem Simulationsfehler und den Kosten ausgegangen werden. Daraus resultiert ein großes Einsparungspotential, wenn durch Verbesserungen in Hochrechnungsverfahren insbesondere große Prognosefehler zukünftig verhindert werden können.

Der aktuelle Stand der Forschung bei Hochrechnungsverfahren wird in Abschnitt 2.3 vorgestellt. Hochrechnungsverfahren als methodisches Werkzeug zur Simulation der PV-Leistung können sowohl zur Bestimmung derselben in Echtzeit aber auch zu ihrer Prognose eingesetzt werden. Große Unterschiede zwischen den vorgestellten Publikationen zeigen sich in der räumlichen Auflösung, in den verwendeten Inputdaten und insbesondere in der gewählten Modellierung. Dadurch offenbaren sich vielfältige Abgrenzungsmöglichkeiten auf einer methodischen Makro- und Mikroebene. Die methodischen Lücken auf Mikroebene werden in den nachfolgenden Kapiteln herausgearbeitet und durch eigene Modellentwicklungen bedient. Schließlich werden in Abschnitt 2.4 alle Fehlerkennzahlen vorgestellt, die in dieser Arbeit eingesetzt werden.

### 3 Simulation von Strahlung und PV-Leistung<sup>1</sup>

Dieses Kapitel setzt sich mit der Berechnung der PV-Leistung auf Basis der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  auseinander. In Abb. 3.1 werden die dafür nötigen Simulationsschritte skizziert, die sich in zwei große Abschnitte unterteilen lassen.

Die Transformation der Globalstrahlung auf die geneigte Modulfläche einer PV-Anlage  $G_c$  erfolgt mithilfe von Dekompositions- und Transpositionsmodellen. Alternativ dazu gibt es Modelle in der Literatur, die eine direkte Transformation zwischen  $G_h$  und  $G_c$  zulassen (Olmo et al., 1999). Diese führen jedoch zu hohen Fehlermaßen (Ruiz et al., 2002; Evseev und Kudish, 2009a) und werden in der vorliegenden Arbeit nicht betrachtet.

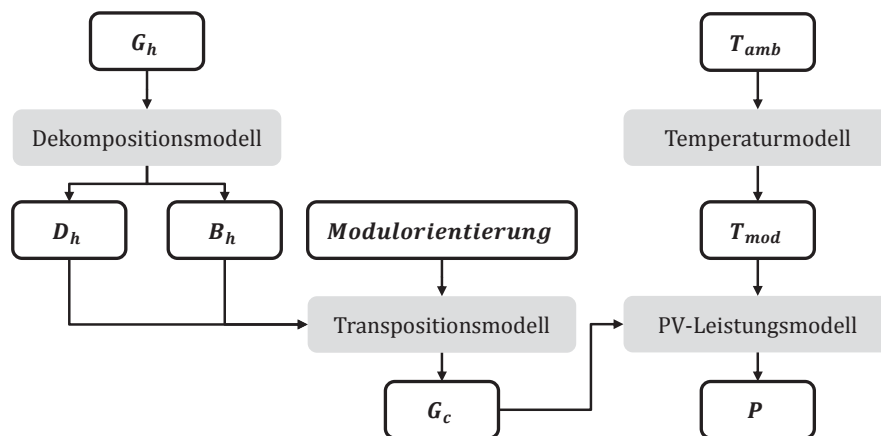


Abb. 3.1: Struktur der Simulation der PV-Leistung  $P$  auf Basis der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$ . Zur Berechnung der Globalstrahlung auf der geneigten Fläche  $G_c$  werden typischerweise Modelle zur Dekomposition- und Transposition angewendet. Modellparameter sowie Variablen sind kursiv und wichtige Simulationsschritte in grauen Boxen dargestellt. Hierbei ist  $T_{amb}$  die Umgebungstemperatur und  $T_{mod}$  die Modultemperatur.  $D_h$  und  $B_h$  sind die horizontale Diffus- und Direktstrahlung.

$G_c$  wird in einem zweiten Schritt verwendet, um unter Einbezug der lokalen Umgebungstemperatur  $T_{amb}$  und den Anlagencharakteristika die PV-Leistung  $P$  zu bestimmen. Die beteiligten Modelle werden in Abschnitt 3.2 und Abschnitt 3.3 beschrieben sowie anhand der in Ab-

<sup>1</sup> Zentrale Bestandteile dieses Kapitels gehen auf in McKenna et al. (2013) und Killinger et al. (2015b) veröffentlichte Vorarbeiten zurück.

schnitt 3.1 vorgestellten Daten evaluiert. Das Kapitel schließt mit einer kurzen Zusammenfassung in Abschnitt 3.4.

#### 3.1 Datengrundlage der Modellevaluationen

Eine wichtige Grundlage für die Umsetzung und Validierung der in dieser Arbeit entwickelten Methoden ist eine umfangreiche Datenbasis. Zahlreiche Inputdaten wie ein EEG-Anlagenregister mit Anschriftsdaten oder ein Dachflächenkataster mit Angabe der Dachorientierung stehen für das Bundesland Baden-Württemberg bzw. das Netzgebiet des Übertragungsnetzbetreibers TransnetBW zur Verfügung.<sup>2</sup> Darüber hinaus sind leistungsgemessene PV-Anlagen für das Hochrechnungsverfahren ein integraler Bestandteil.

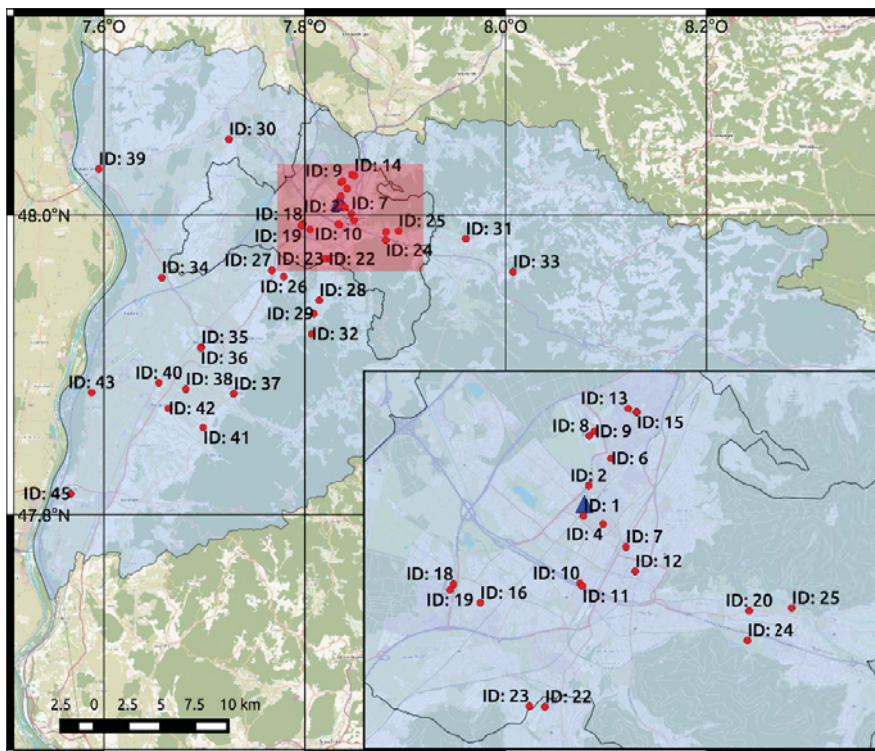


Abb. 3.2: Karte der Testregion (blau), der 45 PV-Anlagen mit Angabe ihrer ID (rote Kreise) und der Wetterstation (blaues Dreieck) in dem Stadtkreis Freiburg (innere blaue Fläche) und dem Landkreis Breisgau-Hochschwarzwald (äußere blaue Fläche). Die Anlagen mit der ID 2 und 3, 4 und 5, 14 und 15, 17 und 18, 20 und 21 sowie 44 und 45 befinden sich am selben Standort und werden daher nur einmal gekennzeichnet (eigene Abbildung mit einer Hintergrundkarte von OpenStreet-Map contributors (2016)).

<sup>2</sup> Das Netzgebiet der TransnetBW ist mit Ausnahme einiger Stadt- und Landkreise deckungsgleich mit dem Bundesland Baden-Württemberg.

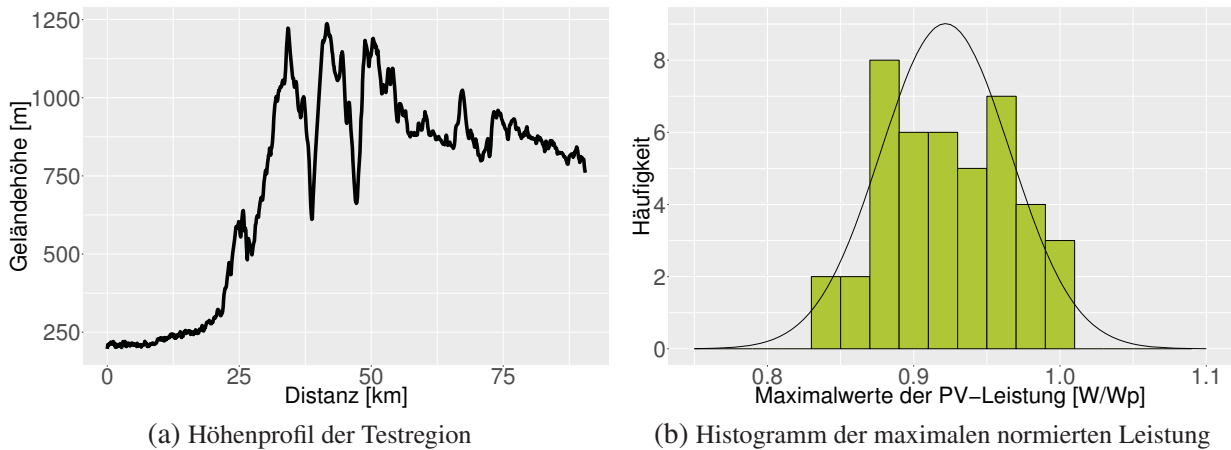


Abb. 3.3: (a) Höhenprofil der Testregion von West nach Ost entlang  $47.9^\circ$  nördlicher Breite. (b) Histogramm der maximalen normierten Leistung von 43 PV-Anlagen zwischen 2010 und 2014. Die Aufttrittshäufigkeit kann mit einer Normalverteilung approximiert werden, die durch einen Mittelwert von 0.9217 und eine Standardabweichung von 0.0443 definiert ist.

Verschiedene Institute und Unternehmen erheben diese Messdaten zwar, schließen aber eine Weitergabe auch zu Forschungszwecken aus unterschiedlichen Gründen weitestgehend aus. Das Fraunhofer-Institut für Solar Energiesysteme ISE hat die Installation zahlreicher PV-Anlagen in den Stadtkreisen Freiburg und dem Landkreis Breisgau-Hochschwarzwald begleitet, von denen verschiedene Messdaten in 5-minütiger Auflösung erhoben werden. 45 dieser PV-Anlagen können im Rahmen der vorliegenden Arbeit genutzt werden und definieren damit ganz maßgeblich die in Abb. 3.2 dargestellte Testregion. Diese ist aufgrund des orographischen Wechsels zwischen Rheingraben und Schwarzwald besonders heterogen und von zahlreichen lokalen meteorologischen Einflüssen geprägt.

Die Komplexität dieser Region ist aus wissenschaftlicher Sicht herausfordernd. Gute Ergebnisse sind daher ein starker Indikator dafür, dass sich Verbesserungen auch in homogenen Regionen erzielen lassen. Die maximale Ausdehnung in Ost-West-Richtung beträgt ca. 80 km, in Nord-Süd-Richtung fast 50 km. Das in Ost-West-Richtung abgetragene Höhenprofil in Abb. 3.3a unterstreicht den schnellen Wechsel zwischen Berg- und Tallagen. Die 45 PV-Anlagen in der Testregion sowie eine Wetterstation am Fraunhofer ISE werden nachfolgend detailliert beschrieben.

### 3.1.1 PV-Anlagen in der Testregion

Die Einspeiseleistung der 45 PV-Anlagen wird in 5-minütiger Taktung im Zeitraum von 2010 bis 2014 erhoben und unter Verwendung der installierten Anlagenleistung normiert. Das ent-



spricht über 500.000 Zeitschritten pro Anlage. Die Standorte und eine Kennung der Anlagen sind in Abb. 3.2 verzeichnet. Genaue Anschriftsdaten und der Anlagenschlüssel zur zweifelsfreien Identifizierung in einem Anlagenregister sind aus Datenschutzgründen unbekannt. Tab. 3.1 zeigt eine statistische Auswertung der PV-Leistung in Form von Boxplots, sowie Informationen zur Modulorientierung und Entfernung zur Wetterstation am Fraunhofer ISE.

Die Boxplots sind auf Basis der Tageswerte der Anlagen erstellt. Hierbei zeigen sich große Unterschiede zwischen den einzelnen PV-Anlagen. So gibt es zahlreiche PV-Anlagen, die nie einen Leistung von  $P = 1$  erreichen und teilweise deutlich darunter zurückbleiben. Aber auch der Median als Indikator für typische Leistungswerte erreicht unterschiedliche Niveaus und schwankt bei den Anlagen ohne einen klaren Zusammenhang zur Modulorientierung aufzuweisen. An vielen Anlagen werden neben der Leistung  $P$  auch die Globalstrahlung auf der geneigten Fläche  $G_c$  anhand von Siliziumreferenzzellen und die Modultemperatur  $T_{mod}$  gemessen, welche eine stufenweise Validierung einzelner Modelle in dieser Arbeit zulässt.

Abb. 3.3b zeigt ein Histogramm der Maximalwerte aller PV-Anlagen im kompletten Beobachtungszeitraum. Die PV-Anlagen mit der ID 10 und 11 wurden aufgrund von einzelnen, unrealistisch hohen Messwerten in dieser Analyse nicht betrachtet. Das Histogramm zeigt eindrücklich die großen Unterschiede zwischen den Anlagen. Die höchste erreichte Leistung schwankt laut Tab. 3.2 zwischen 85 % und 100 % der installierten Leistung mit einem Mittelwert bei 92 %. Die großen Unterschiede zwischen den Anlagen zeigen sich auch bei niedrigeren Leistungswerten, wie die 99.99 %, 99 % und 95 % Quantile belegen. 95 % aller Messwerte können zwischen 49.5 % und 72.3 % der installierten Leistung einer PV-Anlage demnach nicht übersteigen.

Solche großen Unterschiede in den Leistungswerten von PV-Anlagen erschweren eine präzise Simulation und führen zu ganz unterschiedlichen Belastungen im Stromnetz. Empirische Erfahrungswerte in Form einer approximierten Verteilungskurve wie in Abb. 3.3b können daher bereits bei der Dimensionierung der Netze eingebunden werden und den Ausbau optimieren (Killinger et al., 2016a). Die maximale normierte Leistung von 100 über Deutschland verteilten PV-Anlagen wird zudem in Wiemken et al. (2001) analysiert und mit 65 % beziffert. Wirth et al. (2015) hingegen analysieren 137 Anlagen an einem einzelnen Standort, die aufgrund ähnlicher meteorologischer Bedingungen einen höheren Wert von 80 % erreichen.

Tab. 3.1: Überblick über alle 45 PV-Anlagen. Die Boxplots werten die PV-Leistung im Zeitraum zwischen 2010 und 2014 aus. Das Rechteck wird durch das 25 % und 75 % Quantil an der linken und rechten Begrenzung sowie dem Median als Linie in der Mitte aufgespannt. Die äußeren Begrenzungen zeigen den Minimal- und Maximalwert aller beobachteten Werte. Darüber hinaus sind die Entfernung zur Wetterstation am Fraunhofer ISE sowie die durch den Neigungs- und Azimutwinkel definierte Modulausrichtung angegeben. Ein Azimutwinkel von  $-45^\circ$  steht für eine Ausrichtung nach Süd-Ost, während  $0^\circ$  Süd und  $45^\circ$  Süd-West entspricht.

ID	<i>P</i>	Dist.	Neig.	Azi.	ID	<i>P</i>	Dist.	Neig.	Azi.
-	0 0.5 1	km	°	°	-	0 0.5 1	km	°	°
1		0.26	30	0	24		4.47	11	13
2		0.38	30	-42	25		4.90	19	18
3		0.38	30	-42	26		6.94	23	16
4		0.59	30	0	27		7.17	20	15
5		0.59	29	5	28		7.47	20	-50
6		1.10	30	-25	29		8.53	24	9
7		1.26	22	-32	30		9.42	40	28
8		1.42	13	-15	31		9.78	25	0
9		1.52	29	20	32		10.04	24	0
10		1.67	32	30	33		13.90	3	0
11		1.73	29	28	34		14.38	26	30
12		1.78	48	20	35		14.92	28	60
13		2.19	22	-15	36		14.97	3	-31
14		2.20	25	8	37		16.28	24	-20
15		2.20	25	10	38		18.01	15	0
16		3.02	22	45	39		18.05	24	-38
17		3.23	30	18	40		19.01	25	-20
18		3.23	29	20	41		19.58	30	5
19		3.35	20	18	42		19.94	20	46
20		4.12	30	7	43		23.25	25	-15
21		4.12	45	8	44		29.50	10	10
22		4.34	30	-3	45		29.50	14	10
23		4.40	20	0	-	-	-	-	-

Tab. 3.2: Ergebnisse der statistischen Untersuchung der Leistungswerte von 43 PV-Anlagen mit Angabe der normierten Leistung in %.

	Min.	25 % Quan.	Median	Mittelw.	75 % Quan.	Max.
Maximalwert	84.8	88.0	91.7	92.2	95.8	100.0
99.99% Quantil	73.0	85.3	87.3	87.4	90.8	97.0
99% Quantil	62.2	70.6	73.7	73.3	75.9	83.6
95% Quantil	49.5	59.4	61.8	61.5	63.9	72.3

### 3.1.2 Wetterstation am Fraunhofer ISE

Für die Validierung verschiedener Modelle in dieser Arbeit werden immer wieder lokale Messwerte benötigt. Auf dem Hauptgebäude des Fraunhofer ISE<sup>3</sup> und damit relativ zentral in der Testregion (siehe Abb. 3.2) befindet sich eine Wetterstation, von der Daten für den gesamten Untersuchungszeitraum zwischen 2010 und 2014 vorliegen. Die Wetterdaten liegen zwar in minutlicher Auflösung vor, wurden jedoch auf 5-minütige Zeitschritte gemittelt, um mit dem Intervall der PV-Daten konform zu sein.

An der Wetterstation werden eine ganze Reihe unterschiedlicher meteorologischer Parameter gemessen, von denen aber nur die in Tab. 3.3 aufgeführten Variablen verwendet werden. Die dort genannte Globalstrahlung auf der horizontalen Oberfläche  $G_h$  besteht aus einem diffusen Strahlungsanteil  $D_h$  und der Direktstrahlung  $B_h$ . Da  $B_h$  nicht an der Wetterstation gemessen wird, wird sie mit (3.1) berechnet.

$$G_h = D_h + B_h \tag{3.1}$$

Tab. 3.3: Wetterdaten für den Zeitraum 2010 bis 2014. Die horizontale Globalstrahlung  $G_h$  und horizontale Diffusstrahlung  $D_h$  dienen zur Bestimmung der horizontalen Direktstrahlung  $B_h$ . Der Sensor zur Messung der Globalstrahlung auf der geneigten Fläche  $G_c$  ist nach Süd mit 45° Neigung ausgerichtet. Die Umgebungstemperatur  $T_{amb}$  wird im Schatten und in °C gemessen. Die Strahlungswerte sind in  $W/m^2$  und ihre Jahressumme in  $kWh/m^2$  angegeben.

Parameter	Quelle	Minimum	Mittel	Maximum	Jahressumme
$G_h$	Station	0	133	1438	1155
$D_h$	Station	0	61	727	530
$B_h$	Berechnet	0	72	910	625
$G_c$	Station	0	152	1481	1318
$T_{amb}$	Station	-14.5	11.7	40.1	-

<sup>3</sup> Fraunhofer-Institut für Solare Energiesysteme ISE, Heidenhofstraße 2, 79110 Freiburg.

Die Globalstrahlung auf der geneigten Fläche  $G_c$  ist für einen Sensor mit Ausrichtung Süd und einer Neigung von  $45^\circ$  gemessen. Diese Ausrichtung resultiert in einer erhöhten durchschnittlichen Jahresenergiesumme und einem größeren Maximalwert als bei  $G_h$  (siehe Tab. 3.3). Ergänzend zu dieser statistischen Analyse, welche interessante klimatologische Parameter für den Standort Freiburg offenbart, sind in Abb. 3.4 die horizontale Diffusstrahlung  $D_h$ , Direktstrahlung  $B_h$  und die Globalstrahlung auf der geneigten Fläche  $G_c$  abgebildet.

Der Verlauf der Wochensumme in Abb. 3.4a weist insbesondere in den Wintermonaten einen sehr großen relativen Anteil von  $D_h$  auf. Durch die größere Neigung kann  $G_c$  im selben Zeitraum regelmäßig  $G_h$  übersteigen. Im Sommer 2012 gibt es einen kurzen Abschnitt ohne Messwerte. In Abb. 3.4b ist der durchschnittliche Tagesgang dieser Strahlungskomponenten aus allen 5 Jahren abgebildet. Abgesehen von den frühen Morgen- und Abendstunden erzielt  $G_c$  stets höhere Leistungswerte als  $G_h$ . Um eine möglichst hohe Jahresenergiesumme zu erreichen, werden PV-Anlagen daher im Regelfall geneigt installiert.

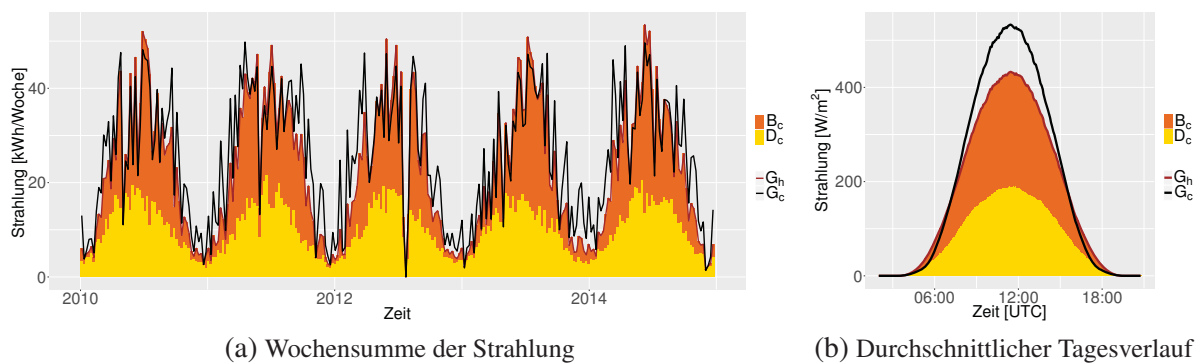


Abb. 3.4: a) Wochensumme und b) durchschnittlicher Tagesgang der Strahlung an der Wetterstation des Fraunhofer ISE im Zeitraum 2010 bis 2014. Dargestellt wird die horizontale Diffusstrahlung  $D_h$  (gelbe Fläche), Direktstrahlung  $B_h$  (orangefarbene Fläche), Globalstrahlung  $G_h$  (rote Linie) und die Globalstrahlung auf der geneigten Fläche  $G_c$  (schwarze Linie).

## 3.2 Aufteilung und Transformation der Strahlung

### 3.2.1 Dekompositionsmodelle zur Aufteilung der Strahlung

Wie bereits in Abschnitt 3.1.2 beschrieben wurde, besteht die Globalstrahlung auf der horizontalen Oberfläche  $G_h$  aus einem diffusen Strahlungsanteil  $D_h$  und der Direktstrahlung  $B_h$ . In der Literatur werden zahlreiche Dekompositionsmodelle vorgestellt und evaluiert, welche entweder den direkten oder diffusen Strahlungsanteil an der Globalstrahlung abschätzen. Die meisten Ansätze gehen hierbei auf eine frühe Arbeit von Liu und Jordan (1960) zurück und nutzen die

Korrelation zwischen dem Klarheitsindex  $k_t$  und diffusen Strahlungsanteil  $k_d$ .  $k_t$  ist als der Quotient zwischen der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  und der extraterrestrischen Strahlung auf der horizontalen Oberfläche  $I_{oh}$  definiert.  $k_d$  gibt den relativen Anteil der diffusen Strahlung  $D_h$  an der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  an.

$$k_t = \frac{G_h}{I_{oh}}, \quad (3.2)$$

$$k_d = \frac{D_h}{G_h}. \quad (3.3)$$

Auf Basis der Wetterstationsdaten am Fraunhofer ISE in Freiburg ist dieser Zusammenhang mit 5-minütlichen Daten für die Jahre 2010 bis 2014 in Abb. 3.5 in Form schwarzer Punkte visualisiert. In den Publikationen von Gueymard und Ruiz-Arias (2016), Dervishi und Mahdavi (2012) und Jacovides et al. (2006) werden zahlreiche Dekompositionsmodelle miteinander verglichen. Das nachfolgend als DReindl bezeichnete Modell von Reindl et al. (1990a) erzielt in diesen Publikationen gute Ergebnisse und ist aufgrund der einfachen Implementierung schnell ausführbar. In zahlreichen Publikationen schneidet das komplexere DPerez-Modell<sup>4</sup> von Maxwell (1987) und Perez et al. (1992) meist besser als das DReindl ab. Gueymard und Ruiz-Arias (2016) bestätigen diese Erkenntnis und zeigen in umfangreichen Evaluationen, dass das DPerez-Modell weltweit zu den besten Dekompositionsmodellen gehört. Beide Modelle unterscheiden sich damit im Wesentlichen durch ihre Komplexität sowie der damit verbundenen Rechenzeit und wurden stellvertretend für eine große Vielzahl weiterer Modellentwicklungen ausgewählt. Ob Unterschiede hinsichtlich der Genauigkeit in den nachfolgenden Anwendungsfällen weiterhin auftreten, wird in Abschnitt 3.2.3 und Kapitel 4 analysiert. Zunächst werden beide Modelle jedoch detailliert vorgestellt.<sup>5</sup>

#### 3.2.1.1 Dekomposition mit DReindl

Bei den schwarzen Punkten in Abb. 3.5 zeigen sich Verdichtungen sowohl bei einem hohen als auch einem niedrigen diffusen Strahlungsanteil. Dazwischen gibt es einen Bereich in der Punktwolke, der mit einem breiteren Band approximiert werden könnte. Reindl et al. (1990a) haben diesen Zusammenhang aufgegriffen und untersucht, mit welcher Kombination an unterschiedlichen Variablen der Zusammenhang zwischen  $k_t$  und  $k_d$  bestmöglich beschrieben werden kann.

---

<sup>4</sup> Wird in der Literatur auch als DIRINT-Modell bezeichnet.

<sup>5</sup> Beide Modelle basieren auf MATLAB Implementierungen der Sandia National Laboratories (Sandia National Laboratories, 2016) und wurden in die Programmiersprache R übersetzt.

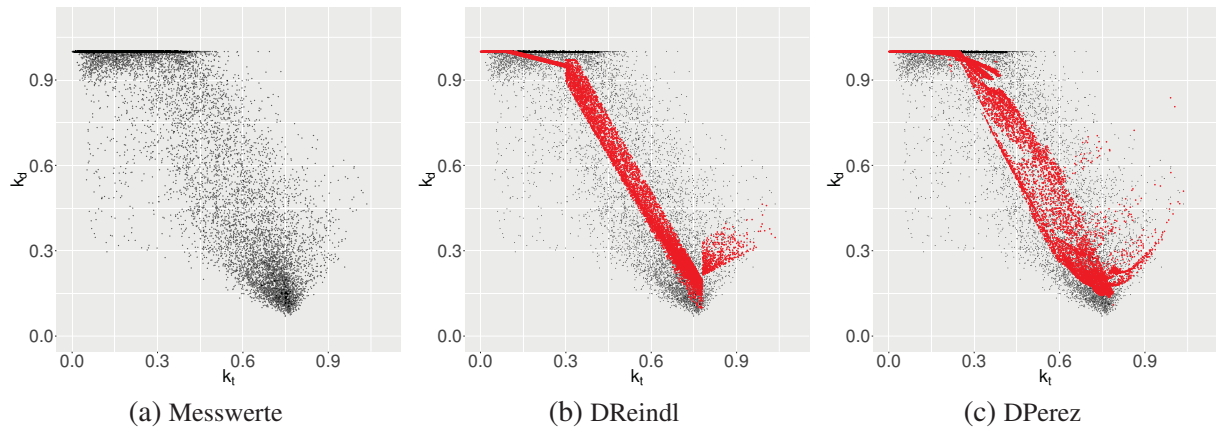


Abb. 3.5: Der Klarheitsindex  $k_t$  und diffuse Strahlungsanteil  $k_d$ , deren Zusammenhang die Basis zahlreicher Dekompositionsmodelle darstellt. Gemessene (schwarze) und durch die Dekompositionsmodelle DReindl und DPerez bestimmte (rote) Werte. Anmerkung: Aufgrund der Vielzahl von Datenpunkten wurden aus Darstellungsgründen zufällig 1/20 aller Werte ausgewählt und visualisiert.

In ihrer Publikation stellen die Autoren hierzu verschiedene Funktionen vor, die zwar demselben Prinzip folgen, aber durch unterschiedlichen Inputvariablen definiert sind. Im Rahmen dieser Arbeit (siehe Abschnitt 3.1.2) sowie in zahlreichen praxisnahen Anwendungen steht neben der Einstrahlung nur die Umgebungstemperatur  $T_{amb}$  zur Verfügung. Darüber hinaus kann die Sonnenposition für jeden Standort in Abhängigkeit der Zeit berechnet werden. Durch die genannten Einschränkungen kann der diffuse Strahlungsanteil  $k_d$  in den nachfolgenden Gleichungen ausschließlich durch den Klarheitsindex  $k_t$  und Zenitwinkel der Sonne  $\theta_Z$  angenähert werden und ist abschnittsweise für festgelegte Intervalle definiert. Mit diesen Zusammenhängen und (3.3) kann die diffuse Strahlung  $D_h$  wie folgt berechnet werden:

$$k_d = \begin{cases} 1.020 - 0.254k_t + 0.0123 \cos \theta_Z, & \text{falls } 0 \leq k_t \leq 0.3 \wedge k_d \leq 1 \\ 1.400 - 1.749k_t + 0.177 \cos \theta_Z, & \text{falls } 0.3 < k_t < 0.78 \wedge k_d \leq 0.97 \wedge k_d \geq 0.1 \\ 0.486k_t - 0.182 \cos \theta_Z, & \text{falls } k_t \geq 0.78 \wedge k_d \geq 0.1. \end{cases} \quad (3.4)$$

### 3.2.1.2 Dekomposition mit DPerez

Das DPerez-Modell von Perez et al. (1992) verwendet in seinem Kern das DISC-Modell von Maxwell (1987). Im Gegensatz zu DReindl wird dabei die direkte Normalstrahlung  $B_n$  abge-

schätzt.  $B_n$  kann mit nachfolgender Gleichung aus der direkten Strahlung auf der horizontalen Oberfläche  $B_h$  und dem Zenitwinkel der Sonne  $\theta_Z$  berechnet werden:

$$B_n = \frac{B_h}{\cos \theta_Z}. \quad (3.5)$$

Das DISC-Modell ist für unterschiedliche Wertebereiche von  $k_t$  definiert und bezieht verschiedene atmosphärische Zusammenhänge mit ein. In einem ersten Schritt wird hierbei der Clear Sky Wert des Klarheitsindex  $k_{nc}$  berechnet.  $k_{nc}$  hängt von der optischen Dichte der Atmosphäre ab, die auch als Luftmasse (Englisch: air mass)  $AM$  bezeichnet wird:

$$\begin{aligned} k_{nc} = & 0.866 - 0.122 \cdot AM + 0.0121 \cdot AM^2 \\ & - 0.000653 \cdot AM^3 + 0.000014 \cdot AM^4. \end{aligned} \quad (3.6)$$

Der Transmissionsfaktor der direkten Normalstrahlung  $k_n$  wird aus  $k_{nc}$  und  $\Delta k_n$  berechnet:

$$k_n = k_{nc} - \Delta k_n. \quad (3.7)$$

Die Abweichung zu  $k_{nc}$  wird als  $\Delta k_n$  bezeichnet und ist wie folgt definiert:

$$\Delta k_n = a + b \cdot e^{c \cdot AM}. \quad (3.8)$$

Hierbei sind  $a$ ,  $b$  und  $c$  jeweils Polynome, die von  $k_t$  abhängen.

Wenn  $k_t \leq 0.60$ ,

$$a = 0.512 - 1.56k_t + 2.286k_t^2 - 2.222k_t^3 \quad (3.9)$$

$$b = 0.370 + 0.962k_t \quad (3.10)$$

$$c = -0.280 + 0.932k_t - 2.048k_t^2 \quad (3.11)$$

und für  $k_t > 0.60$ ,

$$a = -5.743 + 21.77k_t - 27.49k_t^2 + 11.56k_t^3 \quad (3.12)$$

$$b = 41.40 - 118.5k_t + 66.05k_t^2 + 31.90k_t^3 \quad (3.13)$$

$$c = -47.01 + 184.2k_t - 222.0k_t^2 + 73.81k_t^3 \quad (3.14)$$

Auf Basis dieser Funktionen kann  $k_n$  bestimmt und mit der normalen Komponente der extra-terrestrischen Strahlung  $I_n$  multipliziert werden. Hieraus wird die direkte Normalstrahlung  $B_n$  ermittelt.

$$B_n = k_n \cdot I_n. \quad (3.15)$$

Das DPerez-Modell erweitert das DISC-Modell um atmosphärische und meteorologische Inputvariablen. Diese werden genutzt, um verschiedene Hilfsvariablen zu berechnen, die letztlich die Parametrierung des Modells festlegen und den Transmissionsfaktor  $X$  bestimmen. Konkret wird hierbei der Zenitwinkel der Sonne  $\theta_Z$ , ein Klarheitsindex  $k'_t$ , ein Stabilitätsindex  $\Delta k'_t$  und ein Maß für den atmosphärischen Wassergehalt  $W$  verwendet.  $X$  wird mit  $B_n$  aus dem DISC-Modell multipliziert und dadurch korrigiert:

$$B_n = B_{n,DISC} \cdot X(k'_t, \theta_Z, W, \Delta k'_t) \quad (3.16)$$

Der Klarheitsindex  $k'_t$  hängt vom Klarheitsindex  $k_t$  und der Luftmasse  $AM$  ab und wird wie folgt berechnet:

$$k'_t = \frac{k_t}{1.031 \cdot e^{\left(\frac{-1.4}{0.9 + \frac{9.4}{AM}}\right)} + 0.1}. \quad (3.17)$$

Als ein Maß für dynamische Veränderungen der Zeitreihe ist  $\Delta k'_t$  wie folgt definiert:

$$\Delta k'_t = 0.5 \cdot \left( |k'_{t_i} - k'_{t_{i+1}}| + |k'_{t_i} - k'_{t_{i-1}}| \right). \quad (3.18)$$

Da die Taupunkttemperatur im in Abschnitt 3.1.2 beschriebenen Datensatz nicht zur Verfügung steht, wird anstelle von  $W$  modellintern ein dafür vorgesehener Standardwert verwendet.



### 3.2.2 Transpositionsmodelle zur Transformation der Strahlung

Die Globalstrahlung auf der Modulfläche  $G_c$  besteht wie  $G_h$  aus der direkten  $B_c$  und diffusen  $D_c$  Strahlungskomponente. Darüber hinaus erreicht die geneigte Modulfläche aber auch ein kleiner Anteil reflektierter Strahlung  $R_c$ :

$$G_c = B_c + R_c + D_c. \quad (3.19)$$

Die direkte Strahlung auf der Moduloberfläche  $B_c$  lässt sich unmittelbar aus der horizontalen Komponente  $B_h$  und unter Berücksichtigung trigonometrischer Zusammenhänge berechnen. Alle für die Transposition relevanten Winkelbeziehungen sind in Abb. 3.6 dargestellt.

Der Azimutwinkel der Sonne  $\alpha_z$  und der PV-Anlage  $\alpha$  werden als Winkeldifferenz zur Südrichtung ausgedrückt. Ein negativer Winkel von  $-90^\circ$  entspricht somit Osten, während  $90^\circ$  nach Westen zeigt.  $\theta_z$  definiert den Zenitwinkel der zwischen dem Normalenvektor der Erdoberfläche und der Sonne gemessen wird.  $\beta$  ist der Neigungswinkel einer PV-Anlage und wird zwischen der Modulfläche und der horizontalen Erdoberfläche abgetragen.  $\theta$  ist der Einfallswinkel der Sonnenstrahlen auf die Moduloberfläche und hat einen Wert von 0, wenn die Sonne senkrecht auf das Modul scheint.  $\theta$  kann aus den vorangegangenen Winkeln wie folgt berechnet werden:

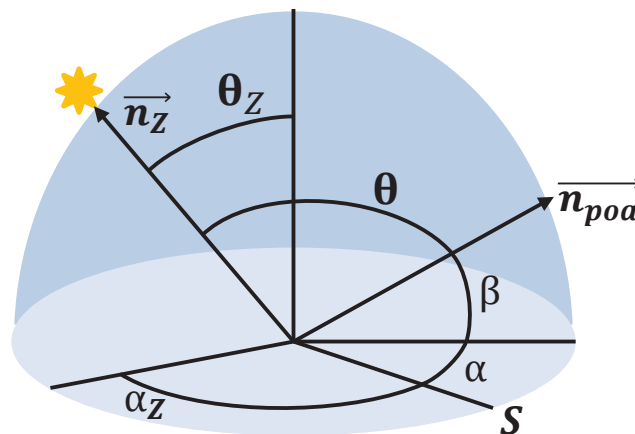


Abb. 3.6: Definition der Winkelabhängigkeiten zwischen den Normalenvektoren der PV-Anlage ( $\vec{n}_{poa}$ ) und Sonne ( $\vec{n}_z$ ). Hierbei sind  $\alpha_z$  und  $\alpha$  die Azimutwinkel der Sonne bzw. der PV-Anlage und werden in Bezug zur Ausrichtung nach Süd abgetragen.  $\beta$  ist der Neigungswinkel einer PV-Anlage.  $\theta_z$  definiert währenddessen den Zenitwinkel der Sonne und  $\theta$  den Einfallswinkel der Sonnenstrahlen auf die Moduloberfläche.

$$\theta = \arccos(\cos \theta_Z \cdot \sin \beta + \sin \theta_Z \cdot \cos \beta \cdot \cos(\alpha_Z - \alpha)). \quad (3.20)$$

Die direkte Strahlung auf der Moduloberfläche  $B_c$  lässt sich schließlich aus dem Zenitwinkel der Sonne  $\theta_Z$  und dem Einfallswinkel  $\theta$  wie folgt berechnen:

$$B_c = B_h \cdot \frac{\cos \theta}{\cos \theta_Z}. \quad (3.21)$$

Dabei muss beachtet werden, dass keine direkte Strahlung das Modul erreicht, wenn der Einfallswinkel  $\theta > 90^\circ$  beträgt oder die Sonne unterhalb des Horizonts ist ( $\theta_Z > 90^\circ$ ). Letztere Bedingung gilt ebenfalls für  $B_h$ .

Reflektionen der direkten Strahlung an der Oberfläche von PV-Modulen nehmen mit einem größer werdenden Einfallswinkel typischerweise zu und reduzieren damit die am Modul eintreffende Strahlung. Um diese Reflektionsverluste zu berücksichtigen, wird daher der Ansatz von Yang et al. (2014) optional integriert.

Der Anteil der reflektierten Strahlung ist gering und hängt sehr stark von der unmittelbaren Umgebung einer PV-Anlage und deren Albedo-Wert  $\rho$  ab. Sofern die Umgebung nicht detailliert modelliert werden kann, wird in der Literatur ein Wert von  $\rho = 0.2$  empfohlen (Quaschnig, 2013). Mit dieser Annahme und unter Berücksichtigung der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  kann  $R_c$  simuliert werden:

$$R_c = \frac{\rho}{2} \cdot G_h (1 - \cos \beta). \quad (3.22)$$

Die Berechnung der diffusen Strahlung auf der Moduloberfläche  $D_c$  ist im Vergleich zur direkten und reflektierten Komponente deutlich komplexer und es wird grundsätzlich zwischen isotropen und anisotropen Ansätzen unterschieden. Isotrope Ansätze gehen von einer gleichmäßigen Strahldichte der Sonne bei allen Sonnenpositionen aus und eignen sich daher nur für ungefähre Abschätzungen oder bei bedecktem Himmel (Quaschnig, 2013). Liu und Jordan (1962) haben ein solches isotropes Modell entwickelt.

Anisotrope Modelle werden der Realität viel besser gerecht, indem die unterschiedliche Strahldichte in Abhängigkeit der Sonnenposition berücksichtigt wird. In den Publikationen von Loutzenhiser et al. (2007), Noorian et al. (2008), Evseev und Kudish (2009a), Yang et al. (2013) und Quaschnig (2013) werden verschiedene Ansätze vorgestellt und evaluiert. Um dieser Evaluierung zu folgen und die Konformität mit den Dekompositionsmodellen zu wahren, werden

in dieser Arbeit die Modelle von Reindl et al. (1990b) und Perez et al. (1990) vorgestellt.<sup>6</sup> Zur Vereinfachung und sprachlichen Trennung werden diese Transpositionsmodelle als TReindl bzw. TPerez nachfolgend bezeichnet.

### 3.2.2.1 Transposition mit TReindl

Das TReindl stellt im Wesentlichen eine Erweiterung des Hay-Modells (Hay, 1979) dar und verfügt zusätzlich über einen Term, welcher die Aufhellung in der Nähe des Horizonts berücksichtigt (Evseev und Kudish, 2009b). In weiten Teilen ist die Modellformulierung deckungsgleich mit Klucher (1979) und berücksichtigt daher auch die Aufhellung im zirkumsolaren Bereich um die Sonne herum. Zusätzlich wird aber die extraterrestrische Strahlung  $I_{oh}$  und direkte horizontale Strahlung  $B_h$  einbezogen:

$$D_c = D_h \cdot \left[ \left( \frac{B_h}{I_{oh}} \right) \cdot r_b + 0.5 \cdot \left( 1 - \frac{B_h}{I_{oh}} \right) \cdot (1 + \cos \beta) \cdot \left( 1 + F_H \cdot \sin^3 \frac{\beta}{2} \right) \right]. \quad (3.23)$$

Dabei ist  $F_H$  ein Faktor, der die Himmelklarheit misst und von Hay definiert wurde.  $r_b$  konvertiert die horizontale Direktstrahlung wie (3.21) in ihre Komponente auf der Modulfläche und verhindert dabei negative Werte:

$$F_H = \sqrt{\frac{B_h}{G_h}}, \quad (3.24)$$

$$r_b = \frac{\max(\cos \theta, 0)}{\max(\cos \theta_Z, 0.01745)}. \quad (3.25)$$

### 3.2.2.2 Transposition mit TPerez

Perez et al. (1990) hat ein komplexes Modell entwickelt, welches in Abhängigkeit eines Himmelsklarheitsindex  $\varepsilon$  eine unterschiedliche Parametrierung wählt.  $\varepsilon$  wird dabei aus den direkten ( $B_h$ ) und diffusen ( $D_h$ ) Strahlungskomponenten, dem Zenitwinkel der Sonne  $\theta_Z$  und der Konstanten  $\kappa = 1.041$  berechnet.

---

<sup>6</sup> Diese basieren auf MATLAB-Implementierungen von Sandia National Laboratories (2016) und wurden in die Programmiersprache R übersetzt.

$$\varepsilon = \frac{\frac{D_h + B_h \cos^{-1} \theta_Z}{D_h} + \kappa \cdot \theta_Z^3}{1 + \kappa \cdot \theta_Z^3} \quad (3.26)$$

$\varepsilon$  bestimmt die Parametrierung von  $F_{11}$ ,  $F_{12}$ ,  $F_{13}$ ,  $F_{21}$ ,  $F_{22}$  und  $F_{23}$  in Tab. 3.4.

Diese werden benötigt, um den Horionthelligkeitsindex  $F_1$  und Sonnenumgebungshelligkeitsindex  $F_2$  mit nachfolgenden Formeln berechnen zu können:

$$F_1 = F_{11} + F_{12} \cdot \Delta_{Per} + F_{13} \cdot \theta_Z, \quad (3.27)$$

$$F_2 = F_{21} + F_{22} \cdot \Delta_{Per} + F_{23} \cdot \theta_Z. \quad (3.28)$$

Hierfür muss zudem der Helligkeitsindex  $\Delta_{Per}$  berechnet werden, der von der Luftmasse  $AM$ , der diffusen Strahlung  $D_h$  und der normalen Komponente der extraterrestrischen Strahlung  $I_n$  abhängt:

$$\Delta_{Per} = AM \cdot \frac{D_h}{I_n}. \quad (3.29)$$

Unter zusätzlicher Berücksichtigung der beiden Faktoren

$$a = \max(0; \cos \theta), \quad (3.30)$$

$$b = \max(0.087; \cos \theta_Z) \quad (3.31)$$

kann letztlich die horizontale Diffusstrahlung  $D_h$  auf die Modulfläche  $D_c$  transformiert werden:

$$D_c = D_h \cdot \left[ 0.5 \cdot (1 + \cos \beta) \cdot (1 - F_1) + \frac{a}{b} \cdot F_1 + F_2 \cdot \sin \beta \right]. \quad (3.32)$$

### 3.2.3 Validierung der Strahlungsmodelle

Für die Validierung der Dekompositions- und Transpositionsmodelle werden die bereits in Abschnitt 3.1.2 beschriebenen Wetterstationsdaten der Jahre 2010 bis 2014 verwendet. In der mitt-

Tab. 3.4: Koeffizienten die  $F_1$  und  $F_2$  in Abhängigkeit von  $\varepsilon$  parametrieren (Perez et al., 1990).

$\varepsilon$	$F_{11}$	$F_{12}$	$F_{13}$	$F_{21}$	$F_{22}$	$F_{23}$
[1, 1.065]	-0.008	0.588	-0.062	-0.060	0.072	-0.022
[1.065, 1.23)	0.130	0.683	-0.151	-0.019	0.066	-0.029
[1.23, 1.5)	0.330	0.487	-0.221	0.055	-0.064	-0.026
[1.5, 1.95)	0.568	0.187	-0.295	0.109	-0.152	-0.014
[1.95, 2.8)	0.873	-0.392	-0.362	0.226	-0.462	0.001
[2.8, 4.5)	1.132	-1.237	-0.412	0.288	-0.823	0.056
[4.5, 6.2)	1.060	-1.600	-0.359	0.264	-1.127	0.131
[6.2, $+\infty$ )	0.678	-0.327	-0.250	0.156	-1.377	0.251

leren und rechten Grafik in Abb. 3.5 ist nicht nur der Zusammenhang von  $k_t$  und  $k_d$  für die gemessene Strahlung dargestellt, sondern zusätzlich sind mit roten Punkten die Werte aus den beiden Dekompositionsmodellen abgebildet. Hierbei zeigt sich sehr deutlich die abschnittsweise Definition in DReindl und es wird ersichtlich, dass DPerez eine deutlich höhere Komplexität aufweist und verschiedene Zusammenhänge abbildet.

Die Dekompositionsmodelle werden nachfolgend für die direkte und diffuse Strahlungskomponente individuell evaluiert und die Ergebnisse sind in Tab. 3.5 dargestellt. Da das Modell DReindl die diffuse Strahlung  $D_h$  und DPerez die direkte Strahlung  $B_h$  bestimmt, wird der unbekannte Strahlungsanteil mittels (3.1) berechnet.

Die Fehlermaße liegen grundsätzlich in einem ähnlichen Bereich wie Ergebnisse in Gueymard und Ruiz-Arias (2016), Dervishi und Mahdavi (2012) und Jacovides et al. (2006). Die Ergebnisse sind aber nicht direkt vergleichbar, da die lokalen Klimaverhältnisse und die zeitliche Auflösung der Datensätze einen großen Einfluss auf die Ergebnisse haben (Gueymard und Ruiz-Arias, 2016) und sich in dieser Arbeit gegenüber den aufgeführten Publikationen unterscheiden. Beide Modelle schneiden bei der direkten Strahlung etwas besser ab, wobei insbesondere der Korrelationskoeffizient  $\tau$  große Unterschiede aufweist. Der Unterschied zwischen den Modellen

Tab. 3.5: Ergebnisse der beiden Dekompositionsmodelle für die direkte und diffuse horizontale Strahlung  $B_h$  und  $D_h$  nach Auswertung der Jahre 2010-2014.

	$B_h$		$D_h$	
	DReindl	DPerez	DReindl	DPerez
$RMSE_{rel}$	0.3167	0.3056	0.3750	0.3618
$\tau$	0.9745	0.9768	0.8832	0.8923
$MBE_{rel}$	0.0024	0.0354	-0.0028	-0.0419

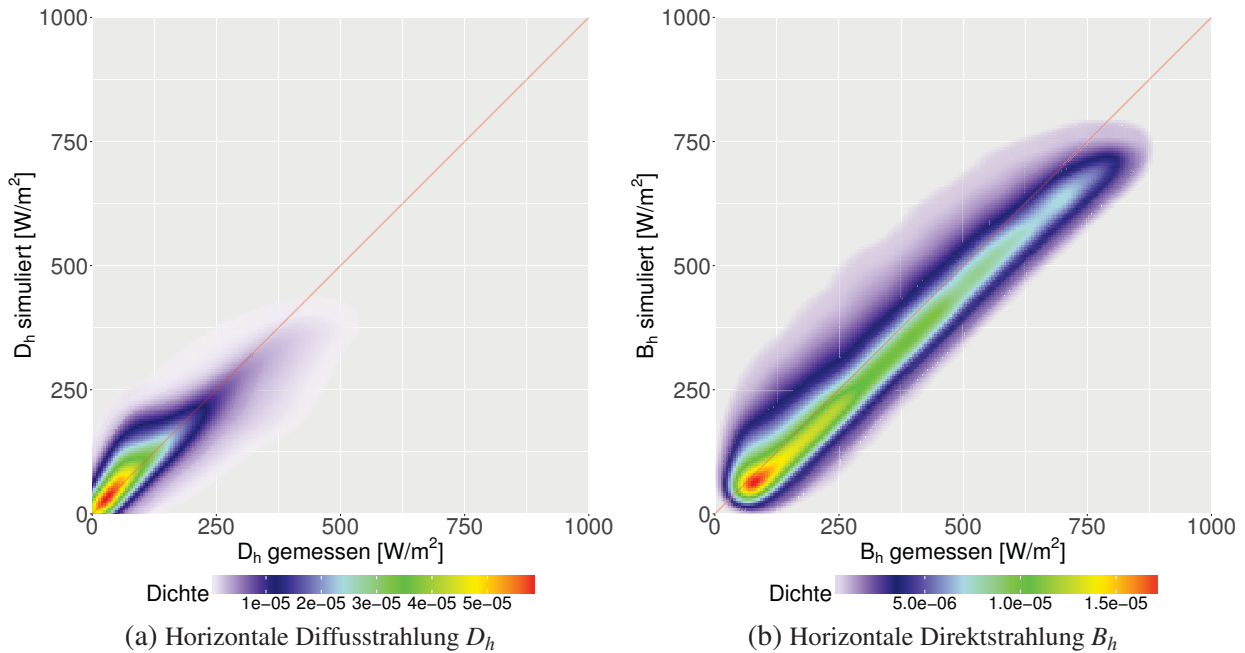


Abb. 3.7: Dichteverteilung von verschiedenen horizontalen Strahlungskomponenten als Gegenüberstellung von simulierten und gemessenen Werten. Die mit dem Dekompositionsmodell DReindl simulierten Werte umfassen alle Zeitreihen der Wetterstation in der Testregion. Die Auftrittswahrscheinlichkeit nimmt im Farbverlauf von weiß nach rot zu. In der rechten Abbildung wurden aus Gründen der Darstellung  $B_h < 50 \text{ W/m}^2$  nicht betrachtet.

selbst ist gering mit leichten Vorteilen bei DPerez. Auffällig ist ein positiver  $MBE_{rel}$  bei  $B_h$  und negativer bei  $D_h$ .

In Abb. 3.7 sind beispielhaft für DReindl die simulierten den gemessenen Strahlungskomponenten gegenübergestellt. Der Farbverlauf ist ein Indikator für die Auftrittswahrscheinlichkeit. Hierbei bestätigt sich eine leichte systematische Überschätzung bzw. Unterschätzung von  $D_h$  respektive  $B_h$ . Während  $B_h$  Werte von über  $750 \text{ W/m}^2$  erzielt, verbleibt  $D_h$  im Regelfall bei Werten  $< 250 \text{ W/m}^2$  und erzeugt damit einen deutlich kleineren absoluten Fehler.

In Tab. 3.6 sind die Ergebnisse der Transposition ohne (links) und mit (rechts) vorgeschalteter Dekomposition zu sehen<sup>7</sup>. Basis für die Transposition ist je nach Modell die horizontale Direktstrahlung  $B_h$  oder die horizontale Diffusstrahlung  $D_h$ .  $B_h$  und  $D_h$  werden entweder als gemessene Werte einbezogen oder mithilfe der Dekompositionsmodelle aus der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  bestimmt. Die Globalstrahlung auf der geneigten Ebene  $G_c$  wird für eine Neigung von  $45^\circ$  und eine Ausrichtung nach Süden simuliert, um mit Messwerten an der Wetterstation verglichen werden zu können. Die Fehlermaße sind gegenüber den einzelnen Strahlungskomponenten

<sup>7</sup> Während bei der Namensgebung der Transpositions- und Dekompositionsmodelle den Hauptautoren jeweils ein entsprechender Anfangsbuchstabe hinzugefügt wurde, wird die Modellkombination aus Dekompositions- und Transpositionsmodellen als Reindl et al. oder Perez et al. bezeichnet.

Tab. 3.6: Ergebnisse der Transposition mit und ohne Verwendung der Dekompositionsmodelle.

	Transposition $G_c$		Dekomp. und Transp. $G_c$	
	TReindl	TPerez	Reindl et al.	Perez et al.
$RMSE_{rel}$	0.0883	0.0932	0.0984	0.1043
$\tau$	0.9959	0.9959	0.9948	0.9954
$MBE_{rel}$	-0.0155	0.0002	-0.0029	0.0169

in Tab. 3.5 stark verbessert. Die vorgeschaltete Verwendung der Dekompositionsmodelle führt außerdem nur zu einem kleinen zusätzlichen Fehler. Offenbar gleichen sich die höheren Fehlermaße der einzelnen Strahlungskomponenten aus Tab. 3.5 in der kombinierten Betrachtung als  $G_c$  weitgehend aus.

In Abb. 3.8 ist die gemessenen  $G_c$  der mit TReindl oder einer Kombination aus DReindl und TReindl (Reindl et al.) simulierten  $G_c$  gegenübergestellt. Hierbei zeigt sich eine etwas breitere Streuung in der Punktwolke, wenn zusätzlich das Dekompositionsmodell verwendet wird. Bei großen Werten neigen die simulierten Werte tendenziell zu einer leichten Überschätzung, liegen aber insgesamt sehr nahe um die Winkelhalbierende verteilt.

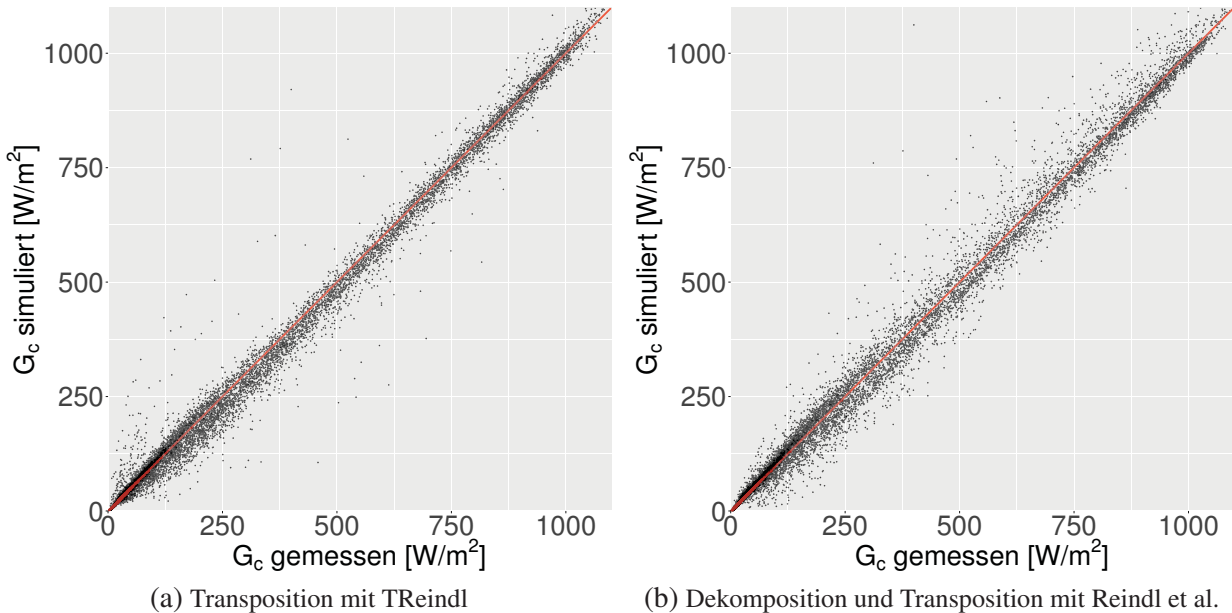


Abb. 3.8: Vergleich der gemessenen mit der simulierten Globalstrahlung auf der geneigten Ebene  $G_c$ . Beispielhaft werden nur die Modelle von Reindl et al. angewendet. Anmerkung: Aufgrund der Vielzahl von Datenpunkten wurden aus Darstellungsgründen zufällig 1/20 aller Werte ausgewählt und visualisiert.

### 3.3 Simulation der PV-Leistung

#### 3.3.1 Modellbeschreibung

Um ausgehend von der Globalstrahlung auf der geneigten Modulfläche  $G_c$  die PV-Leistung  $P$  einer Anlage zu berechnen, werden das in Abb. 3.1 skizzierte PV-Leistungs- und Temperaturmodell benötigt. Kernstück dieser Simulation ist ein PV-Leistungsmodell, welches die Umwandlungseffizienz der PV-Module (Huld et al., 2010) und des Wechselrichters (Macêdo und Zilles, 2007) einbezieht. Das Modell wird detailliert in Schubert (2012) beschrieben und wurde bereits in McKenna et al. (2013), Killinger et al. (2015b), Killinger et al. (2016b) und Killinger et al. (2016e) angewendet. Huld et al. (2010) setzt hierbei auf eine Modifikation des von King et al. (2004) entwickelten Modells.

Neben der Globalstrahlung beeinflusst die Modultemperatur  $T_{mod}$  ganz wesentlich die Moduleffizienz: Laut Quaschnig (2013) kann von einem durchschnittlichen Rückgang um 10% bei einem Anstieg von 25°K ausgegangen werden.  $T_{mod}$  kann aus der Umgebungstemperatur  $T_{amb}$ , mit einem linearen Verhalten aus der Globalstrahlung auf der Modulfläche  $G_c$  und einem Koeffizienten  $m$  ermittelt werden, der das thermische Verhalten des PV-Systems beschreibt:

$$T_{mod} = T_{amb} + m \cdot \frac{G_c}{G_{c,STC}}. \quad (3.33)$$

Hierbei steht STC für Standard Test Conditions und ist im Wesentlichen durch die nachfolgenden meteorologischen Bedingungen definiert:

$$G_{c,STC} = 1000 \frac{W}{m^2}, \quad T_{mod,STC} = 25^\circ C. \quad (3.34)$$

Quaschnig (2013) nennt für PV-Anlagen auf Hausdächern einen Temperaturkoeffizienten  $m = 28$  vor, der in dieser Arbeit übernommen wird. Die Moduleffizienz  $\eta_{mod}$  kann nun unter Verwendung der Koeffizienten  $k_1, \dots, k_6$  aus Tab. 3.7, Modultemperatur  $T_{mod}$  und Globalstrahlung auf der Modulfläche  $G_c$  bestimmt werden:

$$\eta_{mod} = 1 + k_1 \ln \frac{G_c}{G_{c,STC}} + k_2 \ln^2 \frac{G_c}{G_{c,STC}} + \left( k_3 + k_4 \ln \frac{G_c}{G_{c,STC}} + k_5 \ln^2 \frac{G_c}{G_{c,STC}} \right) \cdot (T_{mod} - T_{mod,STC}) + k_6 (T_{mod} - T_{mod,STC})^2. \quad (3.35)$$



Tab. 3.7: Koeffizienten die im PV-Modell nach Huld et al. (2010) die Moduleffizienz für verschiedene Technologien festlegen.

	c–Si	CIS	CdTe
$k_1$	-0.017162	-0.005521	-0.103251
$k_2$	-0.040289	-0.038492	-0.040446
$k_3$	-0.004681	-0.003701	-0.001667
$k_4$	0.000148	-0.000899	-0.002075
$k_5$	0.000169	-0.001248	-0.001445
$k_6$	0.000005	0.000001	-0.000023

Ein Wechselrichter wandelt den Gleichstrom von PV-Anlagen in den für das Stromnetz benötigten Wechselstrom um. Seine Umwandlungseffizienz hängt maßgeblich vom Auslastungsgrad  $\rho_{DC}$  ab, der durch die in den PV-Modulen erzeugten Leistung beschrieben werden kann:

$$\rho_{DC} = \eta_{mod} \cdot \frac{G_c}{G_{c,STC}}. \quad (3.36)$$

Die Umwandlungseffizienz  $\eta_{inv}$  eines Wechselrichters kann damit und unter Berücksichtigung der Koeffizienten  $j_1 = 0.0079$ ,  $j_2 = 0.0411$  und  $j_3 = 0.0500$  als quadratische Gleichung beschrieben werden (Macêdo und Zilles, 2007):

$$\eta_{inv} = \frac{\rho_{DC}(j_1 + j_2\rho_{DC} + j_3\rho_{DC}^2)}{\rho_{DC}}, \quad (3.37)$$

Mit dem Wirkungsgrad der Module in (3.35) und des Wechselrichters in (3.37) kann die normierte PV-Leistung  $P$  einer Anlage simuliert werden:

$$P = \eta_{mod} \cdot \eta_{inv} \cdot \frac{G_c}{G_{c,STC}}, \quad (3.38)$$

Darüber hinaus werden sonstige Verlustfaktoren wie Degradation, Verschmutzung, Verschattung, etc. pauschal korrigiert, indem die Leistung  $P$  auf Basis von empirischen Erfahrungen mit dem in Abschnitt 3.1.1 definierten Anlagenpark um 12.5%<sup>8</sup> vermindert wird. Da kristalline Siliziumzellen c–Si in überwiegender Zahl in realen PV-Anlagen eingesetzt sind (Fraunhofer ISE, 2017b) und die Information über den Modultyp selten vorliegt, wird in dieser Arbeit ausschließlich dieser Modultyp verwendet. Weitere Annahmen aus Abschnitt 2.1 sind zudem, dass keine

<sup>8</sup> Schubert (2012) setzt hierfür einen Korrekturfaktor von 9.7% an, Lorenz et al. (2011) 9.5%

Abregelung und kein die Erzeugungsleistung reduzierender Eigenverbrauch stattfindet. Daher wird nachfolgend stets die davon unbeeinträchtigte PV-Leistung simuliert und evaluiert.

### 3.3.2 Validierung des PV-Modells

Grundlage für die Validierung des PV-Modells sind die in Abschnitt 3.1.1 skizzierten PV-Anlagen. Nahezu alle Anlagen verfügen über eine Siliziumreferenzzelle mit Messung der Globalstrahlung auf der geneigten Ebene  $G_c$ . Diese dient zusammen mit der Umgebungstemperatur  $T_{amb}$  von der Wetterstation am Fraunhofer ISE zur Simulation der PV-Leistung  $P$ . Die Simulation ist aus Gründen der Vergleichbarkeit mit Ergebnissen aus Kapitel 4 auf einen Zeitraum beschränkt, bei dem der Einfallswinkel  $\theta$  und Zenitwinkel der Sonne  $\theta_Z$  beide  $< 85^\circ$  sind.

Tab. 3.8: Fehlermaße zwischen den simulierten und gemessenen Werten von  $P$ . PV-Anlagen mit einer leeren Reihe haben keine Messvorrichtung für  $G_c$  und können daher nicht berücksichtigt werden. In der letzten Zeile sind die Mittelwerte und die Standardabweichung der Fehlermaße angegeben.

ID	$RMSE_{rel}$	$\tau$	$MBE_{rel}$	ID	$RMSE_{rel}$	$\tau$	$MBE_{rel}$
1	0.2932	0.9487	-0.0334	24	0.1531	0.9876	-0.0291
2	0.2018	0.9740	-0.0378	25	0.2810	0.9566	0.0245
3	0.1979	0.9756	0.0040	26	0.1387	0.9882	-0.0274
4	0.3239	0.9361	-0.0166	27	0.3272	0.9807	0.2067
5	0.2426	0.9708	0.0534	28	0.1529	0.9868	-0.0446
6	0.1789	0.9887	-0.1082	29	0.1360	0.9890	-0.0158
7	0.1443	0.9862	-0.0245	30	0.3508	0.9233	0.0049
8	-	-	-	31	0.2956	0.9697	0.1418
9	-	-	-	32	0.2187	0.9801	0.0580
10	0.1335	0.9966	0.0980	33	0.3475	0.9603	0.1529
11	-	-	-	34	0.1612	0.9842	0.0163
12	0.1308	0.9933	-0.0644	35	0.1855	0.9831	-0.0903
13	-	-	-	36	0.1089	0.9928	0.0060
14	0.1397	0.9907	0.0494	37	0.1731	0.9854	0.0372
15	-	-	-	38	0.2226	0.9710	-0.0557
16	-	-	-	39	0.0996	0.9949	-0.0243
17	0.2171	0.9882	-0.1330	40	0.1436	0.9898	-0.0744
18	0.2130	0.9784	-0.0690	41	0.1862	0.9863	-0.0993
19	0.1569	0.9845	-0.0173	42	0.1621	0.9840	-0.0705
20	0.2148	0.9737	-0.0711	43	0.1900	0.9788	0.0105
21	0.2328	0.9832	-0.1450	44	0.1820	0.9846	0.0486
22	0.1649	0.9866	-0.0521	45	0.3324	0.9776	0.1950
23	-	-	-	-	-	-	-
Mean	0.2035	0.9787	-0.0052	SD	0.0688	0.0154	0.0816

In Tab. 3.8 sind die Fehlermaße der Simulation für den gesamten Zeitraum von 2010 bis 2014 angegeben. Auffällig hierbei sind die großen Unterschiede zwischen den einzelnen PV-Anlagen mit  $RMSE_{rel}$  Werten zwischen ca. 10 % und 35 % sowie Korrelationskoeffizienten  $\tau$  zwischen ca. 0.92 und 0.99. Die Anlagen sind in Reihenfolge einer ansteigenden Entfernung zur Wetterstation aufgeführt. Hierbei zeigt sich kein entfernungsbasierter Zusammenhang der Ergebnisse. Eine möglicherweise größere Unsicherheit in der Umgebungstemperatur  $T_{amb}$  mit wachsender Entfernung zur Wetterstation scheint somit keine Auswirkung auf die PV-Simulation zu haben. Die große Variabilität der Ergebnisse hängt vielmehr vom individuellen Anlagenverhalten ab, welches sich bereits in den Boxplots in Tab. 3.1 abgezeichnet hat. Auf das individuelle Anlagenverhalten wird in Abschnitt 4.4.4 noch näher eingegangen. Zudem werden Verfahren zur Korrektur von anlagenspezifischen Einflüssen in Kapitel 5 und Abschnitt 6.4 entwickelt.

In Abb. 3.9 ist zudem ein Vergleich der simulierten und gemessenen PV-Leistung  $P$  aller Anlagen im gesamten Zeitraum visualisiert. Hierbei zeigt sich erwartungsgemäß eine Verdichtung insbesondere bei kleinen Leistungswerten. Das PV-Modell neigt in diesem Bereich zu einer leichten Unterschätzung, liegt aber insgesamt stets sehr nahe an der Winkelhalbierenden.

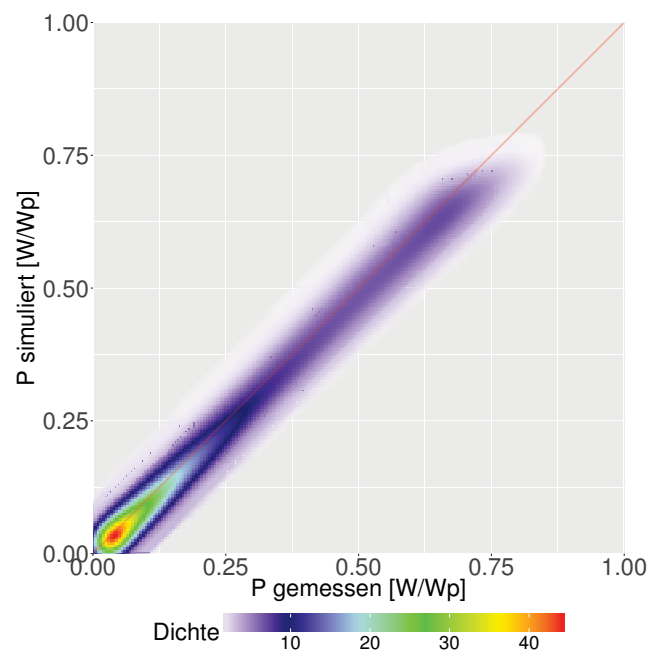


Abb. 3.9: Die mit der Globalstrahlung auf der geneigten Oberfläche  $G_c$  simulierte bzw. die gemessene PV-Leistung  $P$ . Abgebildet sind lediglich die Werte von Anlagen, die eine Siliziumreferenzzelle zur Messung von  $G_c$  aufweisen. Aus Gründen der Darstellung sind ausschließlich  $P > 0.025$  visualisiert.

### 3.4 Zusammenfassung der Strahlungs- und PV-Leistungssimulation

Dieses Kapitel setzt sich insbesondere mit der Simulation der Strahlung und PV-Leistung auseinander. Zunächst wird aber in Abschnitt 3.1 die Testregion vorgestellt, in welcher 45 leistungsgemessene PV-Anlagen sowie eine Wetterstation zur Verfügung stehen. Diese Datengrundlage ist in 5-minütiger Auflösung für die Jahre 2010 bis 2014 verfügbar und wird auch in den nachfolgenden Kapiteln verwendet.

Die in Abschnitt 3.2 beschriebenen Strahlungsmodelle lassen sich in Dekompositions- und Transpositionsmodelle unterteilen. Dekompositionsmodelle dienen der Aufteilung der Globalstrahlung in ihre direkten und diffusen Komponenten. Mithilfe der Transpositionsmodelle findet eine trigonometrische Transformation von der horizontalen Ebene auf die geneigte Modulfläche statt. Für beide Modellkategorien werden jeweils zwei repräsentative Vertreter ausgewählt und validiert. Die beobachteten Modellunterschiede sind sehr gering.

Schließlich wird in Abschnitt 3.3 ein PV-Leistungsmodell vorgestellt. Auf Grundlage der in den Strahlungsmodellen berechneten Globalstrahlung auf der Modulfläche  $G_c$  und der Umgebungstemperatur  $T_{amb}$  kann damit die PV-Leistung individueller Anlagen berechnet werden. Für die von den Strahlungsmodellen unabhängige Evaluation des Leistungsmodells werden Messwerte von  $G_c$  verwendet und damit die PV-Leistung simuliert. Hierbei zeigt sich prinzipiell zwar eine große Übereinstimmung mit den Messwerten, die Unterschiede zwischen den Anlagen sind mit rund 10 % und 35 % beim  $RMSE_{rel}$  sowie rund 0.92 und 0.99 beim Korrelationskoeffizienten  $\tau$  aber sehr hoch. Hierfür werden individuelle und schwer zu modellierende Anlagenunterschiede verantwortlich gemacht, auf die in späteren Kapiteln noch näher eingegangen wird.



## 4 Invertierung und Projektion der PV-Leistung<sup>1</sup>

Um ausgehend von der gemessenen PV-Leistung einer Referenzanlage die Leistung beliebiger Zielanlagen unter Berücksichtigung der Modulausrichtung zu simulieren, werden in der Literatur aktuell zwei Pfade beschritten. Beide ermitteln hierfür in einem Zwischenschritt einen Wert, der selbst zwar unabhängig von der Modulausrichtung ist, aber alle relevanten meteorologischen Bedingungen abbildet.

Der Ansatz von Engerer und Mills (2014) bestimmt dazu einen Clear Sky PV Index  $k_{pv}$  aus der Division der gemessenen Leistung und einem simulierten Wert, der unter Clear Sky Bedingungen erreicht werden kann.  $k_{pv}$  kann dann genutzt werden, um die PV-Leistung beliebiger Zielanlagen abzuschätzen.

Eine andere Variante hingegen greift auf die horizontale Globalstrahlung  $G_h$  zurück, welche die meteorologische Grundlage für die Berechnung der Leistung  $P$  einer PV-Anlage ist. Um die Leistung einer Zielanlage zu bestimmen, wird die Simulationskette aus Abb. 3.1 zunächst invertiert. Sequentiell wird hierfür aus der Leistung  $P$  einer Referenzanlage die Globalstrahlung auf der geneigten Modulfläche  $G_c$  und daraus die horizontale Globalstrahlung  $G_h$  ermittelt. Auf Grundlage von  $G_h$  und dem in Kapitel 3 skizzierten Vorgehen wird dann die Leistung einer Zielanlage simuliert. Diese in der vorliegenden Arbeit verwendete Variante erleichtert die Verknüpfung mit weiteren Ansätzen, Inputdaten und bietet zahlreiche transparente Validierungsschritte. Allerdings ist hierfür eine Umkehrung etablierter PV- und Strahlungsmodelle notwendig.

Als mit der Entwicklung eines Modells zur Umkehrung von PV-Modellen in dieser Arbeit begonnen wurde, fanden sich in der Literatur hierzu noch keine geeigneten Ansätze. Zwar lassen sich lineare Ansätze wie von Muñoz et al. (2016) prinzipiell invertieren, eine direkte mathematische Umkehr komplexerer Modelle wie aus Abschnitt 3.3 ist jedoch nicht möglich. Daher wurde in Killinger et al. (2016b) eine quadratische Approximation entwickelt, welche in Abschnitt 4.1 vorgestellt wird. Dieser Idee folgend wird in Marion und Smith (2017) ebenfalls ein PV-Modell mithilfe einer quadratischen Approximation invertiert und mit dem Ansatz aus Killinger et al. (2016b) verglichen.

---

<sup>1</sup> Zentrale Bestandteile dieses Kapitels sind in Killinger et al. (2016b) veröffentlicht.

Einige wenige Publikationen beschäftigen sich außerdem mit der Invertierung etablierter Transpositions- und Dekompositionsmodelle. Yang et al. (2013) ermitteln  $G_h$  aus  $G_c$  mithilfe der numerischen Suchmethode von Brent (1973). Hierbei werden verschiedene (modifizierte) Dekompositionsmodelle zusammen mit dem isotropischen und invertierbaren Transpositionsmodell von Liu und Jordan (1962) verwendet. Der Fehler durch die Konvertierung wächst exponentiell mit steigendem Zenitwinkel an. In einer späteren Publikation invertieren Yang et al. (2014) das Transpositionsmodell von Perez et al. (1986), Perez et al. (1987), Perez et al. (1988) und Perez et al. (1990). Hierfür wird allerdings  $G_c$  von mehreren Sensoren oder aber zusätzlich eine horizontale Messung der Diffusstrahlung  $D_h$  benötigt. Erneut zeigt sich ein markanter Fehler bei großen Zenitwinkeln. In Yang et al. (2014) wird zudem der Ansatz von Faiman et al. (1987) und Faiman et al. (1993) referenziert, mit dem  $G_h$  aus  $G_c$ -Messungen an zwei Sensoren ermittelt werden kann.

Marion (2015) stellt einen auch in Marion und Smith (2017) angewendeten iterativen Lösungsansatz vor und verwendet hierbei eine von ihm modifizierte Variante des DIRINT Modells von Perez et al. (1992).

Housmans et al. (2017) bauen auf die Vorarbeiten von Yang et al. (2013) sowie Yang et al. (2014) auf und skizzieren methodische Ansätze, mit denen  $G_h$  aus dem an einem, zwei oder drei Sensor(en) gemessenen  $G_c$  berechnet werden kann. Wird mehr als ein Sensor verwendet, kann auf das Dekompositionsmodell in der Invertierung verzichtet werden. Insgesamt verbessern sich die Fehlermaße damit deutlich.

In Elsinga et al. (2017) wird die gesamte Simulationskette von der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  bis zur Leistung  $P$  durch ein Iterationsverfahren invertiert. Für eine eindeutige Lösbarkeit wird dafür das Dekompositionsmodell von Orgill und Hollands (1977) modifiziert.

Alle aufgezeigten Lösungsansätze erfordern entweder Modifikationen, benötigen mehrere Messwerte oder sind nur für festgelegte Modellkombinationen zulässig. Motiviert durch den Anspruch an eine universelle Methode zur Umkehrung verschiedener Transpositions- und Dekompositionsmodelle wurde daher in dieser Arbeit ein iteratives Lösungsverfahren entwickelt. Dieses iterative Verfahren ist in Abschnitt 4.2 detailliert erläutert und in Killinger et al. (2016b) publiziert. In dieser Publikation wird auch der Begriff Leistungsprojektion vorgestellt, mit dem die auf einer Referenzanlage basierte Simulation der PV-Leistung einer Zielanlage unter Berücksichtigung der Modulausrichtung gemeint ist.

Bevor die Ergebnisse der Invertierung und Leistungsprojektion in Abschnitt 4.4 diskutiert werden, wird in Abschnitt 4.3 zunächst auf die Variabilität der PV-Leistung eingegangen. Die kumulierte Variabilität in einer Region hängt insbesondere von der Anzahl, der räumlichen Vertei-

lung, zeitlichen Auflösung der PV-Anlagen und meteorologischen Umweltbedingungen ab. Dieser Zusammenhang ist daher für die Interpretation der Ergebnisse aus diesem und den nächsten Kapiteln überaus wichtig. Das Kapitel schließt mit einer kurzen Zusammenfassung der Hauptaussagen in Abschnitt 4.5.

#### 4.1 Von der PV-Leistung zur Globalstrahlung auf der geneigten Ebene

Das in Abschnitt 3.3 beschriebene Modell zur Simulation der PV-Leistung besteht aus Polynomen zweiten Grades. Da das Modell mathematisch nicht direkt invertiert werden kann, wird es quadratisch approximiert. Die quadratische Approximation hat die nachfolgende Grundform:

$$P = l_0 + l_1 \cdot G_c + l_2 \cdot T_{amb} + l_3 \cdot G_c \cdot T_{amb} + l_4 \cdot G_c^2 + l_5 \cdot T_{amb}^2. \quad (4.1)$$

Das Modell ist für die Modultypen aus Tab. 3.7 approximiert und die resultierenden Koeffizienten für (4.1) sind in Tab. 4.1 zusammengefasst.

(4.1) kann nach  $G_c$  aufgelöst und in Abhängigkeit von  $P$  bestimmt werden:

$$G_c = \left[ \sqrt{(l_1 + l_3 \cdot T_{amb})^2 - 4 \cdot l_4 \cdot (l_0 + l_2 \cdot T_{amb} + l_5 \cdot T_{amb}^2 - P)} - (l_1 + l_3 \cdot T_{amb}) \right] \cdot \frac{1}{2 \cdot l_4}. \quad (4.2)$$

Die quadratische Approximation beschreibt das in Abschnitt 3.3 aufgezeigte Modell von Huld et al. (2010) und Macêdo und Zilles (2007) insgesamt sehr gut, wie in Abb. 4.1 ersichtlich wird. Da sehr kleine Werte von  $G_c < 50 \text{ W/m}^2$  im ursprünglichen PV-Modell keine Leistung  $P$  erzeugen,

Tab. 4.1: Koeffizienten für das invertierte PV-Modell, welches auf einer Implementierung des von Huld et al. (2010) modifizierten Ansatzes beruht.

	c-Si	CIS	CdTe
$l_0$	-0.023476	-0.022853	-0.020456
$l_1$	0.001138	0.001123	0.001192
$l_2$	-0.000196	-0.000140	0.001176
$l_3$	-0.000004	-0.000004	-0.000003
$l_4$	-0.000000	-0.000000	-0.000000
$l_5$	0.000004	0.000001	-0.000016



gen, geht die approximierte Leistungskurve nicht durch den Ursprung. Dadurch ist das quadratische Modell aber in diesem Strahlungsbereich nicht invertierbar und führt zu einem asymmetrischen Modellverhalten bei Anwendung in beide Simulationsrichtungen. Vereinfachend wird für diesen Bereich daher ein lineares Verhalten angenommen und die Leistungskurve somit nachträglich durch den Ursprung gelegt. Der daraus resultierende Fehler ist äußerst gering und optisch in Abb. 4.1 kaum erkennbar. Die erreichte Modellsymmetrie verhindert allerdings eine systematische Verzerrung der Ergebnisse, welche sich insbesondere im  $RMSE_{rel}$  und  $MBE_{rel}$  niederschlagen würde.

Wie bereits in Zusammenhang mit (3.21) erörtert, erreicht die Direktstrahlung  $B_c$  die Moduloberfläche nur in einem eingeschränkten trigonometrischen Bereich. Außerhalb dieses Bereiches kann kein Rückschluss mehr auf den direkten Strahlungsanteil der auf die horizontale Erdoberfläche treffenden Globalstrahlung  $G_h$  getroffen werden. Daher wird im vorgestellten Hochrechnungsverfahren eine PV-Anlage nur dann als Referenzanlage verwendet, wenn der Einfallswinkel  $\theta$  und Zenitwinkel der Sonne  $\theta_z$  beide  $< 85^\circ$  sind.

Je nach Ausrichtung der in Abschnitt 3.1.1 vorgestellten Anlagen wird das tagsüber verfügbare Zeitfenster durch diese Restriktion eingeschränkt. Bei der nach Süden ausgerichteten PV-Anlage 33 mit einem Neigungswinkel von  $3^\circ$  beträgt die Reduktion 10.62 %, 15.54 % bei Ausrichtung Süd mit einem Neigungswinkel von  $30^\circ$  und erreicht einen Maximalwert von 24.18 % bei einem Azimutwinkel von  $60^\circ$  nach Süd-West und einer Neigung von  $28^\circ$  (Anlage 35).

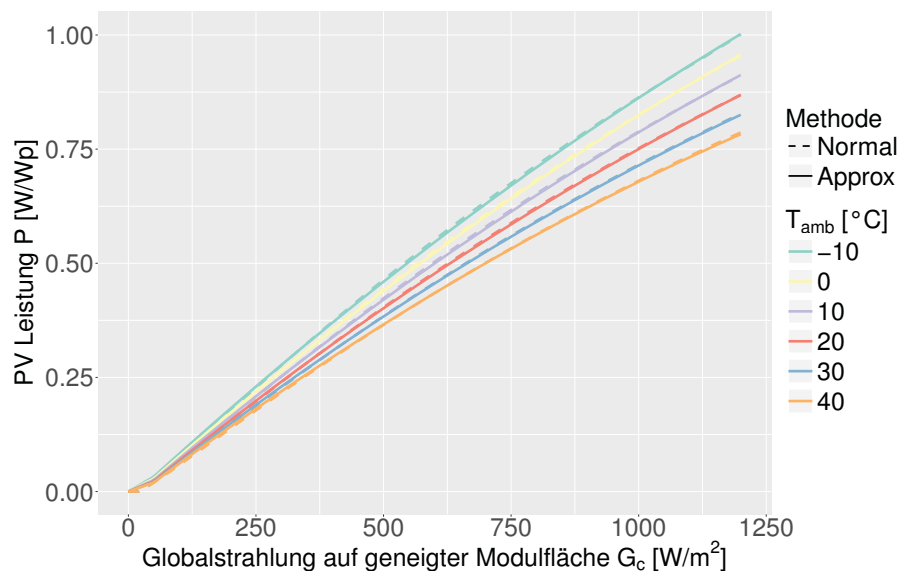


Abb. 4.1: Vergleich der PV-Leistung  $P$  zwischen dem Originalmodell und der quadratischen Approximation für unterschiedliche Umgebungstemperaturen  $T_{amb}$  und in Abhängigkeit der Globalstrahlung auf der geneigten Modulfläche  $G_c$ .

## 4.2 Von der geneigten zur horizontalen Strahlung

Für die Berechnung von  $G_h$  aus  $G_c$  kann der in Abb. 3.1 skizzierte Pfad invertiert werden. Da die Dekompositions- und (teilweise) auch die Transpositionsmodelle nicht mathematisch invertierbar sind, wurde im Rahmen dieser Arbeit ein nachfolgend beschriebenes iteratives Näherungsverfahren entwickelt.

Hierbei können alle in Kapitel 3 beschriebenen Dekompositions- und Transpositionsmodelle verwendet werden. Die Iteration konvergiert im Regelfall innerhalb weniger Schritte (ungefähr fünf Schritte). Diskontinuitäten in den Dekompositionsmodellen, die in Abb. 3.5 sehr gut sichtbar sind, führen allerdings immer wieder zu Sprungstellen in der Bestimmung von  $G_h$ . Um auch in diesen Fällen eine Lösung zu finden, erhöht sich die Toleranz des Abbruchkriteriums für eine steigende Anzahl an Iterationen exponentiell mit  $\varepsilon^i \sim e^{i/10}$ .

### Initialisierung

$G_c$

*Input*

$i = 0$

*Iterator*

$G_h^0 = 1/2 \cdot I_0$

*Startwert für Zielwert*

$\Delta G_c^0 = 2 \text{ W/m}^2$

*Startwert für Abweichung*

$\varepsilon^0 = 1 \text{ W/m}^2$

*Toleranz*

**while**  $\Delta G_c^i > \varepsilon^i$  **and**  $i < 40$  **do**

$G_h^{i+1} = G_h^i + 1/4 \cdot \Delta G_c^i$

$G_h^{i+1} = \min(\max(0, G_h^{i+1}), 1.1 \cdot I_{oh})$

*Einhalten physikalischer Begrenzungen*

$D_h^{i+1}(G_h^{i+1}), B_h^{i+1}(G_h^{i+1})$

*Dekomposition*

$G_{c,sim}^{i+1}(D_h^{i+1}, B_h^{i+1})$

*Transposition*

$\Delta G_c^{i+1} = G_c - G_{c,sim}^{i+1}$

$i = i + 1, \varepsilon^{i+1} = \sqrt[10]{e} \cdot \varepsilon^i$

**end while**

**if**  $i = 40$  **and**  $\Delta G_c^i > \varepsilon^i$  **then**

$G_h = 0, D_h = 0, B_h = 0$

*Keine Lösung gefunden, Standardwert als Output*

**else**

$G_h = G_h^i, D_h = D_h^i, B_h = B_h^i$

*Output*

**end if**

Die um 10% erhöhte extraterrestrische Strahlung auf der horizontalen Oberfläche dient als oberer Grenzwert und lässt auch Wolkenverstärkungseffekte der Strahlung<sup>2</sup> zu. Im Gegensatz

<sup>2</sup> Siehe hierzu auch Abschnitt 5.4.2.1.

zum Sekanten-Verfahren, Newton-Verfahren oder dem Ansatz von Marion (2015), wird im hier entwickelten Algorithmus ein konstanter Faktor zur Berechnung von  $G_h$  verwendet, wodurch mögliche numerische Instabilitäten reduziert werden.

### 4.3 Variabilität der PV-Leistung

Die als Variabilität bezeichneten Schwankungen in der PV-Leistung einer Anlage werden maßgeblich durch den zeitabhängigen Wechsel des Sonnenstandes und meteorologisch bedingte Veränderungen wie einen Wolkenzug hervorgerufen. Bei der aggregierten Betrachtung von mehreren Anlagen überlagern sich beide Effekte durch räumliche sowie zeitliche Wechselbeziehungen und können für den Netzbetreiber zu kritischen Gradienten in der Stromerzeugung führen. Während eine Unterschätzung dieser Variabilität die Versorgungssicherheit gefährdet, führt eine Überschätzung zu unnötig hohen Investitionen in die Infrastruktur. Beides kann u. a. durch eine möglichst hohe zeitliche Auflösung der Simulation vermieden werden (Lave et al., 2015).

Die Variabilität beeinflusst damit die Ergebnisse im Hochrechnungsverfahren und insbesondere der Leistungsprojektion, da hier die an unterschiedlichen Anlagenstandorten gemessene PV-Leistung kombiniert wird. Maßgeblich hängt ihr Einfluss von der Anzahl, der räumlichen Verteilung, der zeitlichen Auflösung der PV-Anlagen sowie den meteorologischen Umweltbedingungen ab. Besonders wichtig für die Diskussion der Ergebnisse in Abschnitt 4.4 ist daher die Kenntnis verschiedener Zusammenhänge, welche auf Basis der nachfolgenden Publikationen erarbeitet werden. Ergänzend dazu wird dieses Thema am Beispiel der Windkraft in Giebel et al. (2011) und Monteiro et al. (2009) analysiert.

Hoff und Perez (2010) zeigen, dass die Variabilität<sup>3</sup> funktional in Abhängigkeit der räumlichen Anordnung, zeitlichen Auflösung und Geschwindigkeit des Wolkenzuges beschrieben werden kann. Diese drei Größen werden durch einen Dispersionsfaktor zusammengefasst. Für kleine Windgeschwindigkeiten, einer hohen zeitlichen Auflösung oder einem großen Abstand zwischen den Anlagen (großer Dispersionsfaktor) nähert sich die Variabilität dabei einem Grenzwert von  $1/\sqrt{N}$  an, wobei  $N$  die Anzahl an Anlagen beschreibt. Diese Größe wird auch in Mills et al. (2009) und Kleissl et al. (2012) genannt. Vereinfachend wird dabei jedoch angenommen, dass alle Anlagen identische Module und Wechselrichter haben, über dieselbe Ausrichtung verfügen und gleichmäßig angeordnet sind. Hoff und Perez (2012) bauen auf dieses Modell auf und zeigen, dass die maximale Variabilität von  $N$  identischen, unkorrelierten PV-Anlagen durch die gesamte installierte Leistung, geteilt durch  $\sqrt{2N}$  beschrieben werden kann.

---

<sup>3</sup> Definiert als Standardabweichung der Gradienten.

In Jamaly et al. (2013b) werden die kumulierten Gradienten von 86 PV-Anlagen in San Diego (USA) analysiert und untersucht, ob diese mithilfe von fünf Wetterstationen oder alternativ mit satellitenbasierten Strahlungsdaten beschrieben werden können. Aufgrund ihrer geringen Anzahl sind die Wetterstationen nicht in der Lage, die erreichte Variabilität zu beschreiben. Die satellitenbasierten Strahlungsdaten hingegen erreichen eine hohe Übereinstimmung, die typischerweise weniger als 6% von den gemessenen Werten abweicht. Während bei Einzelanlagen die Variabilität primär durch den Wolkenzug verursacht wird, gleichen sich solche Ereignisse in einem größeren Anlagenverbund mit geringer Korrelation zwischen den Anlagen in großem Maße aus. Bei dem analysierten Anlagenpark treten daher auch die stärksten Gradienten in den Morgen- und Abendstunden auf, wenn die durch den veränderten Sonnenstand hervorgerufenen Gradienten noch zusätzlich durch den Auf- oder Abzug einer großflächigen Bewölkung überlagert werden.

Lave et al. (2012) verwenden ebenfalls die Wetterstationen in San Diego für ihre Analysen. Lave et al. (2012) und Perez et al. (2012) geben an, dass die Distanz und zeitliche Auflösung die Korrelation von Messwerten unterschiedlicher Standorte stark beeinflussen. Eine schwache Korrelation zeigt dabei, dass Standorte unabhängig voneinander sind, was die gesamte Variabilität reduziert. Der Einfluss der Kreuzkorrelation von Einzelanlagen auf die Variabilität eines Anlagenparks wird zudem in Murata et al. (2009) modellhaft beschrieben. Eine geringe zeitliche Auflösung erhöht typischerweise die Korrelation von Standorten. Zudem wird das Modell von Hoff und Perez (2010) anhand der Messwerte evaluiert. Dabei zeigt sich keine Übereinstimmung für kleine, aber eine hohe Übereinstimmung bei großen Dispersionsfaktoren. Lave et al. (2012) kommen daher zu dem Ergebnis, dass die Variabilität bei realen Messdaten mit steigendem Dispersionsfaktor exponentiell abfällt und sich dann dem Grenzwert von  $1/\sqrt{N}$  nähert.

Wiemken et al. (2001) untersuchen, wie sich ein Verbund aus 100 über Deutschland verteilten PV-Anlagen im Vergleich zu Einzelanlagen verhält. Die kollektive Standardabweichung der 100 Anlagen wird gegenüber derselben von Einzelanlagen erheblich reduziert. Zudem nimmt die Häufigkeit größerer Gradienten bei einem Anlagenverbund deutlich ab. Während in einem Zeitraum von 5 min bei Einzelanlagen noch Gradienten von  $\pm 50\%$  der installierten Leistung beobachtet werden, ändern die 100 Anlagen ihre aggregierte Leistung nur noch um  $\pm 5\%$ . Leistungswerte von mehr als 65% der installierten Leistung werden für den Anlagenverbund gar nicht beobachtet. In der Publikation wird zudem die Kreuzkorrelation als Funktion der Distanz zwischen den Anlagen untersucht und mithilfe eines exponentiellen Modells beschrieben. Dabei zeigen die simulierten und beobachteten Werte eine hohe Übereinstimmung. Sie unterstreichen damit den exponentiellen Zusammenhang, der in Saint-Drenan et al. (2016) genannt wird.

Auch Elsinga und van Sark (2015) verwenden ein exponentielles Modell, mit dem untersucht wird, oberhalb welchen Wertes die Variabilität zwischen PV-Anlagen im urbanen Zentrum von Utrecht (Niederlande) unabhängig von deren Entfernung ist. Diese sogenannte Dekorrelationslänge ist im Sommer größer als im Winter und hängt stark von der zeitlichen Auflösung der Daten ab. Sie beträgt 0.34 km bei einer minütlichen Taktung und erreicht 5 km bei einem 15-minütigen Intervall. Bei einer gröbereren zeitlichen Auflösung nimmt die Dekorrelationslänge somit zu und die Variabilität bleibt infolgedessen über eine größere Distanz bestehen (Perez et al., 2013).

### 4.4 Ergebnisse und Diskussion zur Invertierung und Leistungsprojektion

Die in diesem Kapitel entwickelten Verfahren werden zunächst für die Umkehr des PV-Modells aus Abschnitt 4.1 in Abschnitt 4.4.1 und anschließend für die zusätzliche Umkehr der Strahlungsmodelle aus Abschnitt 4.2 in Abschnitt 4.4.2 evaluiert. Anschließend wird die vorgestellte Methodik zur Projektion der PV-Leistung von Referenz- auf Zielanlagen in Abschnitt 4.4.3 angewendet und kritisch in Abschnitt 4.4.4 gewürdigt.

#### 4.4.1 Ableitung der Globalstrahlung auf der geneigten Modulfläche

Die aus der gemessenen Leistung  $P$  simulierte Globalstrahlung auf der geneigten Modulfläche  $G_c$  kann bei einer Vielzahl der Anlagen mit Messungen einer Siliziumreferenzzelle verglichen werden. Die Referenzzelle besitzt ähnliche physikalische Eigenschaften wie die PV-Anlage selbst.

Die Ergebnisse in Tab. 4.2 zeigen hohe Korrelationskoeffizienten  $\tau$ . Da die PV-Leistung im Wesentlichen von der Globalstrahlung beeinflusst wird und bei der Messung in der Modulausrichtung auch keine dadurch bedingte Phasenverschiebung auftritt, überrascht dieses Ergebnis nicht.  $RMSE_{rel}$  und  $MBE_{rel}$  Werte variieren hingegen stark ( $RMSE_{rel}$  ca. 10% – 30%) für unterschiedliche Anlagen, ohne einen erkennbaren systematischen Zusammenhang mit der Modulausrichtung aufzuweisen.

Die Ursache ist vielmehr in den individuellen Unterschieden der Anlagen zu suchen. Solche anlagenspezifischen Unterschiede können in der globalen Parametrierung der Simulation nicht berücksichtigt werden, zeichneten sich aber bereits in den Boxplots von Tab. 3.1 und in Abb. 3.3b ab. Insgesamt zeigen sich bei der Ableitung der Globalstrahlung auf der geneigten Modulfläche  $G_c$  aus der PV-Leistung nahezu identische Ergebnisse wie in Tab. 3.8. Sowohl die quadratische Approximation als auch die Modellumkehr führen also zu keinem zusätzlichen Fehler.

Tab. 4.2: Fehlermaße zwischen den simulierten und gemessenen Werten von  $G_c$ . PV-Anlagen mit einer leeren Reihe haben keine Messvorrichtung. In der letzten Zeile sind die Mittelwerte und die Standardabweichung der Fehlermaße angegeben.

ID	$RMSE_{rel}$	$\tau$	$MBE_{rel}$	ID	$RMSE_{rel}$	$\tau$	$MBE_{rel}$
1	0.2966	0.9481	0.0264	24	0.1448	0.9893	0.0226
2	0.2039	0.9746	0.0307	25	0.2621	0.9593	-0.0348
3	0.1921	0.9761	-0.0128	26	0.1356	0.9883	0.0163
4	0.3229	0.9361	0.0067	27	0.2778	0.9819	-0.1802
5	0.2158	0.9744	-0.0578	28	0.1462	0.9881	0.0360
6	0.1874	0.9904	0.1121	29	0.1269	0.9902	0.0054
7	0.1402	0.9869	0.0141	30	0.3320	0.9247	-0.0151
8	-	-	-	31	0.2504	0.9732	-0.1297
9	-	-	-	32	0.1938	0.9825	-0.0665
10	0.1271	0.9971	-0.0979	33	0.2776	0.9655	-0.1350
11	-	-	-	34	0.1546	0.9846	-0.0288
12	0.1317	0.9936	0.0601	35	0.1930	0.9853	0.0943
13	-	-	-	36	0.1067	0.9929	-0.0148
14	0.1293	0.9920	-0.0583	37	0.1658	0.9861	-0.0471
15	-	-	-	38	0.2290	0.9715	0.0503
16	-	-	-	39	0.0962	0.9952	0.0177
17	0.2500	0.9887	0.1492	40	0.1445	0.9907	0.0707
18	0.2256	0.9785	0.0644	41	0.1900	0.9886	0.1002
19	0.1523	0.9853	0.0044	42	0.1670	0.9841	0.0633
20	0.2153	0.9769	0.0674	43	0.1765	0.9813	-0.0143
21	0.2587	0.9846	0.1587	44	0.1794	0.9840	-0.0575
22	0.1620	0.9882	0.0432	45	0.2897	0.9776	-0.1724
23	-	-	-	-	-	-	-
Mean	0.1961	0.9799	0.0024	SD	0.0611	0.0153	0.0787

#### 4.4.2 Ableitung von horizontalen Strahlungskomponenten

Bei der Umkehr der Strahlungsmodelle sind prinzipiell unterschiedliche Kombinationen aus Dekompositions und Transpositions-Modellen möglich. Wie bereits in Abschnitt 3.2.3 werden stellvertretend die Modelle von Reindl et al. (Reindl et al., 1990a,b) und Perez et al. (Maxwell, 1987; Perez et al., 1992, 1990) verwendet.

Anders als bei der Globalstrahlung auf der geneigten Modulfläche wird die horizontale Strahlung nur zentral an der Wetterstation des Fraunhofer ISE (siehe Abb. 3.2) gemessen. Dadurch muss mit einem zusätzlichen Fehlerbeitrag durch unterschiedliche meteorologische Bedingungen an den verschiedenen Standorten gerechnet werden. Zusätzlich zur Globalstrahlung wird

die direkte und diffuse horizontale Strahlung ermittelt. Alle simulierten Strahlungskomponenten werden den Messwerten an der Wetterstation als Mittelwerte von  $RMSE_{rel}$ ,  $\tau$ , und  $MBE_{rel}$  in Tab. 4.3 gegenübergestellt.

Die  $RMSE_{rel}$  Werte sind für die Direkt- und Diffusstrahlung hoch ( $RMSE_{rel}(B_h)$  ca. 80% und  $RMSE_{rel}(D_h)$  ca. 55%), was zumindest teilweise auch an einem großen systematischen Fehler liegt, der in hohen  $MBE_{rel}$  Werten sichtbar ist. Während beim  $MBE_{rel}$  die diffuse Strahlung  $D_h$  besser als  $B_h$  abschneidet, zeigt sich beim Korrelationskoeffizienten  $\tau$  ein umgekehrtes Bild. Die Kombination der Modelle von Reindl et al. kann in allen Fehlermaßen überzeugen und die direkte und diffuse Strahlungskomponente besser als Perez et al. simulieren. Interessanterweise unterschätzen beide Modellkombination die diffuse Strahlung  $D_h$  und überschätzen die direkte Strahlung  $B_h$ , was durch positive bzw. negative  $MBE_{rel}$  Werten ausgedrückt wird. In Summe gleichen sich diese Unterschiede in der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  nahezu aus. Der  $RMSE_{rel}$  bei  $G_h$  ist mit rund 40% deutlich reduziert und auch die  $MBE_{rel}$  Werte weisen nur noch auf eine leichte systematische Überschätzung hin. Auffallend ist, dass die Unterschiede zwischen den Modellkombinationen deutlich kleiner sind.

Der analysierte systematische Unterschied in den Strahlungskomponenten ist in Abb. 4.2 verdeutlicht, welche die Dichteverteilung der simulierten Strahlung aller 45 PV-Anlagen und den Messwerten der Wetterstation zeigt. Hierbei werden beispielhaft die Modelle von Reindl et al. verwendet. Abb. 4.2a weist erwartungsgemäß eine leichte Überschätzung und Abb. 4.2b eine Unterschätzung auf, welche mit den Ergebnissen aus Abschnitt 3.2.3 übereinstimmen. Die Globalstrahlung  $G_h$  in Abb. 4.2c ist hingegen ausgeglichen und zeigt lediglich eine leichte Überschätzung für kleine und Unterschätzung für große Werte, was in einem negativen  $MBE_{rel}$  in Tab. 4.3 resultiert.

Tab. 4.3: Mittelwert von allen 45 PV-Anlagen bei der Simulation der horizontalen Strahlung  $D_h$ ,  $B_h$  und  $G_h$ . Dabei werden der im Rahmen der vorliegenden wissenschaftlichen Arbeit entwickelte iterative Algorithmus und die Modellumkehrung aus Abschnitt 4.2 verwendet.

		$RMSE_{rel}$	$\tau$	$MBE_{rel}$
$D_h$	Reindl et al.	0.5174	0.7508	0.0633
	Perez et al.	0.5386	0.7427	0.0809
$B_h$	Reindl et al.	0.8086	0.8170	-0.1270
	Perez et al.	0.8346	0.8070	-0.1596
$G_h$	Reindl et al.	0.3952	0.8927	-0.0385
	Perez et al.	0.3922	0.8931	-0.0483

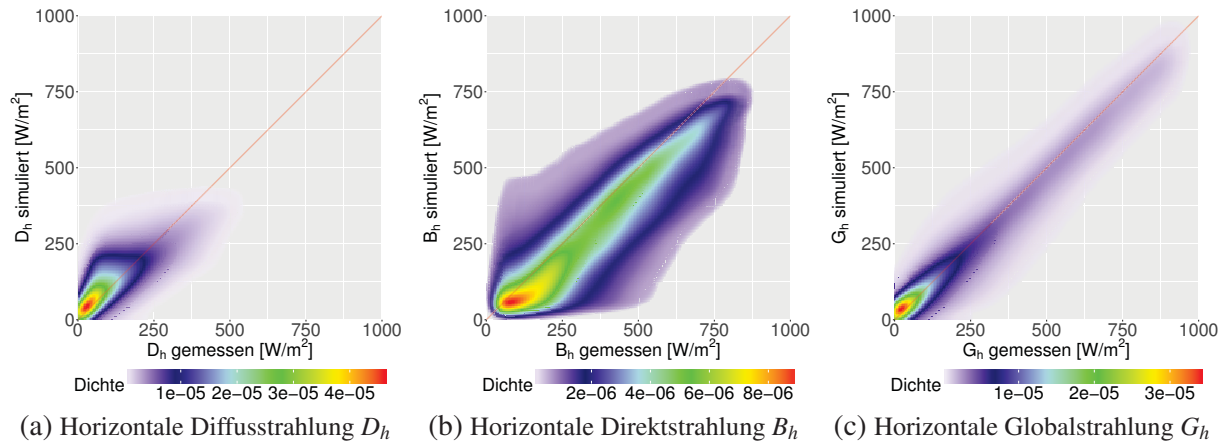


Abb. 4.2: Dichteverteilung von verschiedenen horizontalen Strahlungskomponenten als Gegenüberstellung zwischen simulierten und gemessenen Werten. Die simulierten Werte umfassen dabei alle Zeitreihen der 45 PV-Anlagen in der Testregion. Die Auftrittswahrscheinlichkeit nimmt im Farbverlauf von weiß nach rot zu. In der mittleren Abbildung wurden aus Gründen der Darstellung Werte kleiner  $50 \text{ W/m}^2$  nicht betrachtet.

Ganz ähnliche  $MBE_{rel}$  Werte von 2 % bis 4 % werden in Reich et al. (2012) genannt, wenn Messwerte von einem Pyranometer mit denen von Siliziumreferenzzellen verglichen werden. Da PV-Anlagen den Eigenschaften von Siliziumreferenzzellen sehr ähnlich sind und an der Wetterstation des Fraunhofer ISE ein Pyranometer zur Messung von  $G_h$  eingesetzt wird, können die in Tab. 4.3 beobachteten  $MBE_{rel}$  Werte (teilweise) mit diesem Zusammenhang erklärt werden.

#### 4.4.3 Projektion der Leistung für individuelle Anlagen

In diesem Abschnitt wird die aus einer Referenzanlage ermittelte horizontale Strahlung verwendet, um die Leistung aller übrigen 44 Zielanlagen einzeln abzuschätzen. Insgesamt ergeben sich dadurch  $45 \cdot 44 = 1980$  Variationen. Die mittleren Fehlerwerte sind für verschiedene Modellkombinationen in Tab. 4.4 dargestellt. Als Benchmark ist ein Standardfall definiert, bei dem die Modulorientierung unberücksichtigt bleibt. In diesem Standardfall wird vereinfachend davon ausgegangen, dass die Leistung  $P$  einer Referenzanlage mit der einer Zielanlage übereinstimmt.

Die Ergebnisse in Tab. 4.4 zeigen, dass die Modellkombinationen von Reindl et al. und Perez et al. vergleichbar abschneiden. Die  $RMSE_{rel}$  Werte und Korrelationskoeffizienten  $\tau$  verbessern sich gegenüber dem Standardfall um ca. 5 % und 2.5 %. Da der Korrelationskoeffizient  $\tau$  selbst dimensionslos ist, wurde hierbei die relative Veränderung ermittelt. Gegenüber den Ergebnissen in Tab. 4.3, verschlechtern sich  $RMSE_{rel}$  und  $\tau$  durch den zusätzlichen Simulationsschritt, während die  $MBE_{rel}$  Werte keine systematische Abweichung mehr indizieren.



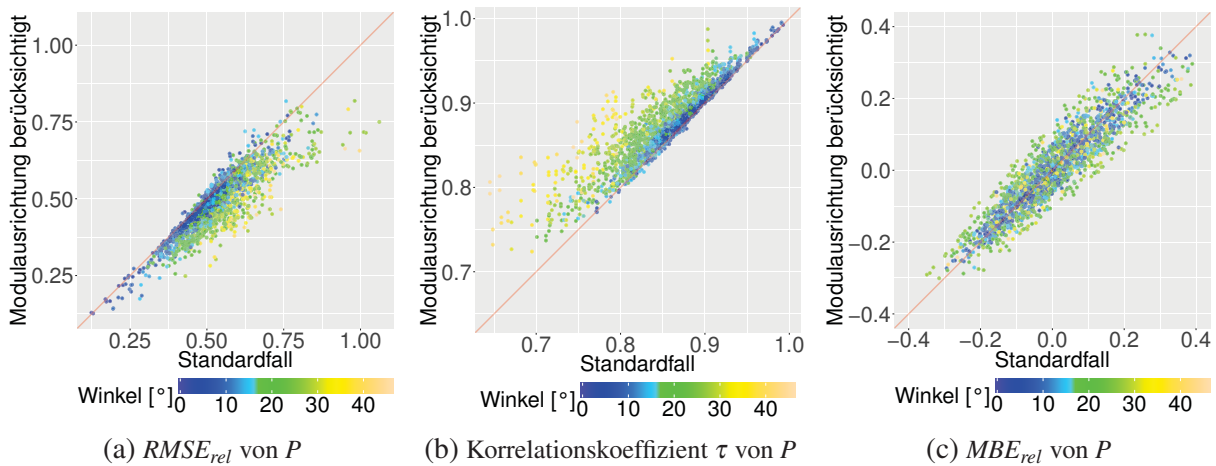


Abb. 4.3: Fehlermaße von 1980 referenzanlagenbasierten Abschätzungen der PV-Leistung mit und ohne Berücksichtigung der Modulausrichtung. Die auch als Leistungsprojektion definierte Berücksichtigung der Modulausrichtung führt zu einer Verbesserung des  $RMSE_{rel}$  (Korrelationskoeffizienten  $\tau$ ), wenn Punkte unterhalb (oberhalb) der roten Trennlinie liegen. Der Winkelunterschied zwischen den Normalenvektoren der Modulausrichtung von Referenz- und Zielanlagen ist farblich abgetragen. Bei der Leistungsprojektion wird die Modellkombination von Reindl et al. verwendet.

In Abb. 4.3 wird exemplarisch der Standardfall mit der Modellkombination von Reindl et al. für alle 1980 Variationen verglichen. Die Einfärbung ist ein Indikator für Winkelunterschiede zwischen den Normalenvektoren der Referenz- und Zielanlagen. Fast alle  $RMSE_{rel}$  Werte in Abb. 4.3a verbessern sich durch die Berücksichtigung der Modulorientierung und liegen unterhalb der roten Winkelhalbierenden. Ein ähnliches Ergebnis zeigt sich für den Korrelationskoeffizienten  $\tau$ , bei dem Verbesserungen durch Punkte oberhalb der roten Trennlinie charakterisiert sind.

Beide Fehlermaße verbessern sich gegenüber dem Standardfall deutlich, wenn die Winkel-differenz besonders groß ist (grüne und gelbe Punkte). Weitere Analysen haben ergeben, dass Verbesserungen insbesondere bei Unterschieden im Azimutwinkel auftreten. Das ist nicht verwunderlich, denn der Azimutwinkel ist ganz wesentlich für den täglichen Verlauf der PV-Leis-

Tab. 4.4: Mittelwerte von Fehlermaßen für 1980 Varianten und verschiedene Modellkombinationen. Betrachtet werden die Leistungswerte individueller Anlagen.

	$RMSE_{rel}$	$\tau$	$MBE_{rel}$
Reindl et al.	0.4640	0.8667	0.0041
Perez et al.	0.4629	0.8669	0.0042
Standard	0.5132	0.8421	0.0082

tung verantwortlich. Wird dieser Unterschied im Azimutwinkel, der im Extremfall bis zu  $102^\circ$  beträgt (siehe Tab. 3.1), nicht korrigiert, besteht ein systematischer Phasenunterschied zwischen der Referenz- und Zielanlage. Bei kleinen Winkelunterschieden kann das vorgestellte Verfahren naturgemäß keine Verbesserung erreichen, sodass hier optional auch weiterhin das Standardverfahren verwendet werden kann. Die  $MBE_{rel}$  Werte weisen keine systematische Veränderung durch die Berücksichtigung der Modulorientierung auf und bleiben in einem ähnlichen Bereich.

#### 4.4.4 Kritische Diskussion einer auf Referenzanlagen basierten Hochrechnung

Die Qualität einer Hochrechnung hängt sehr stark von den Inputdaten ab, speziell auch von der repräsentativen Auswahl an Referenzanlagen, die den restlichen Anlagenpark gut abbilden sollte. Ist beispielsweise die Einspeiseleistung einer Referenzanlage beschränkt, ist unklar, was die meteorologisch bedingte Leistung zu einem Zeitpunkt gewesen wäre. Zielanlagen ohne Leistungsbeschränkung werden auf Basis einer solchen Referenzanlage regelmäßig unterschätzt. Darüber hinaus können aber auch individuelle, meist unbekannte und schwer modellierbare Einflüsse wie Verschmutzung, Degradation, Modulausfälle, etc. dazu führen, dass die aus der Leistung  $P$  abgeleitete geneigte Globalstrahlung  $G_c$  fehlerbehaftet ist. Infolgedessen kann die davon abhängige horizontale Globalstrahlung  $G_h$  die meteorologischen Bedingungen nur unzureichend widerspiegeln. Treten diese Einflüsse systematisch auf, können diese etwa durch Vergleich mit lokalen Messdaten oder Simulationswerten quantifiziert und auch korrigiert werden. Kapitel 5 beschäftigt sich daher mit der Kalibrierung und Fehlerkontrolle von Referenzanlagen. In Kapitel 6 wird zudem ein Ansatz zur Kalibrierung von Zielanlagen vorgestellt.

Neben diesen individuellen Einflüssen spielen die Standorte und deren räumliche Verteilung eine große Rolle. In Abb. 4.4 werden verschiedene Fehlermaße aus der auf Basis der PV-Anlagen simulierten sowie der an der Wetterstation gemessenen horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  berechnet. Die Fehlermaße werden dann in Abhängigkeit der Entfernung zwischen den Anlagenstandorten und der Wetterstation abgetragen. Obwohl es auch nahegelegene PV-Anlagen gibt, die etwa einen niedrigen Korrelationskoeffizienten  $\tau$  oder hohen  $RMSE_{rel}$  aufweisen, gibt es einen starken Zusammenhang mit der Distanz: Während nahegelegene PV-Anlagen einen Korrelationskoeffizienten  $\tau$  von 0.95 und einen  $RMSE_{rel}$  von weniger als 30 % erzielen, erreicht eine Anlage in 30 km Entfernung bestenfalls noch einen Korrelationskoeffizienten  $\tau$  von 0.85 und einen  $RMSE_{rel}$  von 47.5 %. Zwischen einzelnen PV-Anlagen ist diese Distanz sogar noch größer und beträgt maximal 37 km. Näherungsweise zeigt sich dabei der in Abschnitt 4.3 abgeleitete exponentielle Zusammenhang zwischen den Fehlermaßen und der Distanz. Vielleicht noch wichtiger als die Entfernung ist die schnell wechselnde Topographie zwischen manchen Anlagenstandor-

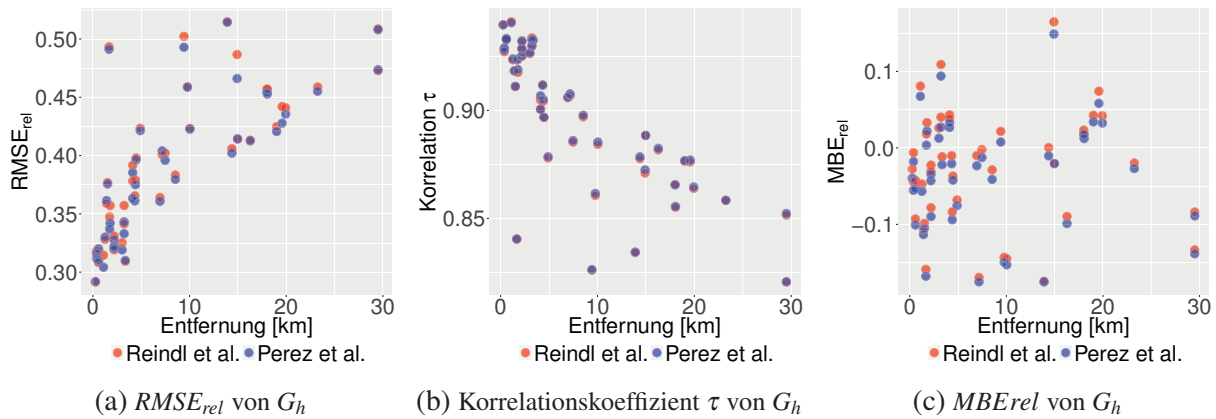


Abb. 4.4: Fehlermaße der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  simuliert mit den verschiedenen Modellkombinationen und in Abhängigkeit der Entfernung zur Wetterstation am Fraunhofer ISE an der  $G_h$  gemessen wird.

ten, welche eindrücklich in Abb. 3.3a erkennbar ist und die meteorologische Situation auf engem Raum signifikant ändern kann.

Darüber hinaus gibt es zweifellos einen weiteren Fehlerbeitrag durch die eingesetzten Simulationsmodelle. Dass die Unterschiede zwischen den Modellkombinationen bei der Bestimmung von  $G_h$  klein sind (siehe Tab. 4.3), kann jedoch als starker Indikator dafür gewertet werden, dass die oben skizzierten modellexogenen Einflussfaktoren überwiegen. Diese verursachen entlang der ganzen Simulationskette Unsicherheiten, welche laut Gueymard (2009) dazu führen können, dass meist unter idealen Bedingungen entwickelte Strahlungsmodelle unerwartet schlecht abschneiden. Damit kann auch erklärt werden, dass die Modellkombination von Reindl et al. etwas besser als Perez et al. bei der Bestimmung der direkten und diffusen Strahlungskomponenten abschneidet, obwohl sich in Abschnitt 3.2.3 noch ein umgekehrtes Bild gezeigt hatte.

Aus den oben genannten Gründen und auch dem Umstand, dass die PV-Anlagen unterschiedlichste Modulatorientierungen abdecken, überlagern sich eine ganze Fülle an praxisnahen Herausforderungen, in denen sich die Modelle behaupten müssen. Vergleiche mit Literaturwerten sind dadurch zwar erschwert, die relativen Verbesserungen gegenüber dem Standardverfahren können jedoch als Indiz für das enorme Verbesserungspotential gewertet werden.

Nichtsdestotrotz gibt es auch modellendogene Beschränkungen, die maßgeblich im Zusammenhang mit der Charakteristik von PV-Anlagen stehen. In Abb. 4.5 ist die aus der PV-Leistung  $P$  abgeleitete horizontale Globalstrahlung  $G_h$  für zwei Beispieltage dargestellt. Für die Invertierung wurde sowohl die in Abschnitt 4.1 beschriebene Modellumkehrung als auch das iterative Verfahren aus Abschnitt 4.2 mit den Strahlungsmodellen von Reindl et al. verwendet. Die PV-Anlage mit der ID 2 ist nach Süd-Ost ausgerichtet und hat einen Neigungswinkel von  $30^\circ$ . Die

Anlage befindet sich 400 m von der Wetterstation des Fraunhofer ISE entfernt (siehe Tab. 3.1 und Abb. 3.2). Anders als in Abschnitt 4.1 genannt, sind bei diesem Beispiel keine Einfallswinkel- und Zenitwinkel von der Analyse ausgeklammert. Aus dem Vergleich der beiden Beispieltage sowie der Analyse der PV-Leistung  $P$  und der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  können folgende Rückschlüsse gezogen werden:

- Durch die Modulausrichtung nach Süd-Ost tritt das Maximum der Leistung  $P$  früher als bei  $G_h$  auf (siehe Abb. 4.5a). Die Modellumkehr gleicht diese Phasenverschiebung jedoch korrekt aus.
- Bedingt durch die Modulausrichtung wird am späten Nachmittag weniger PV-Leistung erzeugt. Für den Algorithmus ist jedoch unklar, ob das Strahlungsangebot insgesamt abgenommen hat oder nur noch diffuse Strahlung auf das Modul fällt und dadurch reduziert ist. Daher wird die Globalstrahlung nachmittags bei hohen Einfallswinkeln in Abb. 4.5a systematisch unterschätzt.
- Die Direktstrahlung nimmt bei hohen Einfallswinkeln deutlich stärker als die Diffusstrahlung ab, sodass die Reduktion gegenüber dem gemessenen  $G_h$  an einem sonnigen Tag wie in Abb. 4.5a auch deutlich größer als in Abb. 4.5b bei wechselhafter Bewölkung ausfällt.

Zukünftig könnte  $G_h$  präziser ermittelt werden, wenn PV-Anlagen mit unterschiedlichen Modulausrichtungen an einem Standort kombiniert werden. Hierbei kann auf Vorarbeiten von Faïman et al. (1987, 1993); Yang et al. (2014) und Housmans et al. (2017) aufgebaut werden. Die

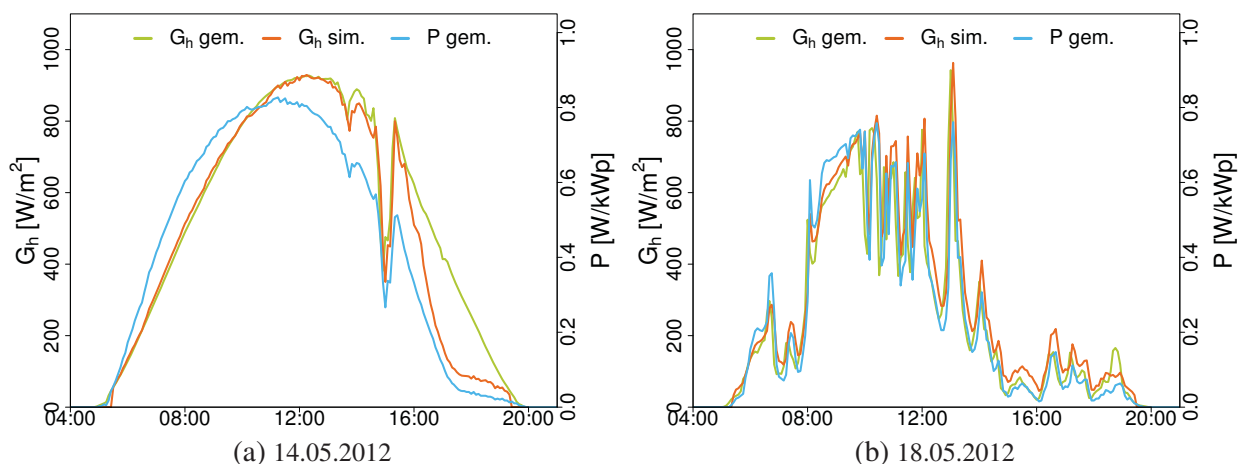


Abb. 4.5: Vergleich der gemessenen horizontalen Globalstrahlung (grün) mit der Simulation (orange) auf Basis der PV-Leistung von Anlage 2 (blau), welche in unmittelbarer Nähe zur Wetterstation liegt. Das Wetter in der linken Abbildung ist relativ sonnig und konstant, während es sich vier Tage später sehr wechselhaft verhält.

Berücksichtigung von spektralen und durch Reflektion an der Moduloberfläche hervorgerufenen Verlusten bei hohen Einfallswinkeln<sup>4</sup> kann zudem zu weiteren Verbesserungen in der Leistungsprojektion führen.

In der Entwicklung des iterativen Verfahrens aus Abschnitt 4.2 wurden verschiedene Parametrisierungen getestet. Dabei hat die vorgestellte Lösung zu den besten Ergebnissen geführt. Für andere Anwendungsfälle und zeitliche Auflösungen können leichte Anpassungen mitunter aber vorteilhaft sein. Insgesamt wird allerdings die Entwicklung von invertierbaren Dekompositions- und Transpositionsmodellen empfohlen, da hierdurch eine verbesserte Modellumkehr zu erwarten ist.

### 4.5 Zusammenfassung der Leistungsprojektion

In diesem Kapitel wird ein Verfahren entwickelt, mit dem ausgehend von der Leistung einer Referenzanlage die Leistung beliebiger Zielanlagen unter Berücksichtigung der Modulausrichtung simuliert werden kann. Hierfür wird das in Abschnitt 3.3 beschriebene PV-Modell quadratisch approximiert und dann invertiert. Zudem werden die Strahlungsmodelle aus Abschnitt 3.2 durch ein iteratives Näherungsverfahren umgekehrt.

In Abschnitt 4.3 wird anhand verschiedener wissenschaftlicher Publikationen gezeigt, dass die aggregierte PV-Leistung und Variabilität mehrerer Anlagen primär von deren Anzahl, räumlicher Verteilung, der zeitlichen Auflösung und meteorologischen Umweltbedingungen abhängt. Eine geringe Kreuzkorrelation zwischen der PV-Leistung unterschiedlicher Anlagen reduziert dabei die aggregierte Variabilität. Die Korrelation kann zudem anhand exponentieller Modelle approximiert werden und sinkt mit zunehmender Distanz zwischen den Anlagen sowie einer höheren zeitlichen Auflösung.

Dieses Vorwissen hilft insbesondere bei der Einordnung der in Abschnitt 4.4 diskutierten Ergebnisse. Bei der Ableitung der Globalstrahlung auf der geneigten Modulfläche  $G_c$  aus der PV-Leistung zeigen sich ganz ähnliche Ergebnisse wie in Abschnitt 3.3.2. Sowohl durch die quadratische Approximation als auch durch die Modellumkehr kann also kein zusätzlicher Fehler beobachtet werden. Auch bei der Invertierung der Strahlungsmodelle zeigen sich vergleichbare Ergebnisse wie bei der Anwendung in normaler Simulationsrichtung in Abschnitt 3.2.3. Durch die Dekompositionsmodelle wird die Diffusstrahlung  $D_h$  tendenziell über-, die Direktstrahlung  $B_h$  allerdings unterschätzt. Beide Abweichungen gleichen sich bei der horizontalen Globalstrah-

---

<sup>4</sup> Siehe hierzu Yang et al. (2014).

lung  $G_h$  jedoch aus, sodass diese eine hohe Übereinstimmung zwischen simulierten und gemessenen Werten aufweist.

Die Leistungsprojektion wird anhand von 1980 möglichen Variationen zwischen Referenz- und Zielanlagen evaluiert. Die  $RMSE_{rel}$  Werte verbessern sich gegenüber einem Standardfall ohne Berücksichtigung der Modulorientierung um durchschnittlich ca. 5% und die Korrelationskoeffizienten  $\tau$  um 2.5%. Da der Korrelationskoeffizient  $\tau$  selbst dimensionslos ist, wurde hierbei die relative Veränderung ermittelt. Unterschiede zwischen den Azimutwinkeln beeinflussen den zeitabhängigen Profilverlauf der Leistungskurve sowie eine etwaige Phasenverschiebung derselben deutlich stärker als die Neigungswinkel und sollten daher unbedingt durch die Leistungsprojektion korrigiert werden.

In Abschnitt 4.4.4 werden zahlreiche modellexogene und -endogene Einflüsse auf die Ergebnisse diskutiert. Dabei wird auf die Bedeutung von individuellen Anlagenunterschieden, dem Einfluss der Entfernung und der beschränkten Eignung von Referenzanlagen bei hohen Einfallswinkeln eingegangen. Zuletzt werden zukünftige Weiterentwicklungen skizziert.



## 5 Parametrierung und Qualitätskontrolle von Referenzanlagen<sup>1</sup>

Die Ergebnisse aus den vorigen Kapiteln unterstreichen, wie unterschiedlich PV-Anlagen in ihrem Verhalten sind. Besonders eindrücklich zeigt dies Abb. 3.3b. Wenig überrascht daher auch ein Rückschluss aus Kapitel 4, dass die Kalibrierung von PV-Referenzanlagen zu Verbesserungen in Hochrechnungsverfahren führen könnte.

Die überaus gute Datenqualität des Anlagenportfolios aus Abschnitt 3.1.1 soll jedoch nicht darüber hinwegtäuschen, dass Messdaten stets kritisch geprüft werden müssen. Das ist insbesondere dann von großem Wert, wenn auf Basis dieser Messwerte die PV-Leistung von zahlreichen anderen Anlagen mit einem Hochrechnungsverfahren abgeschätzt wird.

Generell zeigen sich bei PV-Anlagen typische Fehlerquellen, die mit den Messgeräten in Verbindung gebracht werden können, wie etwa Leistungswerte in der Nacht oder Daten mit einer großen Varianz durch fehlerhafte Datenlogger. Darüber hinaus treten aber auch zahlreiche anlagenspezifische Einflussfaktoren auf wie Verschattung, Verschmutzung, Schnee, Degradation, Modulausfälle, etc. Zusätzlich wird von fehlerhaften Einträgen in Stammdaten wie der Modulausrichtung berichtet (Müller et al., 2009, 2016).

Motiviert durch diese Ausgangslage, wird in diesem Kapitel ein zweistufiger Ansatz vorgestellt. Dieser Ansatz parametriert zunächst zentrale Stammdaten<sup>2</sup> der Referenzanlagen und nutzt diese dann, um simulativ verschiedene Qualitätskontrollen (QK) durchzuführen. Bei der Entwicklung der Methodik wurden verschiedene Veröffentlichungen ausgewertet, welche nachfolgend vorgestellt werden.

---

<sup>1</sup> Zentrale Erkenntnisse aus diesem Kapitel sind in Killinger et al. (2016c) und Killinger et al. (2017b) veröffentlicht.

<sup>2</sup> Die parametrisierten Stammdaten sind die Modulausrichtung und ein Verlustfaktor  $VF$ , welcher verschiedene leistungsmindernde Einflüsse wie Moduldegradation, Verschmutzung, sonstige Verluste, etc. berücksichtigt sowie Ungenauigkeiten in der installierten Leistung kompensiert.



## 5.1 Literaturübersicht und Forschungsbedarf

### 5.1.1 Qualitätskontrolle von PV-Leistung und Stammdaten

Die Literaturrecherche zeigt, dass es nur wenige Veröffentlichungen gibt, die sich mit der Qualitätskontrolle der PV-Leistung und deren Stammdaten beschäftigen. Eine Gruppe von Publikationen konzentriert sich auf Methoden zur Erkennung von Fehlern in den Leistungswerten, indem diese simulierten Werten gegenübergestellt werden (Chouder und Silvestre, 2010; Chine et al., 2014; Drews et al., 2007; Firth et al., 2010; Gokmen et al., 2012, 2013; Killinger et al., 2016a; Zhao et al., 2012). Für eine exakte Simulation sind jedoch meteorologische Messwerte der Strahlung und Temperatur nötig sowie die Kenntnis der Modulorientierung. Generell gilt hierbei: Sind die Unterschiede zwischen gemessenen und simulierten Werten zu hoch, wird überprüft um welchen Fehlertyp es sich handelt.

Während Chouder und Silvestre (2010) und Chine et al. (2014) verschiedene Quotienten der Spannung und Stromstärke berechnen, setzen Gokmen et al. (2012) und Gokmen et al. (2013) Quotienten der gemessenen und simulierten PV-Leistung ein. Letztere folgen dann der Struktur in einem Entscheidungsbaum, um den Grund für das Fehlverhalten zu detektieren. Firth et al. (2010) hingegen ermitteln die Systemeffizienz in funktionaler Abhängigkeit der Globalstrahlung auf der Modulfläche  $G_c$  und der gemessenen PV-Leistung. Anhand dieser Systemeffizienz und mithilfe einer statistischen Analyse kann dann ein auffälliges Verhalten, etwa durch eine wiederkehrende Verschattung, identifiziert werden.

Zhao et al. (2012) trainieren einen Entscheidungsbaum auf die Erkennung verschiedener Fehlerkategorien, indem anlagenspezifische Messwerte wie Spannung, Stromstärke, Temperatur und Strahlung einbezogen werden. Experimentelle Ergebnisse versprechen eine hohe Erfolgsrate mit steigender Komplexität des Entscheidungsbaums. In Killinger et al. (2016a) wird der Unterschied zwischen der simulierten und gemessenen PV-Leistung im Tagesverlauf einiger Monate evaluiert. Eine modifizierte Variante von Reno und Hansen (2016) hilft dann, große Abweichungen von dem erwarteten Verlauf zu detektieren und als potentiell kritisch einzustufen.

Drews et al. (2007) arbeiten ohne lokale Messungen, setzen stattdessen jedoch satellitenbasierte Strahlungswerte zur Simulation der PV-Leistung ein. In der vorgestellten Methode werden Unsicherheitsfaktoren entlang der gesamten Simulationskette angefangen bei der Strahlung bis zur PV-Leistung quantifiziert. Weichen simulierte und gemessene Leistungswerte stärker als diese Unsicherheitsfaktoren voneinander ab, werden zwei Methoden zur Fehlerbestimmung angewendet.

In Jamaly et al. (2013a) wird die Qualitätskontrolle von Kleissl (2013) angewendet, welche gänzlich ohne externe Messungen auskommt. Die Qualitätskontrolle beschränkt sich jedoch auf grobe Plausibilitätstests und überprüft etwa, ob ausreichend viele Messungen vorliegen, die zeitliche Auflösung groß genug ist oder unübliche Leistungsspitzen auftreten. In Jamaly et al. (2013a) wird zudem ein Faktor zur Kalibrierung vorgestellt, der Ineffizienzen durch elektrische Verluste in Kabeln und Modulverschmutzung ausgleichen soll.

Ergänzend zur Qualitätskontrolle der PV-Leistung gibt es auch drei Werke, die sich mit der Qualitätskontrolle und Bestimmung von Stammdaten von PV-Anlagen auseinandersetzen (Saint-Drenan et al., 2015; Ruelle et al., 2016; Haghdadi et al., 2017).

Saint-Drenan et al. (2015) beschreiben eine Methode, mit der die Modulatorientierung und ein optischer Verlustfaktor anhand von gemessenen Leistungswerten bestimmt werden. Der Ansatz simuliert die PV-Leistung für verschiedene Parameterkombinationen mithilfe von gemessenen Strahlungs- und Temperaturwerten. Letztlich wird die Variante ausgewählt, welche die größte Übereinstimmung mit der gemessenen Leistung aufweist.

In Ruelle et al. (2016) wird die Modulausrichtung ebenfalls unter Verwendung von gemessenen Strahlungs- und Temperaturwerten bestimmt, ohne jedoch methodische Details zu nennen. Die damit bestimmte Modulausrichtung wird in Simulationen verwendet, um Verschattungseinflüsse in Abhängigkeit der Sonnenposition zu detektieren. Zudem werden die simulierte und gemessene installierte Leistung einer Anlage verwendet, um einen Reduktionsfaktor abzuleiten.

Haghdadi et al. (2017) parametrieren den Längen- und Breitengrad sowie den Azimut- und Neigungswinkel von PV-Anlagen. Grundlage der Parametrierung ist ein Optimierer, welcher die kleinsten Fehlerquadrate minimiert. Der Lösungsraum ist auf realistische Werte beschränkt und es werden ausschließlich Clear Sky Perioden einbezogen. Der Ansatz weist viele Ähnlichkeiten mit der in der vorliegenden Arbeit entwickelten Methode auf<sup>3</sup>, wurde aber zu einem späteren Zeitpunkt publiziert.

Auch wenn Qualitätskontrollen in den vorgestellten Werken aus diesem Abschnitt behandelt werden, fehlt eine ganzheitliche Betrachtung, welche die Kontrolle von Stammdaten und Leistungszeitreihen gleichermaßen berücksichtigt und eine praxisnahe Anwendung ermöglicht. Kritisch ist zudem, dass nahezu alle detaillierten Ansätze auf gemessene Strahlungswerte zurückgreifen, die jedoch in der Realität nur selten lokal erhoben werden.

---

<sup>3</sup> Siehe Abschnitt 5.3 und Killinger et al. (2016c) sowie Killinger et al. (2017b).

### 5.1.2 Qualitätskontrolle der Strahlung

Standardisierte Vorgehen zur Qualitätskontrolle von Strahlungsdaten sind weit verbreitet und Gegenstand zahlreicher Publikationen (Espinari et al., 2011; Journée und Bertrand, 2011; Long und Shi, 2006; Maxwell et al., 1993; Roesch et al., 2011; Wilcox und McCormack, 2011; Younes et al., 2005). Da die Strahlung maßgeblich die PV-Leistung beeinflusst, können diese Ansätze als Grundlage für eine Qualitätskontrolle von Leistungsdaten herangezogen werden.

In den Publikationen werden unterschiedliche Tests vorgestellt. Diese verwenden statistische, physikalische oder empirische Schwellenwerte, um auf eine zu große oder zu kleine Varianz, auf eine systematische Abweichung oder auf Verschattungseinflüsse hinzuweisen. Auch wenn die Methoden im Detail unterschiedlich sind, kristallisieren sich drei zentrale Vorgehen heraus. Erstens werden Klarheitsindizes wie (3.2) und (3.3) oder Clear Sky Modelle verwendet, um physikalische Grenzwerte zu definieren. Zweitens werden verschiedene statistische Tests angewendet, um ungewöhnliche und auffällige Strahlungswerte zu detektieren. Drittens werden sensorübergreifende Tests durchgeführt, welche unterschiedliche Messungen miteinander vergleichen. Dabei wird dann beispielsweise überprüft, ob Messungen der diffusen, direkten und globalen Strahlung zentrale Zusammenhänge wie in (3.1) erfüllen.

Nicht alle dieser Tests lassen sich direkt auf die PV-Leistung übertragen, etwa weil die Leistung häufig die einzige Größe ist, die an einem Standort gemessen wird. Trotzdem zeigen sich bedeutende Überschneidungen, die eine Übertragung zahlreicher Tests ermöglichen. Hierzu zählen Tests, welche einen Klarheitsindex oder Clear Sky Wert der PV-Leistung beinhalten und statistische Schwellenwerte oder anlagenübergreifendes Verhalten analysieren. Auf einige der genannten Publikationen wird daher noch detailliert bei der Entwicklung der Methodik in Abschnitt 5.4 eingegangen.

### 5.1.3 Zielsetzung und Struktur der Methodik

Da in der Literatur kein standardisiertes Vorgehen gefunden wurde, welches sowohl zentrale Stammdaten sowie die gemessene PV-Leistung kontrolliert, wird in diesem Kapitel ein ganzheitlicher Ansatz entwickelt, der nur die Umgebungstemperatur als modellexogene Größe zusammen mit der simulierten Clear Sky Strahlung verwendet. Dieser Ansatz lässt sich in zwei zentrale Schritte aufteilen. Zum einen wird eine Methodik vorgestellt, mit der zentrale Stammdaten von PV-Anlagen parametrierbar werden können. Zweitens werden diese Stammdaten dann in anlagen-spezifischen Simulationen genutzt, mit der gemessenen PV-Leistung  $P$  verglichen und auffällige Zeitschritte detektiert. Diese Qualitätskontrolle der PV-Leistung wird nachfolgend als QKPV

bezeichnet. Die Methode baut auf Vorarbeiten aus Engerer (2015a), Killinger et al. (2016b), Killinger et al. (2016c) und Killinger et al. (2016e) auf. Hierbei werden folgende drei Annahmen getroffen. Erstens wird davon ausgegangen, dass der Standort und die installierte Leistung der PV-Anlagen in den Stammdaten richtig erfasst sind. Zweitens beschränkt sich der Ansatz auf PV-Anlagen, welche nur eine Modulausrichtung haben. Drittens wird angenommen, dass die Zeitstempel in den Leistungsdaten fehlerfrei sind.

Nachfolgend ist die Struktur dieses Kapitels beschrieben. Ergänzend zu den Daten aus Abschnitt 3.1.1 ist in Abschnitt 5.2 ein Datensatz von Canberra, Australien beschrieben. Die Methodik zur Parametrierung der Stammdaten wird in Abschnitt 5.3 und die der QKPV Routine in Abschnitt 5.4 erläutert. Ein Überblick zur Struktur der Methodik wird in Abb. 5.1 gegeben, mit der Parametrierung im linken und der QKPV Routine im rechten Bereich. Zum leichteren Verständnis wird hierbei zwischen unterschiedlichen Leistungswerten  $P$  durch Verwendung diverser Indizes differenziert. Alle verwendeten Leistungswerte sind zudem mithilfe der installierten Leistung normiert. In Abschnitt 5.5 werden die Ergebnisse vorgestellt, diskutiert und mögliche Weiterentwicklungen vorgestellt. Das Kapitel schließt mit einer Zusammenfassung in Abschnitt 5.6.

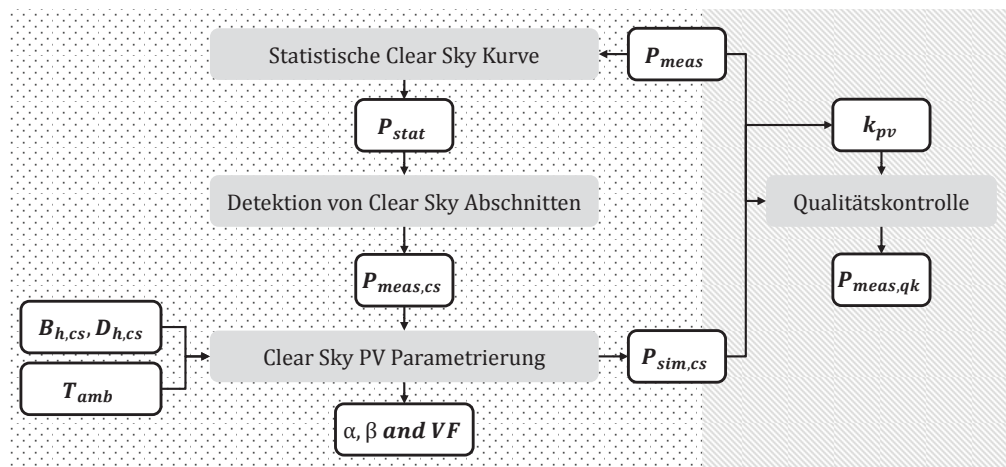


Abb. 5.1: Methodische Abläufe der Parametrierung von Stammdaten (linker Bereich und Abschnitt 5.3) sowie der Qualitätskontrolle von PV-Leistungsdaten (QKPV, rechter Bereich und Abschnitt 5.4). Die weißen Textfelder enthalten Parameter sowie Variablen, während die zentralen methodischen Schritte als graue Textfelder markiert sind und in den nachfolgenden Abschnitten erläutert werden. Parameter und Variablen sind wie folgt definiert: Clear Sky Wert der horizontalen Direktstrahlung  $B_{h,cs}$ , Clear Sky Wert der horizontalen Diffusstrahlung  $D_{h,cs}$ , Umgebungstemperatur  $T_{amb}$ , gemessene PV-Leistung  $P_{meas}$ , statistische Leistungskurve  $P_{stat}$ , detektierte Clear Sky Phasen in der PV-Leistung  $P_{meas,cs}$ , Azimutwinkel  $\alpha$ , Neigungswinkel  $\beta$ , Verlustfaktor  $VF$ , simulierte Clear Sky PV-Leistung  $P_{sim,cs}$ , Klarheitsindex der PV-Leistung  $k_{pv}$  und qualitätskontrollierte PV-Leistung  $P_{meas,qk}$ .

## 5.2 Beschreibung zusätzlicher Daten

Die nachfolgend vorgestellte Methodik wird anhand der in Abschnitt 3.1.1 präsentierten PV-Anlagen für den Zeitraum von Dezember 2010 bis Dezember 2014 evaluiert. Zudem wird die Umgebungstemperatur  $T_{amb}$  der Wetterstation am Fraunhofer ISE (siehe Abschnitt 3.1.2) verwendet. Aufgrund der überaus guten Qualität des Datensatzes sind bei der Entwicklung der Methodik auch Erfahrungen aus einem Datensatz in Canberra (Australien) eingeflossen. Die australischen Daten umfassen 30 PV-Anlagen in 5-minütiger Auflösung, die allerdings nur wenige zusammenhängende Wochen im Zeitraum zwischen 2011 und 2014 aufweisen. Diese PV-Leistungsdaten stammen zusammen mit Angaben zur Modulorientierung, der installierten Leistung und dem Standort von einem lokalen Anlageninstallateur, SolarHub, während die Umgebungstemperatur  $T_{amb}$  vom australischen Wetterdienst am Flughafen in Canberra (Australian Bureau of Meteorology, Station 070351) gemessen wurde. Die Herkunft klimatologischer Parameter wie Ozon, Wassergehalt, optische Dichte von Aerosolen und Trübheitsgrad wird in Engerer und Mills (2015) detailliert beschrieben. Diese Parameter werden bei der Berechnung der Clear Sky Strahlung benötigt.

## 5.3 Parametrierung der PV-Anlagen

Zentraler Bestandteil für die Umsetzung der QKPV Routine ist die simulierte Clear Sky PV-Leistung  $P_{sim,cs}$ . Hierfür (und für Leistungssimulationen im Allgemeinen) werden Stammdaten wie die Modulausrichtung und ein Verlustfaktor benötigt. Nachfolgend wird daher ein Verfahren vorgestellt, mit dem der Azimutwinkel  $\alpha$ , Neigungswinkel  $\beta$  und Verlustfaktor  $VF$  bestimmt werden. Hierzu werden die nachfolgenden Abschnitte, wie bereits in Abb. 5.1 skizziert, sequenziell durchlaufen.

### 5.3.1 Statistische Clear Sky Kurve

Die grundsätzliche These hinter der Parametrierung ist, dass PV-Leistungsdaten in Zeiten von klarem Himmel das Systemverhalten bestmöglich beschreiben und daher repräsentativ sind, um wichtige Stammdaten abzuleiten. Um solche Zeitabschnitte zu detektieren, ist ein Profil nötig, welches den Verlauf der PV-Leistung unter klarem Himmel beschreibt. Für die Simulation eines solchen Profils werden jedoch ebendiese Stammdaten benötigt, die zunächst parametriert werden sollen. Ein möglicher Ausweg besteht darin eine statistische Clear Sky Kurve  $P_{stat}$  durch

Analyse der Perzentile<sup>4</sup> der gemessenen PV-Leistung  $P_{meas}$  zu erstellen. Ein solches Vorgehen ist in Lonij et al. (2012a) beschrieben und die Grundlage für die Berechnung von  $P_{stat}$ . Eigene empirische Erfahrungen während der Modellentwicklung haben gezeigt, dass das 95. Perzentil der Messwerte über einen Zeitraum von 30 Tagen hierfür sehr gut geeignet ist. Da die Berechnung in einem gleitenden Zeitfenster stattfindet, startet die Simulation jeweils 30 Tage vor dem ersten Tag, an dem die Analyse beginnen soll. Obwohl eine solche statistische Clear Sky Kurve  $P_{stat}$  nicht ganz so exakt wie eine Simulation sein kann, sind die zu erwartenden Fehler in einer Größenordnung von 4%  $MBE_{rel}$  und 2%  $RMSE_{rel}$  (Engerer und Mills, 2014) vernachlässigbar. Damit ist  $P_{stat}$  präzise genug, um eine erfolgreiche Parametrierung zu gewährleisten.

### 5.3.2 Detektion von Clear Sky Abschnitten

Um Clear Sky Abschnitte automatisch zu detektieren, wird der Ansatz von Reno et al. (2012) und Reno und Hansen (2016) ähnlich wie in Killinger et al. (2016e) modifiziert. Der Algorithmus vergleicht den gleitenden Durchschnitt  $\bar{E}$ , den Maximalwert  $E_{max}$ , die Kurvenlänge  $L$ , die Varianz der Gradienten  $\sigma_s^2$  und den maximalen Unterschied zwischen den Gradienten  $\Delta S_{max}$  von der gemessenen PV-Leistung  $P_{meas}$  mit der statistischen Clear Sky Kurve  $P_{stat}$ , um Clear Sky Abschnitte in der PV-Leistung  $P_{meas,cs}$  zu identifizieren. Hierzu werden die Schwellenwerte auf die zeitliche Auflösung von 5 min und die Verwendung der PV-Leistung (anstatt der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$ ) empirisch angepasst und sind in Tab. 5.1 dargestellt.

Tab. 5.1: Schwellenwerte der fünf Auswahlparameter aus Reno et al. (2012) und Reno und Hansen (2016) zur Detektion von Clear Sky Abschnitten in Messwerten der PV-Leistung  $P_{meas}$  und unter Verwendung der statistischen Clear Sky Kurve aus Abschnitt 5.3.1. Die Parameter sind wie folgt definiert: Gleitender Durchschnitt  $\bar{E}$ , Maximalwert  $E_{max}$ , Kurvenlänge  $L$ , Varianz der Gradienten  $\sigma_s^2$  und maximaler Unterschied zwischen den Gradienten  $\Delta S_{max}$ .

Parameter	$\bar{E}$	$E_{max}$	$L$	$\sigma_s^2$	$\Delta S_{max}$
Schwellenwert	$\pm 0.06W/W_p$	$\pm 0.04W/W_p$	0.01	$0.02W/W_p$	0.05

### 5.3.3 Clear Sky PV-Parametrierung

In diesem Simulationsschritt wird ein nichtlinearer Lösungsalgorithmus der kleinsten Fehlerquadrate (Englisch: Nonlinear Least Squares (NLS)) verwendet, um die Modulausrichtung, definiert

<sup>4</sup> Perzentile sind ein Synonym zu den bereits genannten Quantilen. Das 75% Quantil entspricht beispielsweise dem 75. Perzentil.

durch den Azimutwinkel  $\alpha$ , Neigungswinkel  $\beta$  sowie den Verlustfaktor  $VF$ , zu bestimmen. Der NLS Lösungsalgorithmus bestimmt die Parameter, indem er folgenden Zusammenhang löst:

$$P_{meas,cs} \sim P_{sim,cs}(\alpha, \beta, VF), \quad (5.1)$$

wobei  $P_{sim,cs}$  die mit dem quadratischen Modell aus Abschnitt 4.1 und um den Verlustfaktor  $VF$  ergänzte simulierte Clear Sky Leistung ist.

$$\begin{aligned} P_{sim,cs}(\alpha, \beta, VF) = & l_0 + l_1 \cdot G_{c,cs}(\alpha, \beta) \cdot VF + l_2 \cdot T_{amb} + l_3 \cdot G_{c,cs}(\alpha, \beta) \cdot VF \cdot T_{amb} \\ & + l_4 \cdot (G_{c,cs}(\alpha, \beta) \cdot VF)^2 + l_5 \cdot T_{amb}^2. \end{aligned} \quad (5.2)$$

Hierbei ist  $G_{c,cs}$  die Clear Sky Globalstrahlung auf der Modulfläche,  $T_{amb}$  die Umgebungstemperatur und  $l_1 - l_5$  sind die Koeffizienten aus Tab. 4.1.  $G_{c,cs}$  setzt sich hierbei ausschließlich aus der direkten ( $B_{c,cs}$ ) und diffusen ( $D_{c,cs}$ ) Strahlung zusammen. Um die Komplexität gering zu halten und da der Einfluss vernachlässigbar gering ist, wird auf die Simulation der reflektierten Strahlung  $R_{c,cs}$  verzichtet. Für die Simulation der horizontalen Clear Sky Strahlung ( $D_{h,cs}$ ,  $B_{h,cs}$  und  $G_{h,cs}$ ) wird das REST2 Modell von Gueymard (2008) verwendet und mit der Methodik aus Abschnitt 3.2.2 und dem Modell von Reindl et al. (1990b) auf die Modulfläche umgerechnet.

Der Lösungsraum ist für die drei zu optimierenden Parameter auf einen Bereich zwischen  $-180^\circ$  und  $180^\circ$  für den Azimutwinkel,  $0^\circ$  und  $90^\circ$  für den Neigungswinkel sowie 0.5 und 1.5 für den Verlustfaktor<sup>5</sup> beschränkt. Die Startwerte sind  $0^\circ$  (Azimutwinkel  $\alpha$ ),  $30^\circ$  (Neigungswinkel  $\beta$ ) und 1 (Verlustfaktor  $VF$ ). Der NLS Lösungsalgorithmus wurde in der Programmiersprache R implementiert und stammt aus dem Paket „stats“. Der Funktionsaufruf ist nachfolgend exemplarisch dargestellt und auf maximal 500 Iterationen begrenzt.

```
nls (Pmeas,cs ~ Psim,cs( $\alpha$ ,  $\beta$ , VF) ,
     algorithm = 'port' ,
     start = list ( $\alpha$ =0,  $\beta$ =30, VF=1) ,
     lower = c(-180, 0, 0.5) ,
     upper = c(180, 90, 1.5) ,
     control = list(maxiter = 500))
```

---

<sup>5</sup> Eine zu niedrig angegebene installierte Anlagenleistung führt zu überhöhten normierten Leistungswerten. Der Verlustfaktor kompensiert solche Ungenauigkeiten in der installierten Leistung, indem Werte von  $VF > 1$  in der Parametrierung gewählt werden. Der Verlustfaktor hat somit eine Doppelfunktion und erfasst nicht nur anlagenspezifische Ineffizienzen, sondern kompensiert als empirischer Skalierungsfaktor auch eine ungenaue Normierung der Erzeugungsleistung.

Der Lösungsalgorithmus geht auf Vorarbeiten von Dennis et al. (1981) zurück. Ziel ist es  $P_{meas,cs}$  durch Iterationen in den Parametern  $\alpha$ ,  $\beta$  und  $VF$  so zu beschreiben, dass die quadratische Abweichung zwischen  $P_{meas,cs}$  und  $P_{sim,cs}$  minimiert wird. Hierfür wird nach dem erstmaligen Funktionsaufruf mittels dem durch die Startwerte definierten Punkt im Lösungsraum die Taylor Näherung bis zum zweiten Glied berechnet. Allerdings werden nur die Terme in der Hesse-Matrix berücksichtigt, die Ableitungen erster Ordnung enthalten. Terme, die Ableitungen zweiter Ordnung enthalten, werden durch einen adaptiv gewählten Term angenähert. Für die dadurch erreichte Näherung wird der Minimalwert bestimmt (siehe auch Gauß-Newton-Verfahren) und anschließend die nächste Iteration ausgehend von den zugehörigen Parameterwerten gestartet. Das Abbruchkriterium gilt als erfüllt, wenn sich der Zielwert von Iteration zu Iteration um nicht mehr als  $1e-5$  ändert.

Erfahrungen bei der Umsetzung des NLS Lösungsalgorithmus zeigen, dass dieser den Verlustfaktor  $VF$  so bestimmt, dass die simulierte Clear Sky Leistung  $P_{sim,cs}$  in der Nähe des Mittelwertes der detektierten Clear Sky Leistung  $P_{meas,cs}$  liegt. Damit werden die Fehlerquadrate minimiert. Realistischer ist jedoch, dass  $P_{sim,cs}$  eine äußere Begrenzung der gemessenen Leistungswerte darstellt. Daher wird der Verlustfaktor  $VF$  in einem zweiten Schritt so lange iteriert, bis  $P_{sim,cs}$  größer als 95 % aller Werte von  $P_{meas,cs}$  ist.

## 5.4 Qualitätskontrolle der PV-Leistung

Nachdem die Clear Sky Leistung  $P_{sim,cs}$  mithilfe der parametrisierten Stammdaten nun simuliert werden kann, wird diese innerhalb der QKPV Routine verwendet. Von großer Bedeutung ist hierbei der Clear Sky PV Index  $k_{pv}$ , entwickelt in Engerer und Mills (2014):

$$k_{pv} = \frac{P_{meas}}{P_{sim,cs}}. \quad (5.3)$$

Die QKPV ist in zwei Hauptkategorien, nämlich den anlagenspezifischen und anlagenübergreifenden Analysen aufgeteilt. Zahlreiche Tests und Schwellenwerte basieren auf der in Abschnitt 5.1.2 vorgestellten Literatur und werden nachfolgend vorgestellt. Zusätzlich ist in Tab. 5.2 eine Übersicht aller Tests gegeben. Generell werden verdächtige Zeitschritte mit diesen Tests lediglich markiert und es obliegt dem Anwendungsfall, wie damit verfahren wird. Ein Test gilt hierbei als nicht bestanden, wenn eine der nachfolgenden Ungleichungen nicht erfüllt wird.



## 5.4.1 Anlagenspezifische Analysen

### 5.4.1.1 Physikalische Begrenzungen

Physikalische Limitierungen werden häufig in der Qualitätskontrolle von Strahlungsdaten eingesetzt und lassen sich gut auf die PV-Leistung übertragen. Long und Shi (2006) etwa verwenden die extraterrestrische Strahlung  $I_{oh}$  und den Zenitwinkel der Sonne  $\theta_Z$ , um eine Obergrenze für die horizontale Globalstrahlung  $G_h$  zu realisieren:

$$G_h < 1.5 \cdot I_{oh} \cdot \cos^{1.2} \theta_Z. \quad (5.4)$$

Zudem wird eine negative Untergrenze von  $-4 \text{ W/m}^2$  vorgestellt. Übertragen auf die PV-Leistung ist eine physikalische Ober- und Untergrenze ebenfalls sinnvoll. Da die PV-Leistung allerdings von der Modulausrichtung abhängt, wird der Zenitwinkel  $\theta_Z$  durch den Einfallswinkel  $\theta$  ersetzt:

$$P_{meas} < 1.5 \cdot I_{oh} \cdot \cos^{1.2} \theta, \quad (5.5)$$

wobei  $I_{oh}$  in diesem Fall in der Einheit  $\text{kW/m}^2$  gemessen wird, um in einem ähnlichen Wertebereich wie die normierte Leistung  $P_{meas}$  zu sein. Eine solche Obergrenze ist allerdings nur dann sinnvoll, wenn die direkte Komponente der Strahlung das Modul erreichen kann. In Anlehnung an die Erkenntnisse aus Kapitel 4 ist diese Obergrenze nur für  $\theta < 85^\circ$  wirksam. Als Untergrenze für die PV-Leistung wird tagsüber zudem ein Wert von 0 angesetzt. Um auch noch eine potentielle PV-Leistung in der Dämmerung nach Sonnenuntergang zuzulassen, wird hierbei eine Winkelbeschränkung von  $\theta_z < 95^\circ$  eingeführt. Für alle Nachtwerte ( $\theta_z > 95^\circ$ ) muss zudem gelten, dass diese einen Wert von 0 berichten. Die in diesem Abschnitt vorgestellten Tests werden nachfolgend als „Obergrenze“, „Untergrenze“ und „Nachtwerte“ bezeichnet.

### 5.4.1.2 Energetischer Tagesquotient

In Journée und Bertrand (2011) wird ein Test vorgestellt, mit dem stark bewölkte Tage identifiziert werden können, indem das tägliche Mittel aus gemessener und extraterrestrischer Strahlung verglichen wird. Ein ähnlicher Test ist für PV-Anlagen sehr interessant, lassen sich dadurch doch auch Tage mit Schneebedeckung oder Modulausfällen identifizieren. Hierbei wird jedoch die extraterrestrische Strahlung durch die simulierte Clear Sky Leistung  $P_{sim,cs}$  ersetzt, die präziser das tägliche energetische Potential wiedergibt. Zudem wird nicht das tägliche Mittel, sondern die täg-

liche Summe verglichen, sodass der energetische Tagesquotient  $r_{de}$  (Engerer und Wellby, 2014) wie folgt berechnet werden kann:

$$r_{de} = \frac{\sum_{t=1}^T P_{meas}}{\sum_{t=1}^T P_{sim,cs}}. \quad (5.6)$$

Basierend auf empirischen Erfahrungswerten und unter Berücksichtigung des Umstandes, dass die Verwendung von  $P_{sim,cs}$  anstelle von  $I_{oh}$  tendenziell zu höheren Werten führt, ist der Schwellenwert gegenüber Journée und Bertrand (2011) auf den nachfolgenden Wert leicht erhöht:

$$r_{de} > 0.05. \quad (5.7)$$

### 5.4.1.3 Maximalwerte von $k_{pv}$

In einigen Publikationen zur Qualitätskontrolle der Strahlung<sup>6</sup> werden der Klarheitsindex  $k_t$  oder der diffuse Strahlungsanteil  $k_d$  in Tests verwendet. Die Parallelen zum Clear Sky PV Index  $k_{pv}$  sind ganz offensichtlich, auch wenn Erkenntnisse aus Wilcox und McCormack (2011) nicht direkt übertragen werden können, da hierbei mehrere Indizes miteinander verglichen werden. Allerdings eignet sich  $k_{pv}$  gut, um den meteorologischen Zustand abzubilden und eine Grenzwertverletzung zu detektieren.

Da  $P_{sim,cs}$  gewissermaßen als Obergrenze angesehen werden kann, ist ein  $k_{pv} > 1$  generell kritisch. Allerdings sind mit der Simulation der Clear Sky Strahlung und der PV-Leistung auch Unsicherheiten verbunden. Engerer und Xu (2015) zeigt beispielsweise, dass bei dem Clear Sky Modell von Rigollier et al. (2000) ein  $MBE_{rel}$  zwischen 0 – 5% und  $RMSE_{rel}$  von 5 – 10% auftreten kann. Weitere Unsicherheiten sind mit der Simulation der PV-Leistung selbst durch etablierte Modelle verbunden und führen zu einem  $RMSE_{rel}$  von ca. 3% (Cameron et al., 2011). Aus diesem Grund wird nachfolgende Obergrenze eingeführt.

$$k_{pv} < 1.05. \quad (5.8)$$

Die Unsicherheiten in der Berechnung von  $k_{pv}$  wachsen mit steigendem Zenitwinkel an, da selbst ganz kleine Fehler im zeitlichen Auftreten von  $P_{sim,cs}$  durch den Quotienten zu sehr großen  $k_{pv}$  Werten führen können. Da unbedingt verhindert werden muss, dass Daten fälschlicherweise

<sup>6</sup> Siehe hierzu u. a. Wilcox und McCormack (2011).

als verdächtig eingestuft werden, ist der beschriebene Test daher auf Werte von  $\theta_z < 85^\circ$  und ähnlich wie in (5.5) auf  $\theta < 85^\circ$  beschränkt.

Ein physikalisch möglicher und nicht fehlerhafter Fall in dem regelmäßig  $k_{pv} > 1$  auftreten sind Zeiten mit Wolkenverstärkungseffekten<sup>7</sup>. Um zwischen fehlerhaften Überschreitungen und Wolkenverstärkungseffekten zu unterscheiden, ist dieser Test daher mit einer anlagenübergreifenden Analyse in Abschnitt 5.4.2.1 eng verbunden.

### 5.4.1.4 Persistenz

In Journée und Bertrand (2011) wird ein Persistenz-Kriterium vorgestellt, welches die tägliche Varianz in Bezug zum täglichen Mittel und der Standardabweichung setzt. Hierdurch sollen insbesondere fehlerhafte Datenlogger detektiert werden, welche entweder eine extrem große oder extrem kleine Varianz aufweisen. Dieser Test ist wie folgt definiert:

$$\frac{1}{8} \overline{\left(\frac{P_{meas}}{I_{oh}}\right)} \leq \sigma\left(\frac{P_{meas}}{I_{oh}}\right) \leq 0.35. \quad (5.9)$$

$\overline{\left(\frac{P_{meas}}{I_{oh}}\right)}$  und  $\sigma\left(\frac{P_{meas}}{I_{oh}}\right)$  sind hierbei das tägliche Mittel und die Standardabweichung. Die Obergrenze wurde trotz der höheren zeitlichen Auflösung von 5 min statt 10 min aus Journée und Bertrand (2011) übernommen und in empirischen Tests nie überschritten.

## 5.4.2 Anlagenübergreifende Analyse

Einige Zweifel an der Qualität der PV-Leistung lassen sich erst im Vergleich mit anderen Anlagen ausräumen. Aus diesem Grund werden nachfolgend drei verschiedene anlagenübergreifende Analysen vorgestellt. In diese Analysen werden alle PV-Anlagen einer Region (Freiburg oder Canberra) eingebunden. In noch größeren Regionen sollte jedoch vorab eine distanzbasierte Auswahl erfolgen.

### 5.4.2.1 Wolkenverstärkungseffekte

Wolkenverstärkungseffekte werden durch Reflektion der eintreffenden Strahlung an den Seiten von konvektiven Wolken oder an dünnen Wolken in großen Höhen verursacht und sind ein sehr gutes Beispiel, an dem der anlagenübergreifende Ansatz vorgestellt werden kann. Analysen zei-

---

<sup>7</sup> Siehe hierzu auch Abschnitt 4.2.

gen hierbei, dass diese zu Überschreitungen der Clear Sky Strahlung von über 50 % führen können und zwischen 20 und 140 s andauern (Schade et al., 2007; Pfister et al., 2003). Hohe relative Verstärkungen sind dabei vor allem bei geringeren Sonnenhöhen zu beobachten. In Engerer und Mills (2015) und Luoma et al. (2012) wird berichtet, wie wichtig die Berücksichtigung dieser Effekte in hochaufgelösten Strahlungs- und Leistungsdaten ist. Simulationsergebnisse in Zehner et al. (2011) deuten darauf hin, dass Wolkenverstärkungseffekte kurzzeitig bis zu 30 % höhere Leistungswerte in PV-Modulen verursachen können, als sie unter Standardtestbedingungen auftreten. In Abhängigkeit der Dimensionierung von Modulen und Wechselrichtern fällt die Erhöhung der Einspeiseleistung jedoch geringer aus.

Um Wolkenverstärkungseffekten von den Grenzwertverletzungen in Abschnitt 5.4.1.3 zu unterscheiden, wird nachfolgend ein dreistufiges Vorgehen präsentiert. Zunächst wird mittels (5.8) überprüft, welche Zeitschritte den Grenzwert überschreiten. In einem zweiten Schritt wird die Standardabweichung in einem gleitenden Fenster von jeweils 15 min berechnet und Wolkenverstärkungseffekte identifiziert, wenn

$$\sigma_{15 \text{ min}} > 0.05. \quad (5.10)$$

Leistungsdaten welche die beiden obigen Schwellenwerte überschreiten werden allerdings nur dann als Wolkenverstärkungseffekte anerkannt, wenn sie auch von anderen Anlagen berichtet werden. Drittens wird daher in einem gleitenden Zeitfenster von einer Stunde überprüft, ob auch andere Anlagen die Schwellenwerte überschreiten. Werden in mindestens 1 % aller Datenpunkte im Zeitfenster einer Stunde Wolkenverstärkungseffekte detektiert, gilt das Kriterium schließlich als erfüllt. Dieser Schwellenwert bedeutet, dass ungefähr 5-6 Wolkenverstärkungseffekte innerhalb einer Stunde von unterschiedlichen Anlagen berichtet werden müssen.

### 5.4.2.2 Fluktuierende Leistung

Bereits in Abschnitt 5.4.1.4 wird die Varianz einzelner Anlagendaten überprüft. Im Vergleich mit anderen Anlagen kann jedoch präziser ermittelt werden, ob die beobachtete Varianz in Übereinstimmung mit lokalen meteorologischen Bedingungen auftritt. In Canberra (nicht aber in Freiburg) werden große Fluktuationen in den Leistungsdaten mehrerer PV-Anlagen beobachtet. Beispielhaft sind diese in Abb. 5.2a dargestellt. Diese extremen Schwankungen werden durch einen fehlerhaften Datenlogger verursacht und schwanken zwischen Minimal- und Maximalwerten stetig auf und ab.

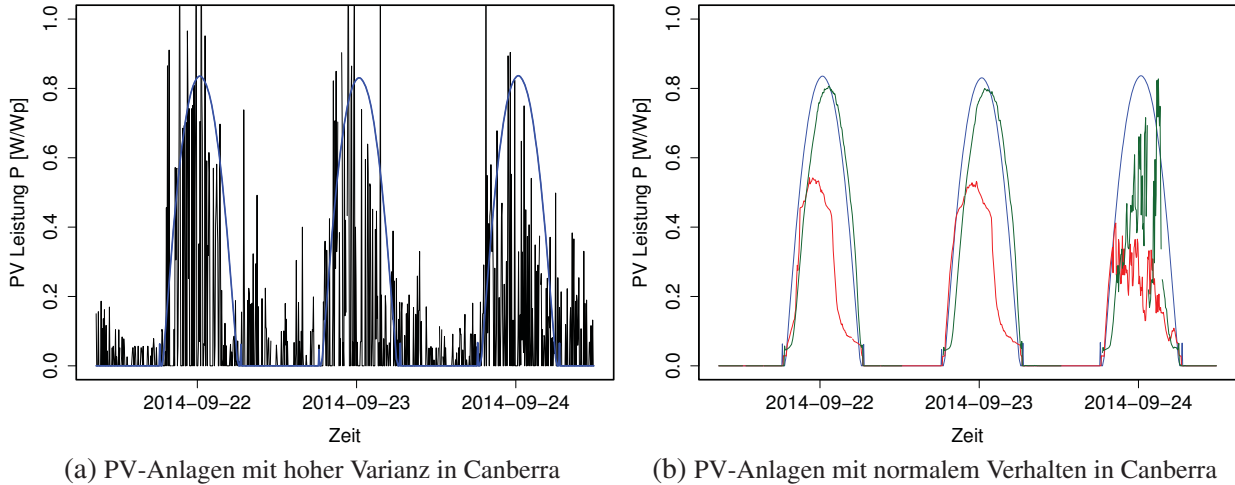


Abb. 5.2: a) Eine sehr hohe Fluktuation der PV-Leistung (schwarz) einer Anlage in Canberra im Jahr 2014 zusammen mit der simulierten Clear Sky Leistungskurve (blau).  
 b) Zwei weiteren Anlagen in Canberra (rot und grün) zeigen ein normales Verhalten im selben Zeitraum. Zudem ist die Clear Sky Leistungskurve der Anlagen aus a) in blau hinterlegt. Der direkte Vergleich zeigt ein auffälliges Verhalten der Anlage aus a), welches nicht durch schwankende meteorologische Bedingungen in diesem Zeitraum erklärt werden kann und mit dem Testkriterium in (5.11) aufgedeckt wird.

Während Fluktuationen in der Nacht durch das Kriterium aus Abschnitt 5.4.1.1 detektiert werden, bleiben die Tageswerte bei den bereits vorgestellten Testbedingungen möglicherweise unerkant. Zwei andere PV-Anlagen hingegen weisen im selben Zeitraum ein völlig normales Verhalten in Abb. 5.2b auf und stellen damit eine wichtige Grundlage dar, um fehlerhaften Fluktuationen in Abb. 5.2a aufzudecken.

Grundlage für eine Detektion ist die Varianz der einzelnen Anlagen in einem gleitenden Zeitfenster zu analysieren und miteinander zu vergleichen. Folglich wird zunächst die Varianz  $\sigma_{ij}^2$  in einem gleitenden Zeitfenster über 5 Zeitschritte (25 Minuten) für jede Anlage  $j$  und dem Zeitpunkt  $i$  berechnet. In einem zweiten Schritt wird dann der Mittelwert der Varianz  $\overline{\sigma_i^2}$  anlagenübergreifend berechnet. Zudem kann anlagenübergreifend die Standardabweichung  $\sigma_i$  durch die Wurzel aus der Varianz abgeleitet werden. Die Fluktuation einer Anlage  $j$  zum Zeitpunkt  $i$  gilt als unkritisch, wenn

$$\sigma_{ij}^2 < \overline{\sigma_i^2} + t \cdot \sqrt{\overline{\sigma_i^2}}. \tag{5.11}$$

Empirische Erfahrungen zeigen, dass ein Schwellenwert von  $t = 3$  extreme und willkürliche Fluktuationen sehr gut filtern kann.

### 5.4.2.3 Benchmarking

Die beiden vorausgegangenen Tests sind auf Zeitfenster von maximal einer Stunde beschränkt. Längere Analysen wie etwa beim energetischen Tagesquotienten in Abschnitt 5.4.1.2 eröffnen weitere interessante Filtermethoden. Die Motivation für ein Benchmark-Kriterium ist die Erfahrung, dass in einigen Zeitreihen immer wieder längere Abschnitte mit stark verminderter PV-Leistung auftreten. Solche Zeiträume sollen durch den Vergleich mit anderen Anlagen detektiert werden.

Hierfür wird ein gleitendes Mittel über 10 Tage für den energetischen Tagesquotienten  $r_{de}$  aus (5.6) berechnet. Daraus wird anlagenübergreifend ein Mittelwert gebildet. Weicht das 10-tägige Mittel  $\overline{r_{de,ij}}$  einer Anlage  $j$  zu einem Zeitpunkt  $i$  vom anlagenübergreifenden Mittel  $\overline{r_{de,i}}$  um mehr als 0.2 (in beide Richtungen) ab, wird die betroffene Zeitreihe als auffällig markiert.

$$|\overline{r_{de,ij}} - \overline{r_{de,i}}| < 0.2. \quad (5.12)$$

## 5.5 Ergebnisse und Diskussion zur Parametrierung und Qualitätskontrolle

In den nachfolgenden Abschnitten wird zunächst die Parametrierung der Stammdaten in Abschnitt 5.5.1 und dann die QKPV Routine für die Region Freiburg in Abschnitt 5.5.2 evaluiert. Abschließend findet eine kritische Würdigung der entwickelten Methode in Abschnitt 5.5.3 statt und es werden einige vielversprechende zukünftige Entwicklungsschritte skizziert. Da für die Bestimmung der statistischen Clear Sky Kurve aus Abschnitt 5.3.1 ein Vorlauf von 30 Tagen nötig ist und das Jahr 2010 damit nicht vollständig analysiert werden könnte, beschränkt sich die Diskussion der Ergebnisse auf die Jahre 2011 bis 2014. Die Berechnung der Clear Sky Kurve beginnt hierfür im Dezember 2010.

### 5.5.1 Evaluation der Parametrierung

Abb. 5.3 zeigt die Ergebnisse der Parametrierung von 45 PV-Anlagen in den Jahren 2011 bis 2014. Der Farbverlauf ist ein Indiz für die Wahrscheinlichkeit des Auftretens. Sowohl das 25., 50. und 75. Perzentil sind durch rote Linien gekennzeichnet.

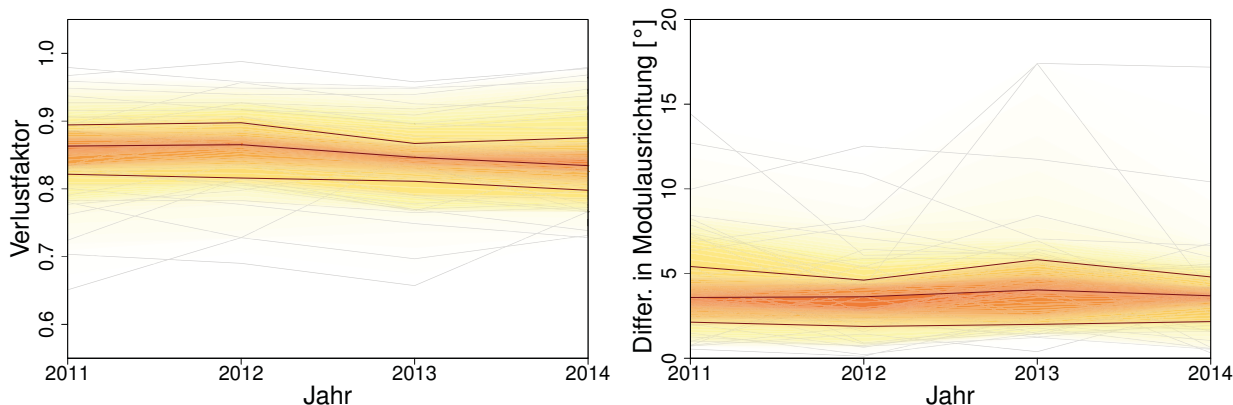
Der Verlustfaktor  $VF$  verbleibt für das 25. und 75. Perzentil stets in einem Bereich zwischen 0.8 und 0.9 (Abb. 5.3a). Insgesamt gibt es nur wenig Fluktuation zwischen den Jahren und PV-Anlagen. Sehr auffällig ist jedoch ein kontinuierlicher Rückgang des Verlustfaktors, welcher

Tab. 5.2: Die QKPV Routine wendet verschiedene anlagenspezifische (AS) und anlagenübergreifende (AÜ) Testkriterien an. Detaillierte Erläuterungen hierzu sind in diesem Kapitel gegeben. Die Nachtwerte sind auf den Zeitraum mit  $\theta_z > 95^\circ$  beschränkt. Alle anderen Testkriterien gelten hingegen für  $\theta_z < 95^\circ$ , falls nicht anders gekennzeichnet. Außerdem sind die beiden Kriterien „Maximalwerte von  $k_{pv}$ “ und „Wolkenverstärkungseffekte“ miteinander verknüpft. Folglich wird die PV-Leistung nur dann als potentiell kritisch markiert, wenn  $k_{pv} > 1.05$  erfüllt ist und keine Wolkenverstärkungseffekte in anderen Anlagen berichtet werden. Alle Testkriterien sind so formuliert, dass Daten welche sie verletzen, als potentiell kritisch markiert werden.

Bezeichnung	Beschreibung	Kriterium
AS: Obergrenze	Vergleich der PV-Leistung mit der extraterrestrischen Strahlung	$P_{meas} < 1.5 \cdot I_{oh} \cdot \cos^{1.2} \theta$ $\wedge \theta < 85^\circ$
AS: Untergrenze	Untergrenze der PV-Leistung für Tageswerte	$P_{meas} > 0$
AS: Nachtwerte	Begrenzung der PV-Leistung in der Nacht auf 0-Werte	$P_{meas} = 0 \wedge \theta_z > 95^\circ$
AS: Energ. Tagesq.	Tage mit einem niedrigen Energiewert werden detektiert	$\frac{\sum_{t=1}^T P_{meas}}{\sum_{t=1}^T P_{sim,cs}} > 0.05$
AS: Max. von $k_{pv}$	Obergrenze der PV-Leistung, ausgedrückt in $k_{pv}$	$k_{pv} < 1.05 \wedge \theta_z, \theta < 85^\circ$
AS: Persistenz	Überprüft die Variabilität von $P_{meas}$ innerhalb festgelegter Grenzwerte	$\frac{1}{8} \left( \frac{P_{meas}}{I_{oh}} \right) \leq \sigma \left( \frac{P_{meas}}{I_{oh}} \right) \leq 0.35$
AÜ: Wolkenverst.	Prüft ob Wolkenverstärkungseffekte in verschiedenen Anlagen auftreten	Details hierzu in Abschnitt 5.4.2.1
AÜ: Flukt. Leist.	Prüft ob eine hohe Fluktuation der PV-Leistung anlagenübergreifend auftritt	$\sigma_{ij}^2 < \sigma_i^2 + t \cdot \sqrt{\sigma_i^2}$
AÜ: Benchmarking	In einer mehrtägigen Analyse werden Abweichungen durchschnittlicher Leistungswerte detektiert	$ \overline{r_{de,ij}} - \overline{r_{de,i}}  < 0.2$

auch als Maßstab für die Effizienz einer PV-Anlage gesehen werden kann. Offensichtlich nimmt die Effizienz der PV-Anlagen zwischen 2011 und 2014 mit durchschnittlich 0.5% pro Jahr ab. Dieser Rückgang stimmt exakt mit der in Jordan und Kurtz (2013) und Müller et al. (2016) berichteten Degradation von PV-Anlagen überein. Diese Beobachtung unterstreicht die Qualität der Parametrierung, die offenbar präzise genug ist, um selbst kleine Veränderungen zu detektieren. Der Verlustfaktor  $VF$  scheint darüber hinaus ein sehr guter Indikator für Ineffizienzen in einer PV-Anlage zu sein und kann daher im Hochrechnungsverfahren zur Kalibrierung von Anlagen eingesetzt werden.

In Abb. 5.3b ist die Differenz zwischen dem Normalenvektor der gegebenen und simulierten Modulausrichtung abgetragen. Abgesehen von einigen kleinen Ausreißern, welche maßgeblich

(a) Verlustfaktor  $VF$  im Verlauf der Jahre

(b) Untersch. im Normalenvektor der Modulausrichtung

Abb. 5.3: (a) zeigt den Verlustfaktor  $VF$  und (b) den Unterschied im Normalenvektor der gegebenen und simulierten Modulausrichtung für alle 45 Anlagen im Verlauf der vier unabhängig voneinander analysierten Jahre 2011-2014. Jede Anlage ist durch eine graue Linie abgebildet. Zudem sind das 25., 50. und 75. Perzentil als rote Linien eingezeichnet. Der Farbverlauf von weiß nach orange spiegelt die Wahrscheinlichkeit des Auftretens wider.

durch größere Lücken in den PV-Leistungsdaten erzeugt werden, bleibt die Präzision der Parametrierung in einem engen Bereich. Diese Ergebnisse waren zudem Anlass, die in Tab. 3.1 angegebenen Azimutwinkel kritisch anhand von Satellitenbildern zu überprüfen. Dabei konnten einige Ungenauigkeiten korrigiert werden, welche durch die in diesem Kapitel vorgestellte Parametrierung korrekt ermittelt werden. Tatsächlich ist es für einen Installateur trotz großer Sorgfalt nicht immer ganz einfach den korrekten Azimutwinkel zu ermitteln, da Kompassmessungen durch Blitzableiter und andere elektromagnetische Quellen verfälscht werden können. Bei Neigungswinkeln ist eine solche Nachprüfung leider nicht möglich, aber auch hier sollte mit kleinen Ungenauigkeiten gerechnet werden. Insgesamt muss daher bei der gegebenen Modulausrichtung von kleinen Unsicherheiten ausgegangen werden, sodass eine durchschnittliche Differenz von rund  $4^\circ$  ein sehr guter Wert der simulativen Parametrierung ist.

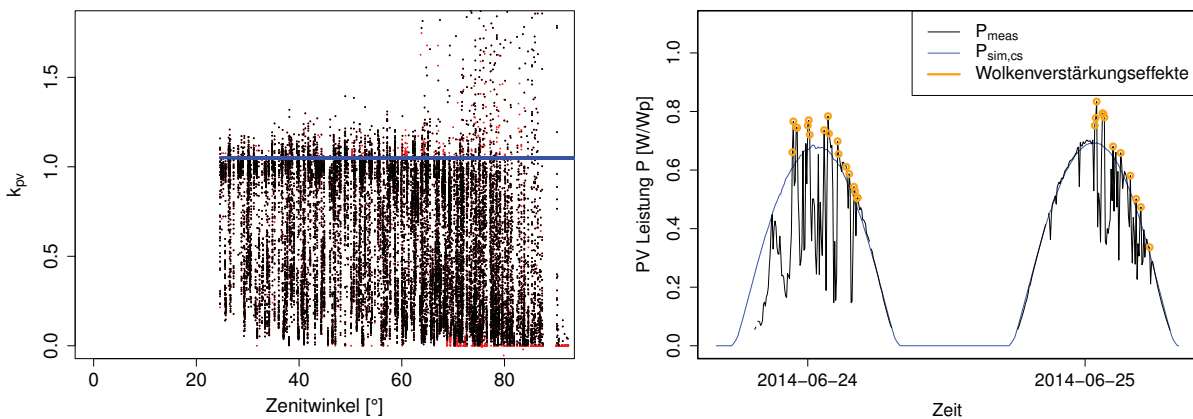
Eine weitere Analyse hat den Einfluss der Distanz zwischen der Temperaturmessung an der Wetterstation und den Anlagenstandorten auf die Präzision der Parametrierung untersucht. Hierbei wurde ein Korrelationskoeffizient  $\tau$  von  $0.07 - 0.22$  für den Zeitraum 2011-2014 ermittelt der somit nur einen äußerst schwachen Zusammenhang belegt. Daraus kann geschlossen werden, dass ein exakter Wert der Umgebungstemperatur  $T_{amb}$  von untergeordneter Bedeutung ist. Es ist daher vorstellbar, dass dieser etwa durch einen Wert aus einem numerischen Wettermodell oder gar aus langjährigen klimatologischen Erhebungen ersetzt werden kann, sofern keine lokalen Messungen vorhanden sind.



### 5.5.2 Evaluation der QKPV Routine

Die Parametrierung der Modulausrichtung und des Verlustfaktors ermöglichen eine präzise Simulation der Clear Sky Leistung  $P_{sim,cs}$ . Da  $P_{sim,cs}$  das anlagenspezifische Potential bei einem wolkenfreien Himmel beschreibt, kann es in Tests als Obergrenze oder Referenzwert eingesetzt werden. Durch die QKPV Routine können damit ungewöhnliche Leistungswerte zuverlässig detektiert und markiert werden. Generell ist die Routine so ausgelegt, dass die Schwellenwerte je nach Anwendungsfall und zeitlicher Auflösung angepasst werden können.

In Abb. 5.4 werden einige Ergebnisse der QKPV Routine vorgestellt. Abb. 5.4a zeigt eine zufällige Auswahl von  $k_{pv}$  Werten als Funktion des Zenitwinkels  $\theta_Z$ . Die Rohdaten sind hierbei in schwarz und durch die Testkriterien markierten Daten in rot abgebildet. Rot markierte Datenpunkte konzentrieren sich hierbei auf kleine  $k_{pv}$  Werte und hohe Zenitwinkel. Viele Punkte, welche die Obergrenze (blaue Linie) von 1.05 überschreiten, sind nicht markiert, da Wolkenverstärkungseffekte von anderen Anlagen berichtet wurden. Ein Beispiel für Wolkenverstärkungseffekte ist zudem in Abb. 5.4b gegeben und zeigt die simulierte Clear Sky Leistung  $P_{sim,cs}$  zusammen mit den gemessenen Leistungswerten  $P_{meas}$ .



(a) Rohdaten (schwarz) und markierte Daten (rot)

(b) Wolkenverstärkungseffekte bei Anlage 44

Abb. 5.4: a) Rohdaten (schwarz) und markierte Daten (rot) basierend auf den berechneten  $k_{pv}$  Werten in Abhängigkeit des Zenitwinkels der Sonne  $\theta_Z$  für eine zufällige Auswahl von Daten des Jahres 2014. Die blaue Linie steht für die Obergrenze von  $k_{pv}$  mit 1.05. Nicht markiert sind oberhalb dieser Grenzlinie nur Werte, bei denen Wolkenverstärkungseffekte vermutet werden. Markiert werden zudem zahlreiche Werte mit sehr kleinen  $k_{pv}$  Werten und großen Zenitwinkeln. Anmerkung: Aufgrund der Vielzahl von Datenpunkten wurden aus Darstellungsgründen zufällig 1/90 aller Werte ausgewählt und visualisiert  
 b) Wolkenverstärkungseffekte bei Anlage 44, die mit der Methodik aus Abschnitt 5.4.2 identifiziert wurden.

Tab. 5.3: Relativer Anteil der Datenpunkte, welche durch eines der Testkriterien markiert wurden. Hierbei wurden zunächst alle anlagenspezifischen und dann die anlagenübergreifenden Analysen durchgeführt. Die einzelnen Tests sind teilweise auf unterschiedliche Tageszeiten beschränkt und Details hierzu in Tab. 5.2 genannt. Des Weiteren hängen die Tests „Maximalwerte von  $k_{pv}$ “ und „Wolkenverstärkungseffekte“, wie in Abschnitt 5.4.2.1 beschrieben, voneinander ab. Der relative Anteil ist aus einer Gesamtzahl aus rund 4.7 Millionen Datenpunkten pro Jahr berechnet. Außerdem ist die durch die Tests betroffene Energiemenge dargestellt.

Test	2011	2012	2013	2014
Obergrenze	0.02	0.02	0.02	0.02
Untergrenze	0.02	0.02	0.06	0.02
Nachtwerte	0.82	0.99	0.80	0.12
Energetischer Tagesquotient	2.37	1.82	3.38	2.18
Maximalwerte von $k_{pv}$	1.19	0.86	0.77	0.78
Persistenz	0.00	0.00	0.00	0.00
Wolkenverstärkungseffekte	1.94	1.87	2.02	1.98
Fluktuierende Leistung	0.00	0.00	0.00	0.00
Benchmarking	1.45	0.67	0.40	0.43
Energiemenge markiert	6.34	4.45	3.64	3.25

Eine Übersicht über die durch die QKPV Routine markierten Leistungsdaten ist in Tab. 5.3 gegeben und wird durch zwei Fallbeispiele in Abb. 5.5 ergänzt. Tab. 5.3 zeigt viele Datenpunkte (ca. 1.8 – 3.4%), die aufgrund eines niedrigen energetischen Tagesquotienten  $r_{de}$  markiert wurden. Diese Ereignisse treten vornehmlich in den Wintermonaten auf und sind in vielen Fällen eine direkte Folge schneebedeckter Module. Abb. 5.5b zeigt die gemessene Leistung  $P_{meas}$ , welche an zwei aufeinander folgenden Tagen im Januar 2011 aufgrund eines niedrigen energetischen Tagesquotienten  $r_{de}$  markiert wurde. Im selben Zeitraum stieg die Umgebungstemperatur  $T_{amb}$  von  $-5^{\circ}C$  auf  $15^{\circ}C$  an, was potentiell zur Schneeschmelze verbunden mit dem Leistungsanstieg am dritten Tag geführt hat.

Ein Anteil von rund 0.8 – 1.2% der Daten wurde wegen Überschreitung des maximalen  $k_{pv}$  Wertes von 1.05 markiert und fällt nicht mit Wolkenverstärkungseffekten (ca. 1.9 – 2.0% aller Zeitschritte) zusammen. Diese Ereignisse treten vornehmlich bei hohen, aber auch einigen niedrigen Leistungswerten auf (siehe Abb. 5.5a). Letztere sind, wie in Abb. 5.4a skizziert, mit einem hohen Zenitwinkel ( $\theta_Z > 75^{\circ}$ ) verbunden. Eine präzise Berechnung von  $k_{pv}$  ist bei solch

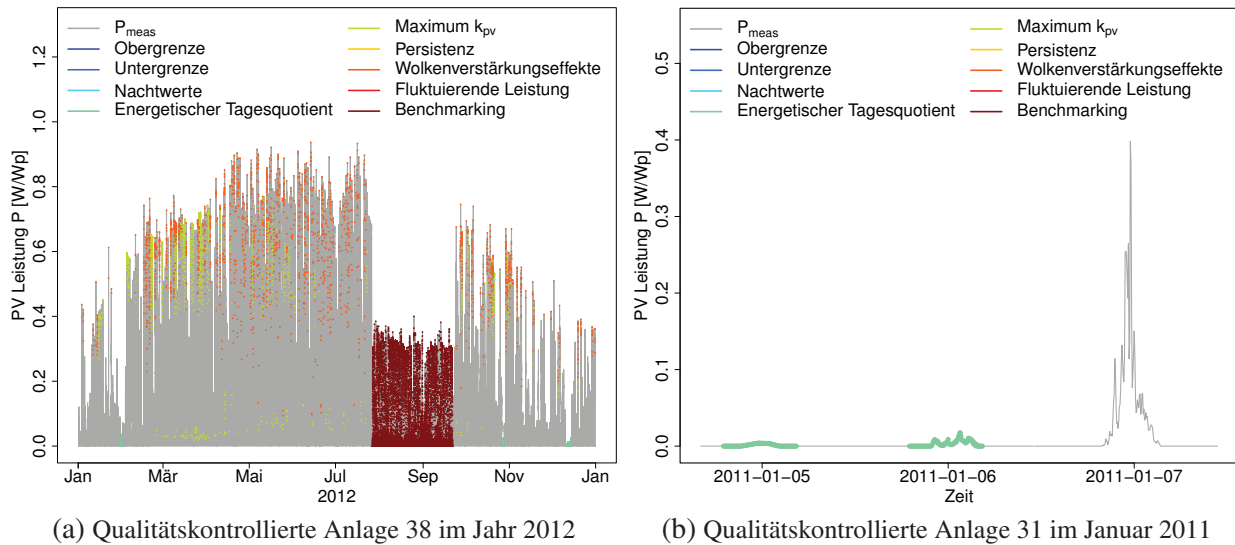


Abb. 5.5: Der Verlauf der PV-Leistung  $P_{meas}$  als graue Linie zusammen mit den Zeitpunkten, welche durch eines der verschiedenen Testkriterien der QKPV Routine aus Tab. 5.2 markiert wurden.

hohen Zenitwinkeln (siehe Abschnitt 5.4.1.3) erschwert<sup>8</sup> und wurde bereits in Engerer und Mills (2015) diskutiert. Die Festlegung des Schwellenwertes aus Abschnitt 5.4.2.1 auf 1% hat große Auswirkungen auf den relativen Anteil der beiden voneinander abhängigen Testkriterien. Eine Erhöhung auf 5% hat zur Folge, dass der relative Anteil der Wolkenverstärkungseffekte auf 1% sinkt, während der Anteil der kritischen  $k_{pv}$  Werte dann auf ca. 2% steigt.

Abb. 5.5a ist zudem ein gutes Beispiel für Zeitschritte, die durch das Benchmarking-Kriterium markiert werden können. Für einen Zeitraum von ca. zwei Monaten im Spätsommer 2012 weist die in dieser Abbildung dargestellte PV-Anlage 39 einen ungewöhnlichen Rückgang in der Leistung auf. Insgesamt treten ähnliche Fälle in rund 0.4 – 1.4% aller Zeitpunkte auf.

Darüber hinaus treten in ca. 0.1 – 1.0% aller Zeitpunkte Leistungswerte in den Nachtstunden auf, die von 0 abweichen. Wenige Zeitpunkte weisen zudem Grenzwertverletzungen der oberen und unteren Schwellenwerte auf. Fluktuierende Leistungsdaten und Daten, welche das Persistenz-Kriterium nicht erfüllen, wurden im Freiburger Datensatz nicht gefunden und nur in Canberra beobachtet. Insgesamt wurden durch die verschiedenen Testkriterien rund 3.3 – 6.2% der energetischen Erzeugung markiert. Ausgenommen hiervon sind Wolkenverstärkungseffekte, die nur in Kombination mit dem Kriterium „Maximalwerte von  $k_{pv}$ “ verwendet werden.

<sup>8</sup> Selbst kleinste zeitliche Ungenauigkeiten und eine daraus folgende Unterschätzung von  $P_{sim,cs}$  können zu unrealistisch hohen  $k_{pv}$  Werten führen.

### 5.5.3 Kritische Auseinandersetzung und zukünftige Entwicklungen

Das übergeordnete Ziel in diesem Kapitel besteht darin, einen ganzheitlichen Ansatz zu entwickeln, der sowohl die Stammdaten parametriert als auch eine QKPV Routine anwendet. Bei der Konzeption dieses Verfahrens wurde darauf geachtet, dass der Algorithmus eine robuste Struktur aufweist und nur wenige modellexogene Parameter benötigt. Gegenüber zahlreichen anderen Ansätzen aus der Literatur werden aufwendige und lokal nur selten vorhandene Strahlungsmessungen durch die simulierte Clear Sky Strahlung ersetzt. Der einzige weiterhin benötigte meteorologische Parameter ist die Umgebungstemperatur  $T_{amb}$ , die aber auch aus numerischen Wettermodellen oder klimatologischen Daten erschlossen werden kann (siehe Abschnitt 5.5.1). Mögliche Modellerweiterungen wurden in der Parametrierung stets vor ihrem Einfluss auf die Genauigkeit des Verfahrens ausgewählt. Hierbei hat sich etwa gezeigt, dass die Berücksichtigung von Reflektionen der Direktstrahlung an der Moduloberfläche (Yang et al., 2014) zu keiner Verbesserung bei der Bestimmung der Modulorientierung führt. Zudem wird die ohnehin fast vernachlässigbare reflektierte Strahlungskomponente nicht einbezogen. Darüber hinaus wurden während der Entwicklung zahlreiche Kombinationen aus Modellparametern und Schwellenwerten empirisch getestet. Die finale Festlegung dieser Modellparameter und Schwellenwerte wurde so gewählt, dass keine unrechtmäßige Markierung durch die Filterkriterien erfolgt.

Motiviert durch die Erfahrungen in der Entwicklung, konnten einige vielversprechende methodische Weiterentwicklungen identifiziert werden, die nachfolgend vorgestellt werden.

1. **Ausgleich zyklischer Reduktionen:** Viele PV-Anlagen unterliegen zyklischen Einflüssen wie einer wiederkehrenden Verschattung oder jahreszeitabhängigen Unterschieden. Anders als die durch den Verlustfaktor  $VF$  berücksichtigten leistungsmindernden Einflüsse betreffen diese zyklischen Reduktionen einzelne Zeitpunkte unterschiedlich stark. Erste Ergebnisse aus (Engerer, 2015a) zeigen, wie durch die 30-tägige Analyse des 90. Perzentils von  $k_{pv}$  solche Ereignisse nicht nur identifiziert, sondern auch simulativ ausgeglichen werden können. Diese auch als Tuning bezeichnete Idee wird daher in Killinger et al. (2017a) aufgegriffen und weiterentwickelt. Die kombinierte Anwendung der in der vorliegenden Arbeit entwickelten QKPV Routine zusammen mit der Methodik aus Killinger et al. (2017a) verbessert die Hochrechnung für eine Testregion in Canberra, Australien signifikant. Der  $RMSE_{rel}$  fällt von 46.5% auf 21.9% und der Korrelationskoeffizient  $\tau$  erhöht sich von 0.767 auf 0.919. Speziell in einer Hochrechnung kann damit die Repräsentativität von Referenzanlagen deutlich erhöht werden.
2. **NLS Lösungsalgorithmus erweitern:** Verschiedene Varianten des NLS Lösungsalgorithmus zeigen, dass dieser nicht nur in der Lage ist die Modulausrichtung, definiert durch

$\alpha$  und  $\beta$  sowie den Verlustfaktor  $VF$ , zu bestimmen, sondern auch die Modellkoeffizienten  $l_0 - l_5$ . Die Präzision bleibt dabei vergleichbar zu den Ergebnissen aus Abb. 5.3b. Der Verlustfaktor  $VF$  wird bei diesem Ansatz überflüssig und wird in der Bestimmung der Modellkoeffizienten  $l_0 - l_5$  bereits berücksichtigt. Eine anlagenspezifische Parametrierung des PV-Modells ist generell äußerst vielversprechend, offenbart aber einige Herausforderungen. Ein großes Problem der extrahierten Clear Sky PV-Leistung  $P_{meas,cs}$ , welche in der Parametrierung verwendet wird, ist, dass diese eben nur einen kleinen Ausschnitt aller Leistungsdaten repräsentiert. Als Folge sind damit parametrierte quadratische PV-Modelle häufig nicht in der Lage den Einfluss der Temperatur oder den Zusammenhang zwischen kleinen Strahlungs- und Leistungswerten korrekt wiederzugeben. Ein möglicher Ausweg könnte darin bestehen, gezielt für die Bestimmung der Modellkoeffizienten  $l_0 - l_5$  weitere Leistungswerte zuzulassen oder entsprechende Unter- und Obergrenzen für die Koeffizienten einzuführen.

- 3. Iteration zwischen Parametrierung und QKPV Routine einführen:** Bei der Entwicklung des NLS Lösungsalgorithmus wurde dieser anhand zahlreicher simulierter PV-Profile mit Neigungswinkeln zwischen  $0^\circ$  und  $75^\circ$  sowie Azimutwinkeln von Ost bis West getestet. Der Lösungsalgorithmus erreichte bei diesen Profilen eine Genauigkeit von ungefähr  $1^\circ$ . In der Realität ist der Zusammenhang zwischen Temperatur, Strahlung und Leistung komplexer und von weiteren Einflussfaktoren überlagert, sodass die Genauigkeit in Abb. 5.3b auf durchschnittlich  $4^\circ$  gesunken ist. Eine Iteration zwischen der Parametrierung und QKPV Routine könnte den Einfluss unbekannter Einflussfaktoren reduzieren, indem lediglich vorausgewählte Zeitschritte in der Parametrierung verwendet werden. Eine solche Iteration und mehrfache Modellkopplung muss jedoch sehr behutsam umgesetzt werden, um unerwünschte Komplikationen zu vermeiden. Ein wertvolles Feedback hierbei kann die Anzahl der durch die Fehlerkriterien aus der QKPV Routine markierten Zeitschritte bieten, da diese durch eine falsch gewählte Parametrierung auch unerwartet hoch ansteigen kann.
- 4. Feinere Filterkriterien und Schwellenwerte einführen:** Eine interessante Erweiterung der Filterkriterien kann durch eine feinere Differenzierung der Schwellenwerte oder der Zenitwinkel  $\theta_Z$  und Einfallswinkel  $\theta$  erreicht werden. Wird diese Differenzierung mit einem Indikator verknüpft, kann in Abhängigkeit von diesem Kriterium dann der Datensatz unterschiedlich streng gefiltert werden.
- 5. Umgang mit markierten Leistungsdaten:** In der vorgestellten QKPV Routine werden  $P_{meas}$  Werte ausschließlich durch die einzelnen Filterkriterien markiert. Je nach Anwendungsfall muss jedoch über Strategien nachgedacht werden, wie mit diesen markierten

Datenpunkten umgegangen wird. Alternativ zu einer bloßen Markierung können auffällige Werte wie in Peppanen et al. (2016) gelöscht oder ersetzt werden. Weitere Forschungsarbeit ist nötig, um ein solches Vorgehen zu entwickeln und zudem zwischen Messfehlern und ungewöhnlichem Anlagenverhalten zu unterscheiden.

6. **Überprüfung genereller Annahmen:** In Abschnitt 5.1.3 sind zentrale Annahmen genannt, die als Grundlage im vorgestellten Ansatz vorausgesetzt werden. Weiterentwicklungen der Parametrierung und der QKPV Routine hingegen sollen auch solche zentrale Annahmen wie etwa die installierte Leistung oder gegebenen Zeitstempel überprüfen und falls nötig korrigieren.

### 5.6 Zusammenfassung der Parametrierung und Qualitätskontrolle

In diesem Kapitel wird ein in der vorliegenden Arbeit entwickelter zweistufiger Ansatz zur Parametrierung und Qualitätskontrolle der PV-Leistung vorgestellt. Die in Abschnitt 5.3 beschriebene Parametrierung nutzt wolkenlose (Clear Sky) Abschnitte der PV-Leistung in einem NLS Lösungsalgorithmus zur Bestimmung der Modulausrichtung und eines Verlustfaktors. Die Modulausrichtung wird in einem weiteren Schritt mit dem Verlustfaktor verwendet, um die anlagenspezifische Leistung unter Clear Sky Bedingungen zu simulieren. Aus dieser und der gemessenen Leistung kann der Klarheitsindex der PV-Leistung  $k_{pv}$  berechnet werden, der bei zahlreichen Analysen in der Qualitätskontrolle eingesetzt wird. Die Qualitätskontrolle der PV-Leistung erfolgt anhand von sechs anlagenspezifischen und drei anlagenübergreifenden Tests in Abschnitt 5.4.

Die Parametrierung lässt sich anhand der Angaben zur Modulausrichtung überprüfen und zeigt eine hohe Übereinstimmung von durchschnittlich rund  $4^\circ$ . Der Verlustfaktor  $VF$  ist ein gutes Maß für die Effizienz bei der Umwandlung der eintreffenden Strahlung in die PV-Leistung. Im Verlauf der Jahre wird ein Rückgang von  $0.5\%$  pro Jahr festgestellt, was sehr gut mit Literaturwerten zur Degradation übereinstimmt und damit die hohe Genauigkeit des Verfahrens unterstreicht.

Durch die Qualitätskontrolle selbst können Messfehler und ungewöhnliche Leistungswerte zuverlässig detektiert werden. Je nach Anwendungsfall kann dann darüber entschieden werden, wie mit diesen Werten umgegangen werden soll. Insgesamt wurden durch die verschiedenen Testkriterien rund  $3.3 - 6.2\%$  der energetischen Erzeugung in den Jahren 2011-2014 markiert. In Abschnitt 5.5.3 erfolgt eine kritische Auseinandersetzung mit dem gesamten Verfahren und es werden vielversprechende zukünftige Entwicklungsschritte vorgestellt.



## 6 Parametrierung, Interpolation und Kalibrierung in der Hochrechnung

In den vorigen Kapiteln werden zentrale Module beschrieben, die für die in Abschnitt 1.3 definierte Struktur wichtig sind. Hierzu zählt die in Kapitel 3 beschriebene Simulation der PV-Leistung, welche Grundlage für die in Kapitel 4 entwickelte Invertierung ist. In Kapitel 5 wird zudem ein Ansatz zur Kalibrierung der PV-Leistung von Referenzanlagen mittels eines Verlustfaktors  $VF$  vorgestellt. Ein Blick auf Abb. 1.1 offenbart aber auch, dass noch wichtige Modellteile fehlen, welche in diesem Kapitel behandelt werden:

- Parametrierung von Zielanlagen in Abschnitt 6.1
- Zeitliche Interpolation in Abschnitt 6.2
- Räumliche Interpolation in Abschnitt 6.3
- Kalibrierung von Zielanlagen in Abschnitt 6.4

Das Kapitel schließt mit einer kurzen Zusammenfassung in Abschnitt 6.5.

### 6.1 Parametrierung von Zielanlagen<sup>1</sup>

Wie die Auswertung in Abschnitt 4.4 zeigt, kann die Berücksichtigung der Modulorientierung zu großen Verbesserungen führen. Diese ist für die im EEG-Anlagenregister (DGS, 2015) verzeichneten PV-Anlagen allerdings unbekannt. Digitale Höhenmodelle (Englisch: digital elevation model; DEM) können helfen diese Lücke zu schließen, da die Ausrichtung und Neigung der Dachflächen oftmals hinterlegt ist. Solche Modelle gibt es häufig für einzelne Städte oder ganze Bundesländer.<sup>2</sup> Darüber hinaus wird in Mainzer et al. (2016) und Mainzer et al. (2017) ein universeller Ansatz beschrieben, der Gebäudegrundrisse und Luftbilder analysiert, um die Azimutwinkel von Teildachflächen abzuleiten. Dieser Ansatz kann etwa dann verwendet werden, wenn keine geeigneten DEM zur Verfügung stehen.

---

<sup>1</sup> Die Methodik stellt eine Weiterentwicklung des in Killinger et al. (2015a) vorgestellten Ansatzes dar.

<sup>2</sup> Beispielsweise in Freiburg (Stabsstelle Geodatenmanagement, 2016), Baden Württemberg (LUBW, 2014) oder Bayern (LDBV, 2015).



Zahlreiche Publikationen beschäftigen sich mit dem Potential der Solarenergie auf städtischen Dachflächen oder Landflächen. Häufig werden dabei DEM mit satellitenbasierten Strahlungsdaten oder Wetterdaten aus numerischen Modellen verknüpft und die eintreffende Strahlung auf den Dachflächen und potentiellen PV-Anlagen berechnet. Freitas et al. (2015) gibt einen sehr weitreichenden Überblick über Publikationen mit ganz unterschiedlicher Komplexität. Frühe Ansätze beschränken sich dabei noch auf 2D Visualisierungen (z. B. Rich et al. (1995)), während aktuelle Arbeiten auch komplexere 3D Strukturen (z. B. Hofierka und Kaňuk (2009), Jakubiec und Reinhart (2013), Lukač et al. (2013), Strzalka et al. (2012) und Verso et al. (2015)) und selbst die Strahlung auf vertikalen Fassaden auflösen können (z. B. Fath et al. (2015), Catita et al. (2014) und Redweik et al. (2013)). Große Unterschiede zeigen sich insbesondere in der Modellierung der Strahlung und Verschattung. Einige Publikationen analysieren zudem das Potential größerer Regionen, deren Unterschied mit steigender Größe vornehmlich durch unterschiedliche meteorologische Bedingungen und Geländestrukturen bestimmt wird (Charabi und Gastli, 2011; Huld et al., 2010; Šúri et al., 2007).

Gegenüber den in Abschnitt 2.3 präsentierten Hochrechnungsverfahren unterscheiden sich die aufgezeigten (städtischen) Potentialanalysen durch einen deutlich höheren Detaillierungsgrad. Die sehr hohe Rechenzeit (Fath et al., 2015; Freitas et al., 2015) limitiert die Anwendung in Hochrechnungsverfahren oder Prognosesystemen aktuell jedoch noch. Aus diesem Grund wird in Abschnitt 6.1.1 ein selbst entwickelter Ansatz am Beispiel des Stadtkreises Freiburg vorgestellt, der ein DEM analysiert und zur Parametrierung von PV-Anlagen nutzt. Die Ergebnisse werden zudem in Abschnitt 6.1.2 analysiert.

### 6.1.1 Entwicklung einer GIS-basierten Parametrierung

Gegenüber den vorgestellten wissenschaftlichen Arbeiten zur Potentialermittlung soll die Hochrechnung ausschließlich mit den parametrisierten Anlagen und ohne weitere Verwendung der DEM stattfinden. Damit wird eine kurze Rechenzeit unter Verwendung aller relevanten Informationen aus den DEM gewährleistet. Zur Parametrierung werden nachfolgende Datenquellen aus dem Stadtkreis Freiburg verwendet:

- DEM mit Ausrichtung der Dachflächen von Stabsstelle Geodatenmanagement (2016)
- Stammdaten von 2043 PV-Anlagen von TransnetBW GmbH (2014)
- Gebäudeumrisse von OpenStreetMap contributors (2015)

Um die Dachfläche zu lokalisieren, auf der eine PV-Anlage installiert ist, geht der Algorithmus wie folgt vor:

1. Die Geo-Koordinaten des Standortes werden aus der Anschrift durch eine automatische Anfrage über die API von Google Maps ermittelt.
2. Der nächstgelegene Gebäudeumriss zu diesen Koordinaten wird ausgewählt.
3. Die verfügbaren Dachflächen innerhalb dieses Gebäudes werden nach Größe und Ausrichtung analysiert.
4. Es werden nur Dachflächen selektiert, welche prinzipiell groß genug für die PV-Anlage sind. Hierbei wird konservativ geschätzt, dass pro kWp an installierter Leistung eine Fläche von  $10\text{m}^2$  benötigt wird.
5. Die Dachfläche mit der kleinsten Winkeldifferenz des Normalenvektors zur für Deutschland ertragsoptimierten Ausrichtung nach Süd mit  $30^\circ$  (Šúri et al., 2007) wird ausgewählt.

Generell wird angenommen, dass die Ausrichtung der ausgewählten Dachfläche und die Modulorientierung der PV-Anlage übereinstimmen. Es gibt jedoch zwei Sonderfälle, bei denen zunächst keine Parametrierung ermittelt werden kann:

- Handelt es sich um ein Flachdach, muss davon ausgegangen werden, dass die PV-Anlage aufgeständert ist und somit eine von der Dachfläche unabhängige Orientierung aufweist.
- Der skizzierte Algorithmus kann keine geeignete Dachfläche zu der hinterlegten Anschrift finden.

In beiden Fällen können die bereits erfolgreich parametrierten PV-Anlagen zur Bestimmung einer Häufigkeitsverteilung von Neigungs- und Azimutwinkeln verwendet und eine realistische Ausrichtung damit abgeschätzt werden. Hierbei wird angenommen, dass Neigungs- und Azimutwinkel der bereits parametrierten Anlagen statistisch voneinander abhängig sind. Für die Analyse der Häufigkeitsverteilung wird ein Kerndichteschätzer eingesetzt. Die Neigungs- und Azimutwinkel von PV-Anlagen der beiden Sonderfälle werden dann gemeinsam auf Basis der Häufigkeitsverteilung geschätzt.

### 6.1.2 Analysen zur Parametrierung

Von den 2043 PV-Anlagen im Stadtkreis führt das skizzierte Vorgehen bei 1247 Anlagen direkt zu einer erfolgreichen Parametrierung, welche in Abb. 6.1a dargestellt ist. Weitere 721 Anlagen sind auf Flachdächern installiert und bei 75 konnte keine geeignete Dachfläche lokalisiert werden. Die Modulausrichtung dieser 796 Anlagen wurde somit geschätzt. Das Histogramm für alle 2043 PV-Anlagen ist in Abb. 6.1b visualisiert und zeigt nur marginale Unterschiede gegenüber Abb. 6.1a.

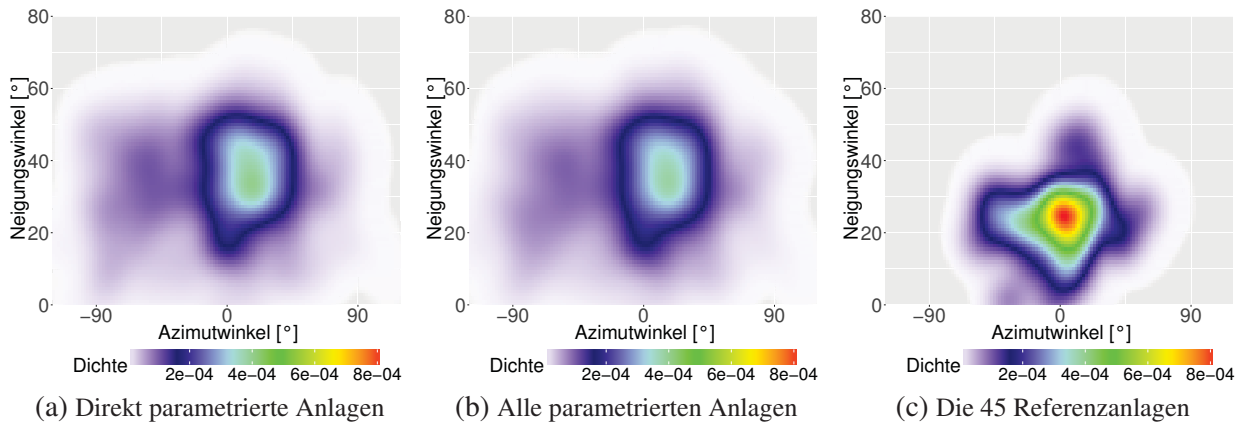


Abb. 6.1: Histogramme der Modulorientierung. In a) sind die 1247 erfolgreich parametrisierten PV-Anlagen abgebildet. In b) sind zusätzlich die auf Basis der Häufigkeitsverteilung von a) parametrisierten Sonderfälle abgebildet. Insgesamt zeigt das Histogramm damit alle 2043 parametrisierten Anlagen. Zum Vergleich ist das Histogramm aller 45 Referenzanlagen aus der Testregion in c) dargestellt.

Zum Vergleich ist zudem das Histogramm der 45 Referenzanlagen aus Abschnitt 3.1.1 in Abb. 6.1c dargestellt. Hierbei besteht bei den Referenzanlagen eine Tendenz zu kleineren Neigungswinkeln. Zudem zeigt sich eine deutliche stärkere Konzentration bei südausgerichteten Anlagen mit Neigungswinkeln zwischen  $20^\circ$  und  $30^\circ$  als bei den parametrisierten PV-Anlagen. Diese systematischen Unterschiede in der Modulausrichtung unterstreichen wie wichtig es ist, diese mit dem in Kapitel 4 skizzierten Verfahren zu korrigieren.

Eine genaue Validierung des vorgestellten Algorithmus hingegen ist schwierig. Diese ist prinzipiell nur anhand von Anlagen möglich, von denen die Ausrichtung bekannt ist. Von den im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Referenzanlagen sind die Geo-Koordinaten zwar bekannt, die installierte Leistung als Parameter zur Auswahl von Dachflächen und die genaue Adresse hingegen nicht. Eine manuelle Überprüfung der Anlagenstandorte zeigt zudem, dass diese unverhältnismäßig oft auf öffentlichen Gebäuden wie Schulen, Universitäten, Kläranlagen und sogar einem Fußballstadion angebracht sind. Typische Ein- oder Mehrfamilienhäuser mit einem Satteldach sind hingegen unterrepräsentiert. Diese öffentlichen Gebäude sind in ihrer Dachgeometrie häufig überaus komplex und werden in dem zugrunde liegenden DEM leider vielfach in sehr kleine Fragmente zerteilt. Dadurch muss von einer verstärkten Diskrepanz zwischen Real- und Modellwerten beim DEM ausgegangen werden. Insgesamt ist damit sowohl die Parametrierung als auch die Evaluation derselben anhand der 45 Anlagen erschwert. Es ist zudem überaus fraglich, ob diese Anlagen eine statistisch belastbare Grundlage darstellen.

Aus diesem Grund wurde der Algorithmus händisch anhand von Luftbildaufnahmen und dem Standort der während der Parametrierung ausgewählten Dachfläche überprüft. Hierbei wird ange-

nommen, dass eine PV-Anlage eindeutig als solche bei den Luftbildaufnahmen identifiziert werden kann. Eine solche Überprüfung lässt zwar keinen Rückschluss darüber zu, ob die Modulorientierung richtig bestimmt wurde. Es kann aber bei korrekter Identifikation der (Teil-)Dachfläche davon ausgegangen werden, dass zumindest alle für die Parametrierung zur Verfügung stehenden Informationen voll ausgeschöpft und richtig zugeordnet wurden. Diese manuellen Überprüfungen an Luftbildaufnahmen zeigen eine sehr hohe Übereinstimmung bei der ausgewählten und tatsächlichen Position von PV-Anlagen. Grenzen sind dem Algorithmus allerdings gesetzt, wenn als Anschrift zwar die Adresse des Eigentümers angegeben wird, die Anlage jedoch an einem anderen und unbekanntem Standort installiert ist. Solche Fälle wurden beispielsweise auf landwirtschaftlichen Höfen oder Industriebetrieben mit mehreren Gebäuden festgestellt. Darüber hinaus ist die Aktualität der verschiedenen im Algorithmus eingesetzten Datensätze überaus wichtig, da sonst eine korrekte Zuordnung erschwert wird. In Einzelfällen kann es aus den obigen Gründen damit zu teils großen Abweichungen zur Realität kommen. Da der Algorithmus keine Hinweise auf eine systematische Fehleinschätzung zeigt, wird allerdings davon ausgegangen, dass sich Abweichungen von einzelnen Anlagen in einem größeren Portfolio ausgleichen. Somit ist das Verfahren insbesondere für eine größere Menge an parametrisierten Anlagen sehr gut geeignet, die statistische Wahrscheinlichkeit verschiedener Modulausrichtungen abzubilden.

## 6.2 Zeitliche Interpolation

Die Abfrage von Leistungswerten aus Referenzanlagen und die daran angeschlossene Simulation führen dazu, dass die augenblickliche PV-Leistung erst mit einer 15 bis 45-minütigen Verzögerung bei den ÜNB bestimmt werden kann. Die PV-Leistung wird sich jedoch in dieser Zeitspanne durch einen veränderten Sonnenstand sowie meteorologische Einflüsse ändern.

### 6.2.1 Korrektur über die Sonnenposition

Meteorologische Veränderungen ohne die Verwendung von Wettermodellen oder Satellitenbildern vorherzusehen und ausschließlich aus der PV-Leistung mehrerer Anlagen abzuleiten, ist prinzipiell sehr schwierig und mit hohen Unsicherheiten verbunden. Sehr gut abschätzbar ist allerdings der von einem Standort und der Uhrzeit abhängige Sonnenstand. Dieser führt insbesondere in den Morgen- und Abendstunden zu großen Veränderungen bei der PV-Leistung.

Da die Hochrechnung der PV-Leistung auf der aus den Referenzanlagen abgeleiteten Globalstrahlung auf der horizontalen Ebene  $G_h$  beruht, kann die zeitliche Korrektur direkt hier ansetzen. Das maximale Strahlungsdargebot stellt die am Rand der Atmosphäre eintreffende extraterres-

trische Strahlung dar. Unter Berücksichtigung der Sonnenposition kann diese auf die horizontale Ebene umgerechnet werden und wird als  $I_{oh}$  definiert. Der Quotient aus  $G_h$  und  $I_{oh}$  ist in der Literatur als Klarheitsindex  $k_t$  bekannt (Liu und Jordan, 1960). Für wolkenfreie Tage und damit einer großen Globalstrahlung ist  $k_t$  sehr hoch, für bewölkte Tage entsprechend klein. Wird für eine Prognose von unveränderten meteorologischen Bedingungen ausgegangen, so kann  $k_t$  konstant gehalten werden und für den zukünftigen Sonnenstand ein verändertes  $I_{oh}$  berechnet werden. Daraus lässt sich wiederum die zukünftige horizontale Globalstrahlung  $G_h$  abschätzen. Dieser Ansatz wird häufig in der Literatur als Persistenzansatz verwendet, um daran die Verbesserungen einer Prognose zu evaluieren (Inman et al., 2013; Kühnert, 2016).

### 6.2.2 Evaluation der zeitlichen Korrektur

Beispielhaft ist die zeitliche Korrektur für den 12. und 30.06.2012 in Abb. 6.2 an der Wetterstation des Fraunhofer ISE dargestellt. Ausgehend von der letzten Messung um 10 Uhr UTC (roter Punkt) wird die Globalstrahlung mit diesem Verfahren interpoliert und als blaue Linie dargestellt. Abweichend davon sind als schwarze Linie die tatsächlich gemessenen Werte eingetragen. Als Obergrenze ist  $I_{oh}$  braun-gestrichelt dargestellt. Der Erfolg des Verfahrens hängt maßgeblich von der meteorologischen Variabilität an einem Tag ab. Diese nimmt jedoch bei der Aggregation auf eine gröbere zeitliche und räumliche Auflösung ab (siehe Abschnitt 4.3), sodass in einem Hochrechnungsverfahren tendenziell bessere Ergebnisse erwartet werden können.

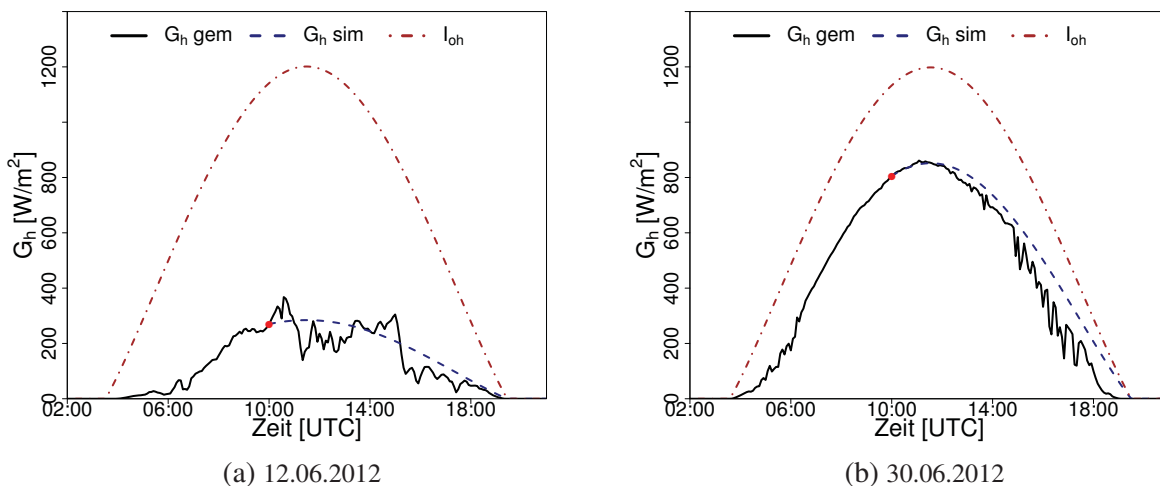


Abb. 6.2: Gemessene und simulierte Globalstrahlung unter Berücksichtigung der extraterrestrischen Strahlung auf der horizontalen Ebene für zwei Beispieltage.

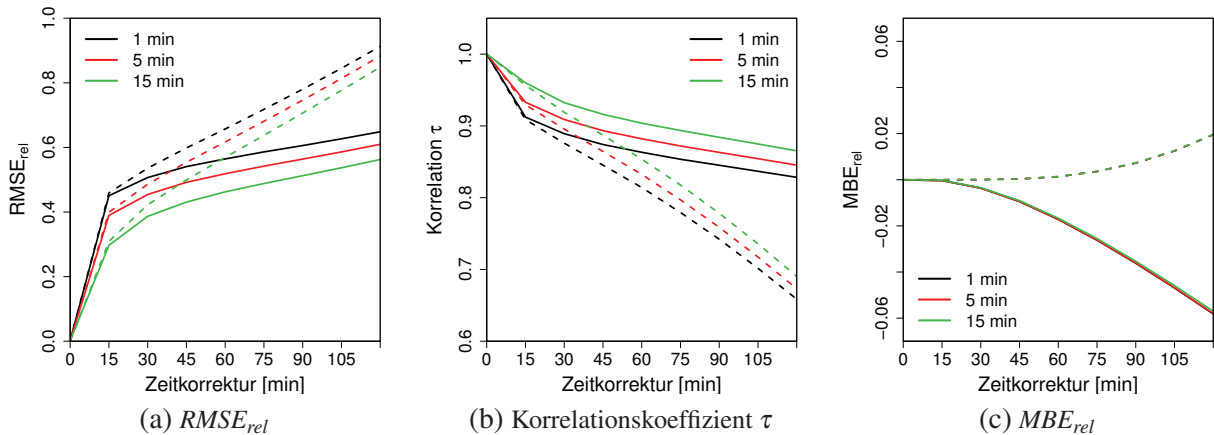


Abb. 6.3:  $RMSE_{rel}$  (a), Korrelationskoeffizient  $\tau$  (b) und  $MBE_{rel}$  (c) für die auf die Globalstrahlung angewendete zeitliche Korrektur bei unterschiedlicher zeitlicher Aggregation der ursprünglichen Werte. In gestrichelter Linie sind die Fehlermaße angegeben, wenn die Globalstrahlung unverändert bleibt, also keine Korrektur für Zukunftswerte durchgeführt wird.

Zusätzlich kann die zeitliche Korrektur an gemessenen Globalstrahlungswerten zwischen 2010 und 2014 in Abb. 6.3 evaluiert werden. Hierfür werden die 1-minütigen Messwerte an der Wetterstation des Fraunhofer ISE verwendet. Auf Basis des vorgestellten Algorithmus werden dann die nächsten 15, 30, 45,... 120 min prognostiziert und mit den tatsächlich aufgetretenen Werten verglichen. Zur Beurteilung dienen der Korrelationskoeffizient  $\tau$ , der  $RMSE_{rel}$  und der  $MBE_{rel}$ . Außerdem soll untersucht werden, welche Rolle die zeitliche Auflösung bei den Ergebnissen spielt. Hierfür werden die minütlichen Datensätze auf 5 min und 15 min aggregiert. Als Vergleichsgrundlage dient ein Szenario bei dem davon ausgegangen wird, dass die Globalstrahlung unverändert bleibt. Nächtliche Zeitpunkte mit  $\theta_z > 95^\circ$  sind auch deshalb von der nachfolgenden Evaluation ausgenommen.

In Abb. 6.3b ist der Korrelationskoeffizient  $\tau$  bei einer zeitlichen Interpolation als durchgezogene Linie eingezeichnet. In gestrichelter Linie sind außerdem die Fehlermaße ohne zeitliche Korrektur angegeben. Bei der in der Energiewirtschaft üblichen 15-minütigen Taktung wird bei einer zeitlichen Korrektur von 30 min noch ein durchschnittlicher Koeffizient von 0.93 erreicht und geht bei 120 min auf 0.87 zurück. Das gute Abschneiden einer größeren zeitlichen Aggregation gegenüber der minütlichen Taktung kann durch eine abgeschwächte Variabilität erklärt werden, welche in Abschnitt 4.3 bereits thematisiert wird. Denn durch die zeitliche Aggregation werden kurzfristige Schwankungen und Spitzen ausgeglichen und der zeitliche Verlauf harmonisiert. Ab einem Zeitraum von 30 min zeigen sich insgesamt deutliche Vorteile durch die Korrektur.

Vergleichbare Ergebnisse können für den  $RMSE_{rel}$  in Abb. 6.3a beobachtet werden. Dieser steigt zunächst relativ rasch an, wobei sich der weitere Zuwachs dann abschwächt. Die zeitliche Korrektur führt wieder zu deutlich besseren Ergebnissen, wobei der Vorteil mit einem wachsenden Prognosehorizont immer größer wird.

Interessant ist auch die Analyse des  $MBE_{rel}$  in Abb. 6.3c. Dieser sinkt mit zunehmendem Prognosehorizont bei einer zeitlichen Interpolation, während keine Korrektur einen leichten Anstieg verzeichnet. Diese systematische Unterschätzung der tatsächlichen Globalstrahlung  $G_h$  durch die zeitliche Interpolation lässt sich durch nachfolgende Zusammenhänge erklären.

- Die gemessene Globalstrahlung  $G_h$  ist kurz nach Sonnenaufgang und kurz vor Sonnenuntergang in Abb. 6.2 gegenüber  $I_{oh}$  deutlich stärker reduziert, als beispielsweise zur Mittagszeit. Diese Beobachtung ist nicht zufällig, sondern hängt mit Verschattungen aufgrund von Gebäuden, Hindernissen oder der Topografie zusammen, welche bei einem niedrigen Sonnenstand eine direkte Einstrahlung auf den Strahlungssensor verhindern.<sup>3</sup>
- Wird ausgehend von einer stark reduzierten morgendlichen Strahlung die zukünftige Entwicklung abgeschätzt, führt selbst eine zeitliche Interpolation tendenziell zu einer Unterschätzung. Im Extremfall, einer Strahlung von  $0 \text{ W/m}^2$ , wird dieser Wert mit und ohne eine zeitliche Korrektur auch für die Zukunft prognostiziert.
- Anders hingegen ist der Verlauf am Nachmittag und Abend, wenn die Einstrahlung bedingt durch den abnehmenden Sonnenstand wieder zurückgeht. Die zeitliche Interpolation kann diesen Rückgang wie in Abb. 6.2b gut nachbilden. Findet keine zeitliche Korrektur statt, wird die Strahlung im Durchschnitt hingegen deutlich überschätzt.
- Über einen langen Zeitraum führen diese Unter- und Überschätzungen bei einem Verfahren ohne zeitliche Korrektur zu einer leichten systematischen Überschätzung.
- Eine zeitliche Interpolation hingegen kann zwar diese Unter- und Überschätzungen generell reduzieren, ihr Verbesserungspotential ist aber bei sehr kleinen Strahlungswerten begrenzt. In Summe resultiert daraus eine systematische Unterschätzung insbesondere bei größeren Prognosehorizonten in Abb. 6.3c.

Die diskutierten Ergebnisse zeigen, dass das zeitliche Interpolationsverfahren einen veränderten Sonnenstand sehr gut korrigieren kann. Bei gleichbleibenden meteorologischen Verhältnissen ist es damit in der Lage, die zukünftige Globalstrahlung und die im Hochrechnungsverfahren benötigte PV-Leistung zu prognostizieren. Da aber meteorologische Veränderungen nicht berücksichtig

---

<sup>3</sup> Daher werden niedrige Sonnenstände in vielen Publikationen nicht betrachtet oder wie in Schubert (2012) korrigierende Maßnahmen ergriffen.

sichtigt und selbst in Wettermodellen nur unter Unsicherheit abgeschätzt werden können, sollte der Prognosehorizont des vorgestellten Verfahrens so klein wie möglich gehalten werden.

## 6.3 Räumliche Interpolation<sup>4</sup>

Mit räumlichen Interpolationsverfahren können aus gegebenen geocodierten Messungen die erwarteten Werte für andere Orte geschätzt werden, für die außer ihrem Standort keine weiteren Informationen vorliegen. Wird dieser Vorgang für alle Orte durchgeführt, resultieren daraus flächig verfügbare Werte für das gesamte Untersuchungsgebiet. Räumliche Interpolationsverfahren sind damit ein essentieller Lösungsweg, um im Hochrechnungsverfahren die PV-Leistung für Anlagen an unterschiedlichen Standorten simulieren zu können, indem die dafür nötige Globalstrahlung  $G_h$  räumlich interpoliert wird. In der Testregion zeigt sich eine starke Verdichtung von Referenzanlagen im Stadtgebiet Freiburg und vergleichsweise wenigen Anlagen in den ländlichen Regionen. Vor diesem Hintergrund wird in dieser Arbeit der Frage nachgegangen, welches der nachfolgenden Interpolationsverfahren zu guten Ergebnissen im vorliegenden Anwendungsfall führt:

- IDW-Verfahren von Shepard (1968)
- Kriging-Verfahren von Krige (1951)
- Spline-Verfahren, u. a. von Franke (1982)

Über die folgenden Erläuterungen hinausgehende ausführliche Beschreibungen der einzelnen Methoden sowie Empfehlungen zur Implementierung können bei Hengl (2009) nachgelesen werden.

### 6.3.1 Beschreibung von Interpolationsverfahren

Das IDW-Verfahren von Shepard (1968) berechnet Rasterzellwerte mit Hilfe einer linear-gewichteten Auswahl von Stichprobenpunkten um die jeweilige Zelle (Kennedy, 2004) und wird häufig in der Solar- (Saint-Drenan et al., 2011; Schierenbeck et al., 2010) oder Windenergie (Mackensen et al., 2007) eingesetzt. Je größer dabei die Distanz  $d$  zwischen einer Referenzanlage  $z_i$  und einer Zielanlage  $z^*$  ist, desto schwächer wird sie im Vergleich zu anderen Referenzanlagen gewichtet.

---

<sup>4</sup> Eine räumliche Interpolation wird vom Autor der vorliegenden Arbeit erstmals in Killinger et al. (2016d) implementiert. Diese Publikation stellt daher eine wichtige Grundlage dieses Kapitels dar.



$$z^* = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^w} z_i}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^w}} \quad (6.1)$$

Über ein vom Nutzer bestimmtes Gewicht  $w$  kann der Einfluss der umliegenden Stichprobenpunkte gesteuert werden. Je niedriger das Gewicht  $w$ , desto mehr Einfluss erhalten weiter entfernte Stichprobenpunkte. Die Distanz zum Referenzpunkt verliert also bei einem niedrigen Gewicht an Bedeutung, wodurch sich eine glattere Schätzoberfläche ergibt. Ist  $w$  höher, fließen die Werte der naheliegenden Stichprobenpunkte stärker in die Berechnung ein. Der Standardwert für  $w$  ist in Schierenbeck et al. (2010) mit 2.0 beziffert. Die durch das IDW-Verfahren interpolierten Werte befinden sich immer innerhalb der Wertegrenzen der Referenzanlagen (Kennedy, 2004).

Das Kriging-Verfahren wurde von Krige (1951) entwickelt und u. a. in Matheron (1971) ausführlich beschrieben. Es ist ein geostatistisches Verfahren, welches mit Autokorrelationen arbeitet (Kennedy, 2004). Dieses Verfahren ist im Vergleich zum IDW-Verfahren wesentlich aufwändiger und komplizierter, da viele Parameter vom Nutzer vor der Interpolation bestimmt werden müssen (Hengl, 2009). Das Kernstück der Kriging-Interpolation ist ein Semivariogramm, in dem die Semivarianz, also die Differenz zweier Wertepaare, über die Distanz dieses Paares aufgetragen ist. Liegt eine Autokorrelation vor, nimmt die Semivarianz mit der Distanz der Wertepaare zu. Anschließend wird ein Modell (z. B. exponentiell, sphäroidisch, gauß'sche) durch die auf diese Weise entstandene Punktwolke gelegt, welches für die Interpolation der Oberfläche verwendet wird. Eine durch das Kriging-Verfahren erstellte Oberfläche kann die Grenzen des Wertebereichs der Referenzpunkte übertreffen, allerdings wird diese keine der Punkte schneiden (Kennedy, 2004).

Bei der Interpolationsmethode Spline werden die Werte mittels mathematischer Funktionen geschätzt, welche exakt durch alle Referenzpunkte verlaufen (Franke, 1982). Die daraus entstehende Oberfläche kann man sich als flexible Platte vorstellen, die so gebogen ist, dass sie alle Referenzpunkte schneidet. Dabei versucht das Verfahren die Krümmung dieser Platte möglichst gering zu halten. Durch dieses Vorgehen können Werte berechnet werden, welche zum Teil deutlich über bzw. unter den Extremwerten der Referenzpunkte liegen.

### 6.3.2 Kreuzvalidierung der räumlichen Interpolation

Die verschiedenen räumlichen Interpolationsverfahren unterscheiden sich in ihren Eigenschaften und in ihrer Fähigkeit erwartungsgetreue Oberflächen zu schätzen. Die Referenzpunkte müssen

ein Mindestmaß an Qualität, Quantität sowie Dichte und räumlich gleichmäßiger Verteilung aufweisen, um zufriedenstellende Ergebnisse zu erhalten. Je besser diese Eigenschaften der Stichprobenpunkte sind, desto genauer können die Ergebnisse sein. Um die Leistung von Interpolationsmethoden zu prüfen, ist die Kreuzvalidierung eines der gängigsten Verfahren (Kohavi, 1995). Dabei wird die Datenmenge  $N$  per Zufall in  $k \leq N$  Teilmengen  $T_1, \dots, T_k$  aufgeteilt. Anschließend wird in  $k$  Durchläufen eine Teilmenge  $T_i$  als Testmenge ausgewählt und mit der Trainingsmenge der verbleibenden Teilmengen eine Interpolation für das Untersuchungsgebiet durchgeführt. Die Differenz der geschätzten Werte der Testmenge  $T_i$  und ihrer tatsächlichen Werte gibt den absoluten Fehler des  $k$ -ten Durchlaufs wieder. Dieses Verfahren wird als  $k$ -fache Kreuzvalidierung bezeichnet.

In dieser Arbeit wird die Leave-one-out-Kreuzvalidierung verwendet, bei der eine komplette Kreuzvalidierung mit allen Referenzpunkten durchgeführt wird, also  $k = N$  gilt (Kohavi, 1995). Aus den Ergebnissen der Kreuzvalidierung werden der  $RMSE_{rel}$ , Korrelationskoeffizient  $\tau$  und der  $MBE_{rel}$  berechnet, um die Interpolationsverfahren zu bewerten. Die hier beschriebenen Interpolationsmethoden wurden sowohl untereinander als auch mit einer Mittelwertbildung verglichen. Dabei wird der Mittelwert aller Stichprobenpunkte jedoch ohne die jeweilige Testanlage  $T_i$  verwendet und mit dem tatsächlichen Wert von  $T_i$  verglichen. Durch den Vergleich mit dem Mittelwert soll die generelle Aussagefähigkeit der Interpolationsverfahren im vorliegenden Anwendungsfall überprüft werden. Grundlage für den Vergleich ist die horizontale Globalstrahlung  $G_h$ , die mit dem in Kapitel 4 beschriebenen Verfahren mit Modellen von Reindl et al. (1990a) und Reindl et al. (1990b) aus der PV-Leistung  $P$  berechnet und mithilfe des Verlustfaktors  $VF$  aus Kapitel 5 korrigiert wurde.

Die Kreuzvalidierung ist auf 39 Anlagenstandorte beschränkt, da mehrere Anlagen am selben Standort (siehe Abb. 3.2) beim Kriging und Spline-Verfahren nicht verwendet werden können. Um möglichst wenige Informationen zu verlieren, wurde deshalb der Mittelwert aus der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  für die betroffenen 6 Standorte mit 2 PV-Anlagen vor der Kreuzvalidierung berechnet. Die Ergebnisse für den kompletten Zeitraum zwischen 2010 und 2014 sind in Abb. 6.4 dargestellt. Alle Interpolationsverfahren schneiden dabei deutlich besser ab als die einfache Mittelwertbildung, ähneln sich in den Ergebnissen aber sehr.

Das IDW-Variante mit einem Exponenten von 2.0 zeigt leichte Vorteile gegenüber den Exponenten 1.5 und 2.5. Diese Erkenntnis stimmt mit den Ergebnissen aus Schierenbeck et al. (2010) überein. Das Spline-Verfahren schneidet von allen Interpolationsverfahren am schwächsten ab und weist zudem eine große Varianz auf. Das Kriging-Verfahren hingegen ist in allen untersuchten Fehlermaßen vergleichbar mit dem IDW-Verfahren.

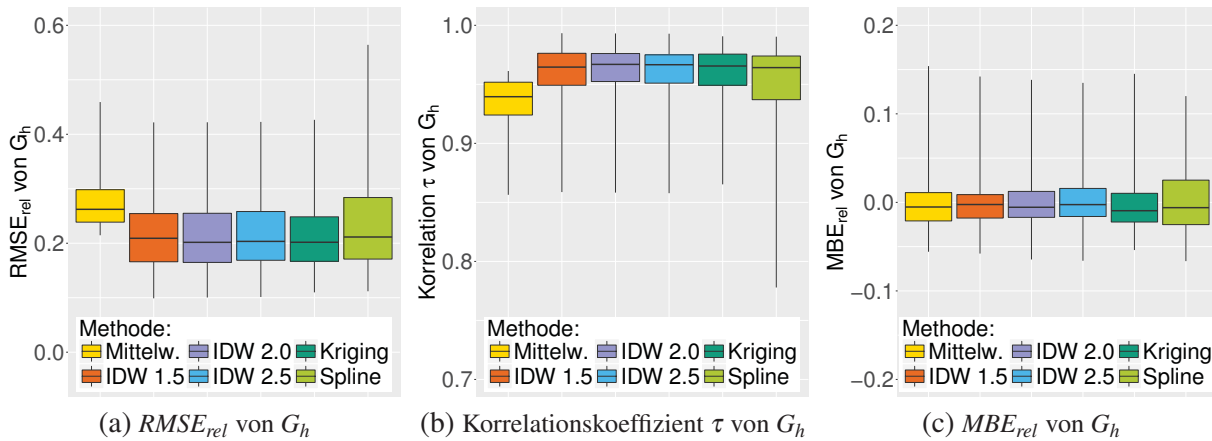


Abb. 6.4: Boxplots der Fehlermaße für die Kreuzvalidierung der interpolierten Globalstrahlung  $G_h$  für den Zeitraum 2010 bis 2014 und unterschiedliche Interpolationsmethoden. Das Rechteck wird durch das 25 % und 75 % Quantil an der unteren und oberen Begrenzung sowie dem Median als Linie in der Mitte aufgespannt. Die äußeren Begrenzungen zeigen den Minimal- und Maximalwert aller beobachteten Werte.

Das Spline- und Kriging-Verfahren stehen vor großen Problemen, wenn kein eindeutiger statistischer Zusammenhang zwischen der Entfernung und den beobachteten Werten gefunden werden kann. Erschwert werden diese geostatistischen Analysen daher durch eine räumliche Konzentration von Referenzanlagen in Freiburg in Kombination mit den bereits in den letzten Kapiteln beobachteten individuellen Anlagenunterschieden. Systematische Unterschiede werden zwar durch Kalibrierung mit dem Verlustfaktors  $VF$  reduziert, können aber selbst bei denselben meteorologischen Bedingungen für einzelne Zeitpunkte und Anlagen nicht vermieden werden. Daher wurde in der Entwicklungsphase überprüft, ob ein vorheriges Clustern die Ergebnisse möglicherweise verbessert. Eng aneinander liegende Punkte wurden auf diese Weise zu einem repräsentativen Punkt zusammengeführt. Die Werte innerhalb eines Clusters wurden dabei gemittelt und erst dann räumlich interpoliert. Dieses zweistufige Verfahren führte allerdings zu schlechteren Ergebnissen bei allen Verfahren und wurde daher nicht weiter verfolgt.

Die Ergebnisse zeigen, dass an einigen Standorten unabhängig vom eingesetzten Interpolationsverfahren die Strahlung  $G_h$  nur sehr schwer bestimmt werden kann. Diese Standorte offenbaren sich in der vergleichsweisen großen Streuung der Fehlermaße oberhalb des 75 % Quantils bei den  $RMSE_{rel}$ - und  $MBE_{rel}$ -Werten bzw. unterhalb des 25 % Quantils beim Korrelationskoeffizienten  $\tau$ . Ganz offensichtlich verhält sich an diesen Standorten die PV-Leistung  $P$  und die daraus abgeleitete Globalstrahlung  $G_h$  anders als erwartet.

Die fünf Anlagenstandorte 10, 11, 30, 33 und 45 (siehe Abb. 3.2) weisen die niedrigsten  $\tau$  und höchsten  $RMSE_{rel}$  Werte für das IDW 2.0 Verfahren auf, schneiden aber auch bei allen an-

deren Interpolationsmethoden schlecht ab. Durch ihren relativen Anteil von über 10%, sind sie somit ganz maßgeblich für die aufgefallene breite Streuung in Abb. 6.4 verantwortlich und sollen nachfolgend näher analysiert werden.

Bei Anlage 10 und 11 fällt auf, dass diese zwar nicht exakt am selben Standort sind, aber nur wenige Meter voneinander entfernt liegen. Insbesondere beim IDW-Verfahren hat das zur Folge, dass faktisch keine Interpolation stattfinden kann, sondern Anlage 10 als Simulationsgrundlage für die Abschätzung von Anlage 11 dient und umgekehrt. Fehlerhafte Messwerte oder auch Zeiträume, welche signifikanten anlagenspezifischen Einflüssen unterliegen, werden damit in solchen Konstellationen nicht durch den Einbezug verschiedener Referenzanlagen abgeschwächt. Anlage 10 etwa hatte im Herbst 2011 eine länger anhaltende Leistungsreduktion, wodurch die tatsächliche Erzeugungsleistung von Anlage 11 massiv unterschätzt wurde. Eine automatisierte Qualitätskontrolle wie in Kapitel 5 kann helfen solche Zeiträume zu detektieren und die räumliche Interpolation sowie die Hochrechnung zu verbessern.

Die Anlagenstandorte 30, 33 und 45 sind allesamt im Freiburger Umland und unterliegen damit tendenziell schon etwas anderen meteorologischen Bedingungen. Anlagenstandort 45 besteht zudem aus zwei Anlagen, deren Globalstrahlung zuvor gemittelt wurde. Auffällig ist, dass alle 3 Standorte bereits in Tab. 4.2 mit die höchsten  $RMSE_{rel}$  und niedrigsten  $\tau$  Werte aufweisen. Ganz offensichtlich ist es bei diesen Anlagen besonderes schwer das Anlagenverhalten durch eine Simulation zu beschreiben. Der zusätzliche Fehlerbeitrag durch Verwendung von Interpolationsverfahren kann zwar nicht eindeutig quantifiziert werden, scheint aber angesichts dieser Problematik eher gering zu sein. Insgesamt zeichnen sich somit in Abb. 6.4 nicht nur Einflüsse der Interpolation selbst<sup>5</sup>, sondern auch Unsicherheiten entlang der gesamten Modellierungskette von der PV-Leistung  $P$  bis zur horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  ab<sup>6</sup>.

Aufgrund der diskutierten Ergebnisse und signifikanter Vorteile in der Rechenzeit wird in dieser Arbeit nachfolgend das IDW-Verfahren mit einem Exponenten von 2.0 verwendet. Es soll jedoch nicht verschwiegen werden, dass insbesondere das Kriging-Verfahren eine ganze Reihe von interessanten Varianten offenbart (Hengl, 2009). Drews et al. (2007) beispielsweise verknüpfen durch „kriging-of-differences“ Messwerte am Boden mit satellitenbasierten Strahlungsdaten. Im Hinblick auf eine zukünftige Weiterentwicklung des skizzierten Hochrechnungsverfahrens ist eine solche Anwendung überaus vielversprechend.

---

<sup>5</sup> Sichtbar vor allem durch relative Unterschiede zwischen den Verfahren.

<sup>6</sup> Sichtbar in ähnlichen Ergebnissen bei allen Interpolationsmethoden.

## 6.4 Kalibrierung von Zielanlagen

Über den Großteil der in einem Netzgebiet installierten PV-Anlagen ist wenig bekannt. Typischerweise wird in Hochrechnungsverfahren lediglich die installierte Leistung innerhalb eines Postleitzahlgebiets verwendet, um die Erzeugungsleistung in diesem Gebiet auf Basis von Referenzanlagen zu bestimmen. Damit wird die Annahme getroffen, dass sich alle im Netzgebiet installierten PV-Anlagen ähnlich wie die Referenzanlagen verhalten und ein vergleichbares Leistungsniveau erreichen. Die Realität ist jedoch komplexer und es kann nicht davon ausgegangen werden, dass sich alle individuellen Anlagenunterschiede zugunsten einer präzisen Hochrechnung durch eine räumliche Aggregation nivellieren. Insbesondere bei kleineren Regionen muss sogar damit gerechnet werden, dass die Unterschiede relativ groß sein könnten. Aus dieser Motivation heraus wird in diesem Kapitel ein Verfahren vorgestellt, mit dem alle PV-Anlagen im Anlagenregister analysiert und kalibriert werden können.

Die Gründe für eine unterschiedliche Erzeugungsleistung von PV-Anlagen können ganz unterschiedlicher Natur sein. Einen großen Einfluss haben meteorologische Umgebungsbedingungen, die jedoch insbesondere innerhalb einer Region im Jahresverlauf meist relativ ähnlich sind. Dem gegenüber stehen individuelle Einflüsse wie die Modulorientierung, Verschattung, Verschmutzung, Degradation, technische Ausfälle, Dimensionierung der Komponenten, etc. All diese Einflussfaktoren haben gemein, dass sie ohne größeren Aufwand nicht erhoben werden können aber in ihrem Zusammenspiel zu einer ganz unterschiedlichen Effizienz von PV-Anlagen führen.

### 6.4.1 Fallstudie Feuchtwangen

Um den Einfluss der nicht meteorologisch bedingten Faktoren auf die Jahresenergie von PV-Anlagen zu analysieren, wurde mithilfe eines 3D-Modells (LDBV, 2015) der bayrischen Stadt Feuchtwangen für 171 PV-Anlagen (Bayerische Staatsregierung, 2015) und mit den in Kapitel 3 beschriebenen Modellen eine hochaufgelöste Simulation für die Jahre 2013 und 2014 durchgeführt (Kaulich, 2015)<sup>7</sup>. Die dabei simulierten Volllaststunden (VLS) sind den gemessenen Werten (BNetzA, 2015a) in Abb. 6.5 gegenübergestellt. Die Volllaststunden sind dabei als Quotient der Jahresenergiesumme und der installierten Leistung einer Anlage definiert. Als meteorologischer Input dienen 15-minütige Daten aus dem Online-Portal von Wald et al. (2014).

In der Simulation ist sowohl die unterschiedliche Modulorientierung als auch die gebäudebedingte Verschattung berücksichtigt. Obwohl damit deutlich konkretere Informationen als für eine großflächige Hochrechnung zur Verfügung stehen, weichen die simulierten und gemesse-

---

<sup>7</sup> Die Masterarbeit wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit betreut.

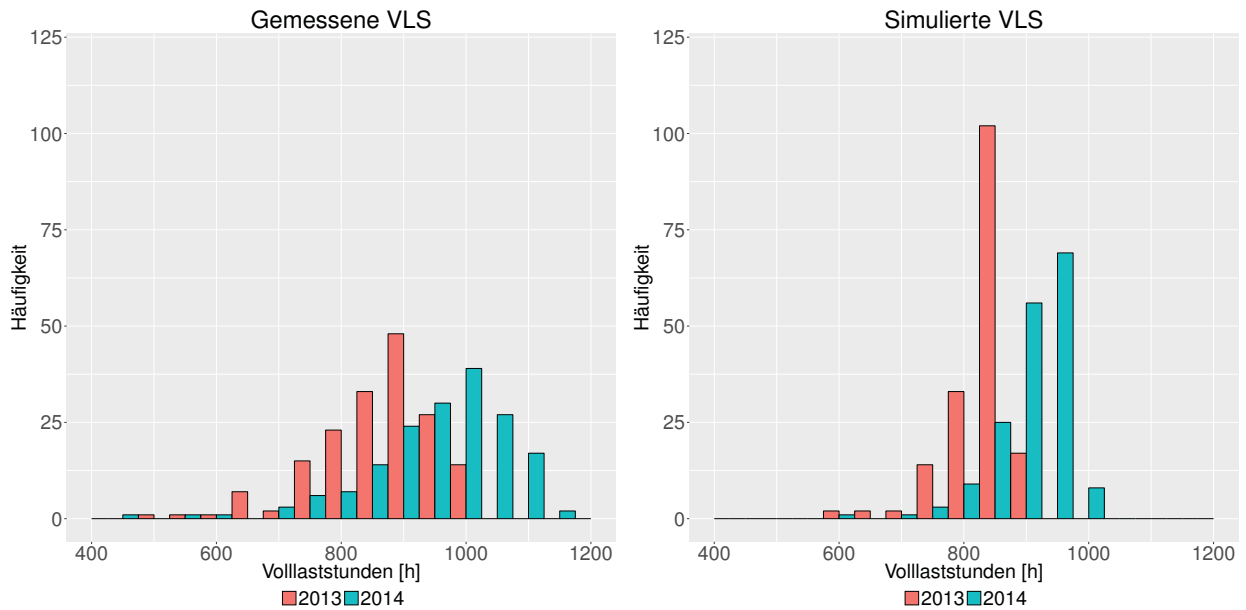


Abb. 6.5: Gemessene und simulierte Volllaststunden in Feuchtwangen für die Jahre 2013 und 2014.

nen VLS stark voneinander ab. Die gemessenen VLS streuen in einem deutlich breiteren Bereich und belegen damit den Verdacht, dass unterschiedlichste, schwer modellierbare Einflüsse dazu führen, dass reale Anlagen unerwartet große Abweichungen in ihren VLS aufweisen.

In Abb. 6.6 ist zudem das Verhältnis zwischen den gemessenen und simulierten VLS der Jahre 2013 und 2014 in aufsteigender Reihenfolge des paarweisen Mittelwertes dargestellt. Für den Großteil der PV-Anlagen bleiben die Werte zwischen den Jahren in einem ähnlichen Bereich. Es gibt allerdings auch einzelne Anlagen mit stärkeren Unterschieden zwischen den Jahren, welche beispielsweise durch plötzliche Modulausfälle erklärt werden können. Insgesamt zeigt Abb. 6.6 jedoch, dass aus dem Vergleich von simulierten mit gemessenen VLS über unterschiedliche Jahre hinweg näherungsweise ein anlagenspezifischer Korrekturwert beispielsweise durch Mittelwertbildung abgeleitet werden kann.

### 6.4.2 Methodik zur Korrektur von PV-Anlagen im EEG-Register

Ausgehend von den Ergebnissen der Fallstudie in Abschnitt 6.4.1 und auf Basis des Anlagenregisters des ÜNB TransnetBW wurde daher nach einer Möglichkeit gesucht, wie eine Korrektur aller dort verzeichneten PV-Anlagen umgesetzt werden kann. Eine detaillierte Simulation wie am Beispiel von Feuchtwangen ist für ein so großes Netzgebiet mit den aktuell zur Verfügung stehenden Daten nicht möglich. Daher wurde ein anlagenspezifisches Verfahren entwickelt, welches allgemein zugängliche und großflächig verfügbare Inputdaten verwendet.

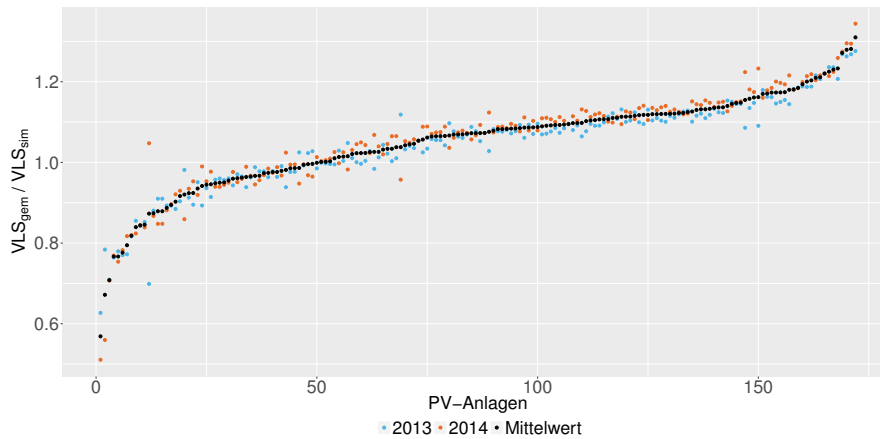


Abb. 6.6: Verhältnis zwischen den gemessenen und simulierten VLS in aufsteigender Reihenfolge der Mittelwerte. Die Analyse wurde anhand der 171 in Feuchtwangen zur Verfügung stehenden PV-Anlagen für die Jahre 2013 und 2014 durchgeführt.

Typischerweise arbeiten Prognoseanbieter auf Basis der Globalstrahlung, da diese ganz signifikant die Leistung von PV-Anlagen beeinflusst.<sup>8</sup> Im jährlichen Rhythmus veröffentlicht der Deutsche Wetterdienst (DWD) die Jahressumme der horizontalen Globalstrahlung basierend auf Wetterstationsdaten und satellitengestützten Erhebungen in einer Auflösung von 1 km x 1 km (DWD, 2015).

Diese Daten sind eine gute Grundlage, da sie einen direkten Vergleich mit den jährlichen VLS aus dem Anlagenregister zulassen. In Abb. 6.7 ist die Jahressumme von  $G_h$  beispielhaft für die Jahre 2013 und 2015 in Baden-Württemberg<sup>9</sup> dargestellt. Hierbei wird ersichtlich, wie groß die Schwankungen zwischen den Jahren sein können. Insbesondere die Regionen um den Bodensee und im südlichen Rheingraben zeigen jedoch beständig die höchsten Werte.

In Abb. 6.8 ist die Methodik zur Berechnung eines anlagenspezifischen Korrekturfaktors  $KF$  dargestellt. Die Methodik durchläuft verschiedene räumliche Aggregationsstufen. Zunächst wird auf Netzebene der Mittelwert der VLS aller in einem Netzgebiet registrierten PV-Anlagen  $\overline{VLS_{gem,Netz}}$  berechnet. Außerdem wird der Mittelwert der horizontalen Globalstrahlung  $\overline{G_{h,Netz}}$  aus (DWD, 2015) abgeleitet. Dafür wird der Mittelwert  $\overline{G_{h,PLZ}}$  von jedem Postleitzahlgebiet mit der Anzahl der in ihm installierten Anlagen gewichtet. Daraus kann dann ein global für das Netzgebiet gültiger Konvertierungsfaktor  $X_{glob}$  wie folgt ermittelt werden:

<sup>8</sup> Alternativ könnten auch die relativen Auslastungsgrade (normierte Leistung) der Referenzanlagen in einem Postleitzahlgebiet verwendet werden. Diese werden von verschiedenen Dienstleistern angeboten.

<sup>9</sup> Das Netzgebiet des ÜNB TransnetBW ist in weiten Teilen deckungsgleich mit dem Bundesland Baden-Württemberg und wird daher aus Visualisierungsgründen verwendet.

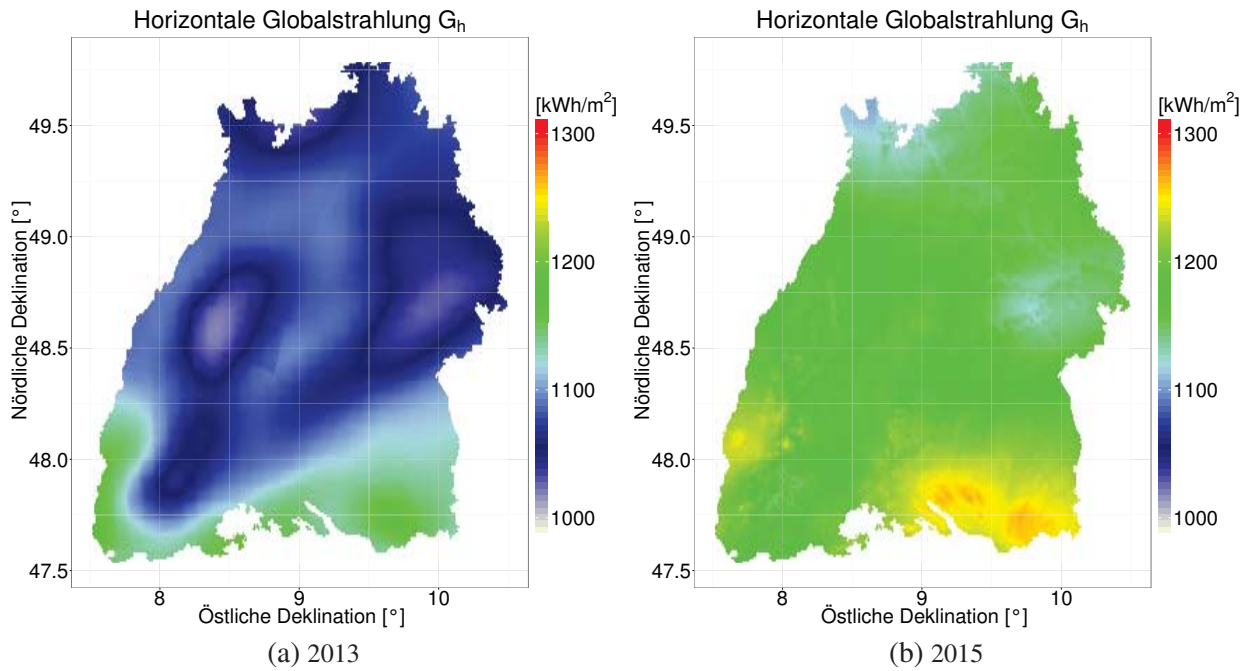


Abb. 6.7: Jahressumme der horizontalen Globalstrahlung  $G_{h,h}$ , visualisiert aus Rasterdaten des Deutschen Wetterdienstes (DWD, 2015).

$$X_{glob} = \frac{\overline{VLS_{gem,Netz}}}{G_{h,Netz}}. \quad (6.2)$$

Dieser ist zugleich die Grundlage, um mit der durchschnittlichen Globalstrahlung in einem Postleitzahlgebiet  $\overline{G_{h,PLZ}}$  die durchschnittlichen VLS in einem Postleitzahlgebiet  $\overline{VLS_{sim,PLZ}}$  analog zu (6.2) zu berechnen.  $\overline{VLS_{sim,PLZ}}$  ist damit ein Indikator für die aus meteorologischer Sicht zu erwartenden VLS in einem Postleitzahlgebiet. Um die Effizienz einer einzelnen Anlage daraus abzuleiten, wird anschließend der Korrekturfaktor  $KF$  bestimmt

$$KF = \frac{VLS_{gem,Indi}}{\overline{VLS_{sim,PLZ}}}, \quad (6.3)$$

wobei  $VLS_{gem,Indi}$  die tatsächlich gemessenen VLS einer Anlage sind. Da der Netzbetreiber nur einmal im Jahr die Möglichkeit hat die VLS zu bestimmen, kann für die ex ante Korrektur ein Schätzwert  $f(KF)$  aus der Analyse der Vorjahreswerte von  $KF$  ermittelt werden. In der nachfolgenden Anwendung wird dabei der Median oder Mittelwert aus  $KF$  verwendet, um dann in einer Simulation die anlagenspezifischen Volllaststunden  $VLS_{sim,Indi}$  zu bestimmen.



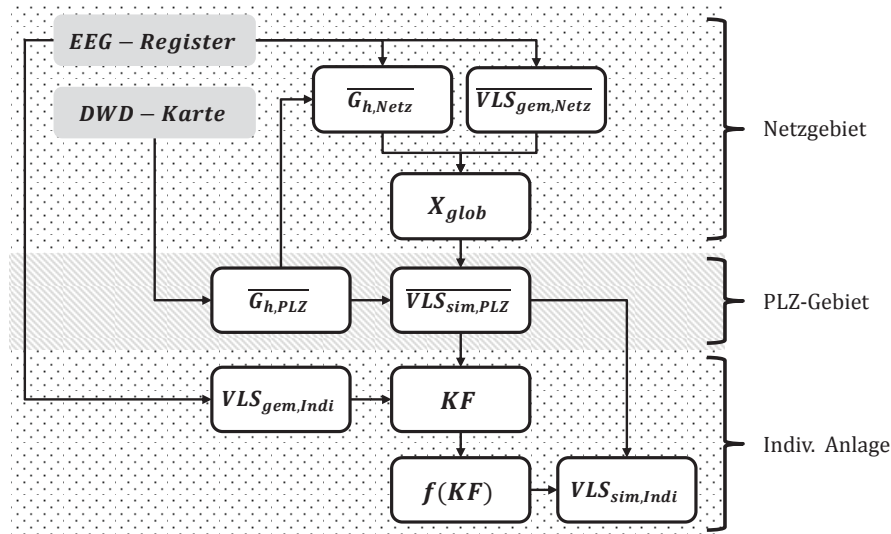


Abb. 6.8: Methodik zur Berechnung eines anlagenspezifischen Korrekturfaktors  $KF$  durch Kombination der Wetterkarten des DWD und des EEG-Anlagenregisters. Die dabei verwendeten Variablen sind wie folgt: Die durchschnittlichen gemessenen VLS aller PV-Anlagen im Netzgebiet  $\overline{VLS_{gem,Netz}}$ , der anlagengewichtete Mittelwert von  $G_h$  im Netzgebiet  $\overline{G_{h,Netz}}$ , der Konvertierungsfaktor  $X_{glob}$ , die durchschnittliche Globalstrahlung in einem Postleitzahlgebiet  $\overline{G_{h,PLZ}}$ , die durchschnittlichen simulierten VLS in einem Postleitzahlgebiet  $\overline{VLS_{sim,PLZ}}$ , die gemessenen ( $VLS_{gem,Indi}$ ) und simulierten ( $VLS_{sim,Indi}$ ) VLS einer Anlage und der anlagenspezifische Korrekturfaktor  $KF$ . Für eine Korrektur im laufenden Jahr wird  $KF$  funktional aus Vorjahreswerten mittels  $f(KF)$  bestimmt.

### 6.4.3 Anwendung im EEG-Register

Abb. 6.9 zeigt eine Gegenüberstellung der gemessenen und auf Basis der Globalstrahlung simulierten VLS für die Jahre 2012-2015 für fast 300.000 PV-Anlagen im Netzgebiet der Transnet-BW. Eine PV-Anlage erscheint dabei pro analysiertem Jahr einmal in den Abbildungen. Bei der Analyse des Anlagenregisters zeigten sich unvollständige oder fehlerhafte Datensätze.

Tab. 6.1: Verschiedene Fehlermaße zwischen den simulierten und gemessenen VLS mit und ohne korrigierende Verfahren.

	$RMSE_{rel}$	$\tau$	$MBE_{rel}$	$MAE_{rel}$
Unkorrigiert	0.1820	0.3083	-0.0162	0.1316
Mittelwert	0.0799	0.9078	-0.0005	0.0384
Median	0.0913	0.8786	0.0072	0.0317

Bei einigen Anlagen schwankte die installierte Leistung mit verschiedenen Aktualisierungen und fast 70% hatten kein Datum der Inbetriebnahme. Letzteres ist insbesondere dann problematisch, wenn durch die unbekannt Inbetriebnahme in einem analysierten Jahreszeitraum die

gemessenen VLS deutlich reduziert sind und der daraus abgeleitete Korrekturfaktor  $KF$  die Folgejahre unverhältnismäßig stark verändert. Daher werden alle Anlagen in ihrem ersten Jahr im Register oder bei schwankender installierter Leistung nicht in der Analyse berücksichtigt.

In Abb. 6.9a sind die VLS nur mit dem globalen Konvertierungsfaktor  $X_{glob}$  simuliert worden. Die Variation in den simulierten VLS sind strahlungsbedingte Unterschiede zwischen den Jahren und Postleitzahlgebieten. Der Zusammenhang mit den gemessenen Werten ist relativ gering, was auch in Tab. 6.1 durch vergleichsweise schlechte Fehlermaße ausgedrückt wird. Vor dem Hintergrund, dass in operational betriebenen Hochrechnungsverfahren (Schierenbeck et al., 2010) keine anlagenspezifische Korrektur durchgeführt wird, muss davon ausgegangen werden, dass sich dort ein ganz ähnliches Bild zeigt.

Anders hingegen ist die Übereinstimmung in Abb. 6.9b und Abb. 6.9c. Dort wird der Mittelwert bzw. der Median aus den einzelnen  $KF$  verwendet, um damit die VLS zu simulieren. Sowohl in den Abbildungen als auch in den statistischen Fehlermaßen zeigt sich dadurch eine signifikante Verbesserung. Auffällig in Abb. 6.9b sind kleinere Punktwolken unterhalb der Winkelhalbierenden, bei denen die Reduktion durch den Mittelwert des anlagenspezifischen Korrekturfaktors  $KF$  offenbar zu hoch ausfällt. Analysen von Einzelfällen zeigen, dass es sich dabei um Anlagen handelt, bei denen die VLS in einem Jahr deutlich niedriger sind als sonst. Ein Grund hierfür könnte beispielsweise ein Modulausfall sein. Der daraus resultierende Mittelwert führt dann zu einer zu hohen Reduktion in den Folgejahren. Wird stattdessen der Median verwendet, tritt dieser Effekt nicht auf (siehe Abb. 6.9c). Allerdings überschätzt der Median dafür die VLS in dem Jahr der großen Abweichung deutlich stärker, was insbesondere den  $RMSE_{rel}$  empfindlich in die Höhe treibt.

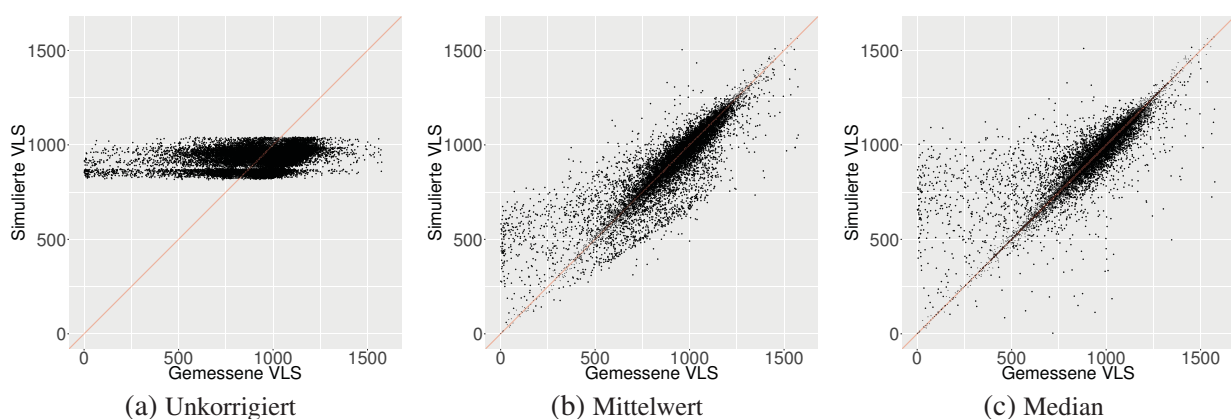


Abb. 6.9: Punktwolken der simulierten und gemessenen VLS mit und ohne korrigierende Verfahren.

Anmerkung: Aufgrund der Vielzahl von Datenpunkten wurden aus Darstellungsgründen zufällig 1/30 aller Anlagen ausgewählt und visualisiert.

Letztlich bedarf es daher einer fallspezifischen Abwägung, ob der Mittelwert oder Median eingesetzt wird. Unbestritten sind der große Nutzen und das enorme Verbesserungspotential in Hochrechnungen gegenüber einem unkorrigierten Verfahren.

### 6.5 Zusammenfassung der vorgestellten Module

In diesem Kapitel werden verschiedene Module vorgestellt, die in der Hochrechnung eingesetzt werden können. Abschnitt 6.1 beschreibt ein in dieser Arbeit entwickeltes Verfahren zur Parametrierung der Modulausrichtung zahlreicher Zielanlagen. Hierbei werden aus DEM stammende Informationen zur Ausrichtung von Dachflächen, Stammdaten von PV-Anlagen und Gebäudeumrisse miteinander kombiniert. Bei PV-Anlagen bei denen die Modulausrichtung nicht anhand dieser Datensätze abgeleitet werden kann, erfolgt eine Schätzung durch Verwendung statistischer Verfahren. Eine Analyse zeigt systematische Unterschiede zwischen den parametrisierten Anlagen und den in der dieser Arbeit verwendeten Referenzanlagen. Diese Unterschiede unterstreichen erneut die Bedeutung einer Berücksichtigung der Modulorientierung in Hochrechnungsverfahren.

In Abschnitt 6.2 wird ein Ansatz vorgestellt, mit dem der Einfluss eines veränderten Sonnenstandes auf die PV-Leistung korrigiert werden kann, wenn die Ergebnisse eines Hochrechnungsverfahrens für wenige Zeitschritte in die Zukunft interpoliert werden sollen. Die Ergebnisse dieser zeitlichen Interpolation sind vielversprechend und deutlich besser als ohne erfolgte Korrektur. Verglichen mit den Fehlermaßen aus anderen Kapiteln ist die Verschlechterung derselben mit steigendem Prognosehorizont allerdings signifikant, sodass eine Korrektur über mehrere Zeitschritte nach Möglichkeit vermieden werden sollte.

Ein Vergleich verschiedener räumlicher Interpolationsmethoden für die Anlagenstandorte findet in Abschnitt 6.3 statt. Hierbei schneiden das IDW- und Kriging-Verfahren am besten ab. Aufgrund der deutlich niedrigeren Rechenzeit wird der Einsatz des IDW-Verfahrens in der Hochrechnung empfohlen.

Abschnitt 6.4 wendet sich der Kalibrierung von Zielanlagen zu, welche große Leistungsunterschiede in den jährlichen VLS aufweisen. Das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren nutzt die im EEG-Anlagenregister hinterlegten Informationen und korrigiert die meteorologisch bedingten Einflüsse. Danach verbliebene Leistungsunterschiede sind anlagenspezifisch und werden zur Ableitung eines individuellen Korrekturfaktors genutzt. Damit kann jede PV-Anlage in einem jährlichen Intervall kalibriert werden. Gegenüber einem Verfahren ohne eine solche Korrektur

zeigt sich eine extreme Verbesserung bei der anlagenscharfen Simulation der PV-Leistung, so dass eine operationelle Umsetzung dringend empfohlen wird.



## 7 Hochrechnung der regionalen PV-Leistung<sup>1</sup>

In den vorangegangenen Kapiteln werden zahlreiche methodische Bausteine vorgestellt, die zwar für das Hochrechnungsverfahren entwickelt wurden, aber auch unabhängig davon einen großen Mehrwert liefern können. In diesem Kapitel soll nun das Zusammenspiel der in Abb. 7.1 skizzierten Module erstmals evaluiert werden. Von dieser Evaluation ausgenommen ist trotz ihres zweifellosen Nutzens die in Abschnitt 6.2 vorgestellte zeitliche Interpolation. Ohne Einfluss zeitlicher Korrekturen soll damit der Nutzen der anderen Module besser quantifiziert werden können.

Zunächst werden hierfür Szenarien in Abschnitt 7.1 definiert und ihr Abschneiden im Kontext von Hochrechnungsverfahren in Abschnitt 7.2 evaluiert. Anschließend findet eine Hochrechnung für den Stadtkreis Freiburg für einen Beispieltag in Abschnitt 7.3 statt. Der ökonomische Nutzen, der in dieser Arbeit entwickelten Methoden, wird in Abschnitt 7.4 quantifiziert. Das Kapitel schließt mit einer kritischen Diskussion der Evaluation des Hochrechnungsverfahrens in Abschnitt 7.5 und einer kurzen Zusammenfassung in Abschnitt 7.6

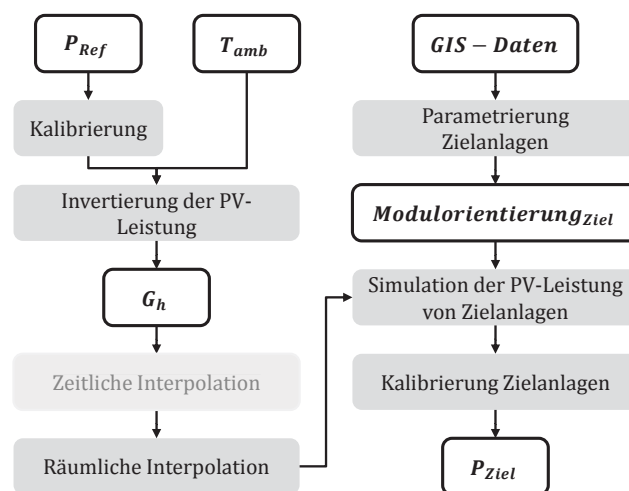


Abb. 7.1: Struktur des in der vorliegenden Arbeit entwickelten Hochrechnungsverfahrens. In der Evaluierung des Zusammenspiels der unterschiedlichen Module wird lediglich die zeitliche Interpolation ausgeklammert. Dabei definiert  $P_{Ref}$  die PV-Leistung von Referenz- und  $P_{Ziel}$  von Zielanlagen.  $T_{amb}$  ist die Umgebungstemperatur und  $G_h$  die horizontale Globalstrahlung.

<sup>1</sup> Zentrale Erkenntnisse aus diesem Kapitel sind in Killinger et al. (2017c) und Killinger et al. (2017d) veröffentlicht.

## 7.1 Definition von Szenarien

Die einzelnen Modulteile in den vorausgegangenen Kapiteln (siehe Abb. 7.1) wurden zwar bereits evaluiert und diskutiert, ihr tatsächlicher Beitrag zum skizzierten Hochrechnungsverfahren ist jedoch noch unklar. Aus diesem Grund sollen Szenarien entwickelt werden, welche eine ganz unterschiedliche Komplexität aufweisen und manche Modulteile ausklammern oder durch andere Ansätze ersetzen. Durch den Vergleich dieser Szenarien können die Verbesserungen durch die einzelnen Modulteile quantifiziert werden. Generell ist eine große Anzahl verschiedener Szenarien möglich. Die in Tab. 7.1 getroffene Auswahl orientiert sich deshalb an realistischen Entwicklungsschritten, die bei der sukzessiven Verbesserung von Hochrechnungsverfahren umgesetzt werden könnten und stellt damit keine vollständige Sensitivitätsanalyse dar.

Die einzelnen Szenarien sollen nachfolgend vorgestellt werden. Das Standardverfahren „STD“ wendet eine Methodik an, die gegenwärtig bei vielen Netzbetreibern im Einsatz ist. Hierbei wird die durchschnittliche PV-Leistung von Referenzanlagen (auch bekannt als Auslastungsgrad) verwendet und angenommen, dass sich das Portfolio aller Zielanlagen ähnlich verhält. Dem gegenüber steht der in der vorliegenden Arbeit entwickelte Ansatz, welcher als Zwischenschritt stets die horizontale Globalstrahlung  $G_h$  berechnet (siehe Kapitel 4). Hierfür werden nachfolgend die Strahlungsmodelle von Reindl et al. eingesetzt.

$G_h$  wird in der Hochrechnung „HR1“ und „HR3“ flächig gemittelt und in allen anderen Szenarien räumlich mit dem „IDW 2.0“-Verfahren interpoliert. Beide Verfahren sind in Abschnitt 6.3 beschrieben. Die Modulorientierung in Hochrechnung „HR1“ und „HR2“ bleibt ähnlich wie im Standardverfahren unberücksichtigt. Im Gegensatz zum Standardverfahren wird die Leistung der

Tab. 7.1: Szenarien für verschiedene Varianten der Hochrechnung (HR) und im Vergleich dazu das in der Praxis häufig angewandte Standardverfahren (STD). In der Hochrechnung erfolgt eine räumliche Interpolation optional mithilfe des Inverse-Distance-Weighting-Verfahrens (hier: IDW 2.0) und eine Kalibrierung ebenfalls optional mit dem in Abschnitt 5.3 eingeführten Verlustfaktor  $VF$ .

Szenario	Methode	Räuml. Interpol.	Modulorient. Zielanl.	Kalibr. Refer.	Kalibr. Zielanl.
STD	$P_{Ref} \rightarrow P_{Ziel}$	Mittelwert	-	-	-
HR1	$P_{Ref} \rightarrow G_h \rightarrow P_{Ziel}$	Mittelwert	von Refer.	-	-
HR2	$P_{Ref} \rightarrow G_h \rightarrow P_{Ziel}$	IDW 2.0	von Refer.	-	-
HR3	$P_{Ref} \rightarrow G_h \rightarrow P_{Ziel}$	Mittelwert	von Zielanl.	-	-
HR4	$P_{Ref} \rightarrow G_h \rightarrow P_{Ziel}$	IDW 2.0	von Zielanl.	-	-
HR5	$P_{Ref} \rightarrow G_h \rightarrow P_{Ziel}$	IDW 2.0	von Zielanl.	mit $VF$	-
HR6	$P_{Ref} \rightarrow G_h \rightarrow P_{Ziel}$	IDW 2.0	von Zielanl.	mit $VF$	mit $VF$

Zielanlagen jedoch auf Basis von  $G_h$  simuliert. Hierfür ist die Angabe einer Modulorientierung nötig und es werden die durchschnittlichen Werte der Referenzanlagen verwendet. „HR3-6“ verwenden für alle Zielanlagen deren korrekte Modulausrichtung. Zusätzlich kann die PV-Leistung der Referenz- und Zielanlagen mit dem Verlustfaktor  $VF$  (siehe Kapitel 5) oder einem Verfahren wie in Abschnitt 6.4 kalibriert werden. Zur Reduktion der Komplexität wird nachfolgend ausschließlich die Kalibrierung mit  $VF$  verwendet. Diese beschränkt sich in „HR5“ noch auf die Referenzanlagen und wird in „HR6“ zudem auf die Zielanlagen ausgedehnt. In allen anderen Szenarien wird keine Kalibrierung durchgeführt. Auf die Anwendung der eigentlichen QKPV Routine selbst wird nachfolgend verzichtet, da das Filtern einzelner Datenpunkte die Vergleichbarkeit mit anderen Szenarien in Frage stellen würde. Hierauf wird in Abschnitt 7.5 eingegangen.

## 7.2 Evaluation des Hochrechnungsverfahrens

Nachfolgend werden die aus der PV-Leistung  $P$  abgeleiteten und für den Standort der Wetterstation am Fraunhofer ISE interpolierten horizontalen Strahlungskomponenten mit den dortigen Messwerten verglichen (Abschnitt 7.2.1). In Abschnitt 7.2.2 werden im Rahmen zweier Kreuzvalidierungen die einzelnen Szenarien evaluiert.

### 7.2.1 Ableitung der horizontalen Strahlung

In Abschnitt 4.4.2 werden bereits die simulierten mit den an der Wetterstation gemessenen Strahlungskomponenten verglichen. Betrachtet werden hierbei durchschnittliche Fehlermaße aller PV-Anlagen, aus denen die horizontalen Strahlungskomponenten ermittelt wurden. In diesem Abschnitt wird nun lediglich ein Wert pro Zeitschritt (statt 45 wie in Abschnitt 4.4.2) und Strahlungskomponente für die unterschiedlichen Szenarien simuliert. Diese werden dann mit Messwerten von der Wetterstation verglichen.

Insbesondere die  $RMSE_{rel}$  Werte und Korrelationskoeffizienten  $\tau$  verbessern sich in Tab. 7.2 ganz erheblich gegenüber Tab. 4.3. Die räumliche Interpolation mit dem „IDW 2.0“ und die Kalibrierung der Referenzanlagen<sup>2</sup> in „HR5“ und „HR6“ zeigen leichte Vorteile bei der Bestimmung von  $D_h$  und  $G_h$ . Überraschenderweise führt eine einfache Mittelung der Strahlung in „HR1“ und „HR3“ zum höchsten Korrelationskoeffizienten  $\tau$  bei der Betrachtung der horizontalen Direktstrahlung  $B_h$ .

<sup>2</sup> Die Kalibrierung der Zielanlagen ist bei Betrachtung der horizontalen Globalstrahlung  $G_h$  irrelevant.



Tab. 7.2: Fehlermaße zwischen den simulierten und gemessenen Strahlungskomponenten. Die einzelnen Strahlungskomponenten wurde mithilfe der Szenarien aus Tab. 7.1 für den Standort der Wetterstation des Fraunhofer ISE simuliert.

		$RMSE_{rel}$	$\tau$	$MBE_{rel}$
$D_h$	HR 1 und HR 3	0.4755	0.8667	0.0508
	HR 2 und HR 4	0.4660	0.8722	0.0475
	HR 5 und HR 6	0.4637	0.8734	0.0443
$B_h$	HR 1 und HR 3	0.6001	0.9333	-0.1088
	HR 2 und HR 4	0.6102	0.9215	-0.0942
	HR 5 und HR 6	0.5983	0.9220	-0.0526
$G_h$	HR 1 und HR 3	0.2925	0.9596	-0.0365
	HR 2 und HR 4	0.2862	0.9606	-0.0300
	HR 5 und HR 6	0.2859	0.9605	-0.0087

Die Analyse wird zudem durch eine Dichteverteilung der horizontalen Strahlungskomponenten in Abb. 7.2 ergänzt. Beispielhaft wird dabei die Methode aus „HR5“ und „HR6“ verwendet. Gegenüber Abb. 4.2 zeigt sich ein ähnlicher Verlauf, wobei die Streuung etwas zurückgeht. Insgesamt wird  $B_h$  erneut systematisch unter- und  $D_h$  systematisch überschätzt, was auf das Dekompositionsmodell zurückgeführt werden kann.<sup>3</sup>

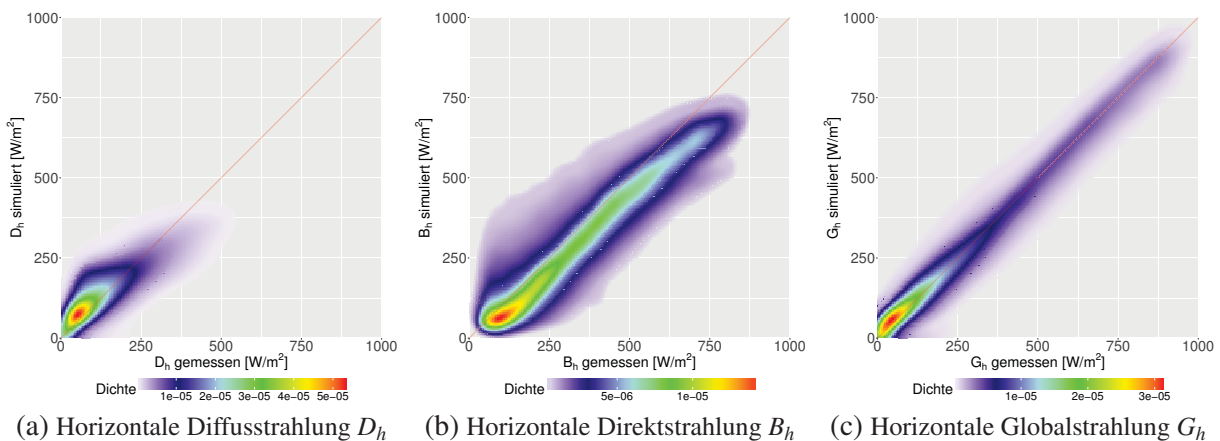


Abb. 7.2: Dichteverteilung von verschiedenen horizontalen Strahlungskomponenten als Gegenüberstellung zwischen simulierten und gemessenen Werten. Simuliert wurde die Strahlung für den Standort der Wetterstation des Fraunhofer ISE durch Anwendung der Moduleile aus „HR5“ und „HR6“. Die Auftrittswahrscheinlichkeit nimmt im Farbverlauf von weiß nach rot zu. In der mittleren Abbildung wurden aus Gründen der Darstellung Werte  $< 50 \text{ W/m}^2$  nicht betrachtet.

<sup>3</sup> Siehe hierzu auch Abschnitt 3.2.3 und Abschnitt 4.4.2.

Der Vergleich mit den Messwerten der Wetterstation ist zwar ein anschauliches Beispiel, die Aussagekraft ist durch Evaluation von nur einem Standort jedoch beschränkt. Dies zeigt sich auch daran, dass der in Abschnitt 6.3 ermittelte Mehrwert einer räumlichen Interpolation durch das „IDW 2.0“ gegenüber einer einfachen Mittelwertbildung in Tab. 4.3 nicht sichtbar ist. Eine Kreuzvalidierung wie in Abschnitt 6.3 ist generell viel besser in der Lage unterschiedliche Szenarien miteinander zu vergleichen und soll daher im nachfolgenden Abschnitt auf die PV-Leistung angewendet werden.

## 7.2.2 Kreuzvalidierung der Hochrechnung

Die Kreuzvalidierung (KV) der Hochrechnung wird ausschließlich anhand der 45 PV-Anlagen aus Abschnitt 3.1.1 umgesetzt. Hierbei wird zwischen zwei Vergleichen unterschieden, die nachfolgend definiert werden.

- **KV1:** Im ersten Vergleich wird stets eine fixe Anzahl von 30 der 45 PV-Anlagen als Zielanlagen ausgewählt. Deren PV-Leistung wird mit den in Tab. 7.1 definierten Szenarien für eine unterschiedliche Zahl an Referenzanlagen bestimmt. Hierbei wird zwischen Konfigurationen mit 1, 2, 3, 5, 7, 10 und 15 Referenzanlagen unterschieden. Sowohl die Auswahl der Referenz- als auch die der Zielanlagen wird zufällig bestimmt. Insgesamt werden in jeder Konfiguration<sup>4</sup> 150 verschiedene Variationen bei der Auswahl der Anlagen simuliert, sodass eine umfassende Berücksichtigung unterschiedlicher Kombinationen erfolgt. Der Grund für die Fixierung der Zielanlagen ist der Umstand, dass ihre Anzahl ganz wesentlich die Variabilität und damit auch die Ergebnisse beeinflusst. Infolge ist die Vergleichbarkeit unterschiedlicher Konfigurationen erschwert, wenn die Anzahl der Referenz- und Zielanlagen variiert (Saint-Drenan et al., 2016).
- **KV2:** In einem zweiten Vergleich wird die Leave-one-out-Kreuzvalidierung aus Abschnitt 6.3 angewendet. D.h. 44 PV-Anlagen werden als Referenz- und eine als Zielanlage ausgewählt. Hierbei werden alle 45 möglichen Variationen durchgespielt und die Szenarien miteinander verglichen.

Beide Vergleiche umfassen den kompletten Zeitraum von 2010 bis 2014 in 5-minütiger Auflösung. Die aufwendigen Simulationen wurden hierfür auf einen Server ausgelagert und parallel mithilfe von 75 Prozessoren in drei bis vier Tagen abgeschlossen.<sup>5</sup>

<sup>4</sup> Eine Konfiguration besteht beispielsweise aus fünf Referenzanlagen und 30 Zielanlagen.

<sup>5</sup> Prozessoren: Intel® Xeon® CPU E5-2699 v4 mit 2.20 GHz; Arbeitsspeicher: 192 GB RAM.

Auf Basis von „KV1“ sind in Abb. 7.3a, Abb. 7.3b und Abb. 7.4 verschiedene Fehlermaße für eine ansteigende Anzahl an Referenzanlagen zusammen mit deren relativem Anteil an der Anzahl von Zielanlagen abgebildet. Die Boxplots markieren das 25 % und 75 % Quantil an ihrer unteren und oberen Kante sowie den Median als mittlere horizontale Linie. Die Minimal- und Maximalwerte sind durch das untere und obere Ende der vertikalen Linien definiert. Jeder Boxplot umfasst die Ergebnisse von 150 zufälligen Variationen, die jedoch für alle Szenarien gleich gewählt sind.

Besonders eindrücklich ist zu sehen, wie mit einer steigenden Anzahl an Referenzanlagen alle Fehlermaße besser werden. Die Unterschiede zwischen den Szenarien werden dabei geringer. Auffällig beim Korrelationskoeffizienten  $\tau$  ist, dass dieser vornehmlich zwischen einer Gruppe mit und ohne Berücksichtigung der Modulorientierung zu unterscheiden scheint. Szenarien schneiden dabei deutlich besser ab, wenn die Modulausrichtung berücksichtigt wird. Alle anderen Variationen in den Szenarien, wie etwa eine zusätzliche Kalibrierung oder eine andere räumliche Interpolation, haben nur wenig Einfluss. Das ist nicht verwunderlich, denn diese Maßnahmen beeinflussen in erster Linie die Höhe der PV-Leistung, nicht aber ihr für den Korrelationskoeffizienten so wichtiges zeitliches Auftreten.

Die  $RMSE_{rel}$  Werte hingegen reagieren sehr sensitiv auf jegliche Abweichungen, selbst wenn diese zeitlich korrelieren. Dabei verhilft die Berücksichtigung der Modulorientierung zwar erneut zu deutlichen Verbesserungen, andere Erweiterungen senken den  $RMSE_{rel}$  aber noch zusätzlich. Die räumliche Interpolation etwa mit dem „IDW 2.0“ zeigt ihren Vorteil gegenüber einer einfachen Mittelwertung ab einer Anzahl von fünf Referenzanlagen, sichtbar im direkten Vergleich von „HR3“ und „HR4“.

Der Vorteil einer Kalibrierung von Referenz- bzw. zusätzlich auch von Zielanlagen ist hingegen nur schwach. Hierbei muss jedoch erwähnt werden, dass die Variabilität in der Leistung bei den verwendeten 45 PV-Anlagen zwar durchaus vorhanden ist (siehe Tab. 3.2) und hinsichtlich der maximalen Leistungswerte beispielsweise zwischen 85 % und 100 % schwankt, damit aber doch deutlich schwächer ausfällt als die in Abschnitt 6.4 analysierten Unterschiede von 0 bis über 1500 Volllaststunden pro Jahr. Hinzu kommt, dass der Grenznutzen mit jedem zusätzlichen Modulteil zurückgeht. Folglich könnte eine Kalibrierung der Zielanlagen mit der Methode aus Abschnitt 6.4 in einem Standardverfahren beispielsweise zu deutlich größeren Verbesserungen führen.

Eine weitere beachtenswerte Erkenntnis ist, dass „HR1“ und „HR2“ für wenige Referenzanlagen zunächst vergleichbar, ab sieben Referenzanlagen jedoch schlechter abschneiden als das Standardverfahren. Grund hierfür ist, dass gegenüber dem Standardverfahren die gesamte

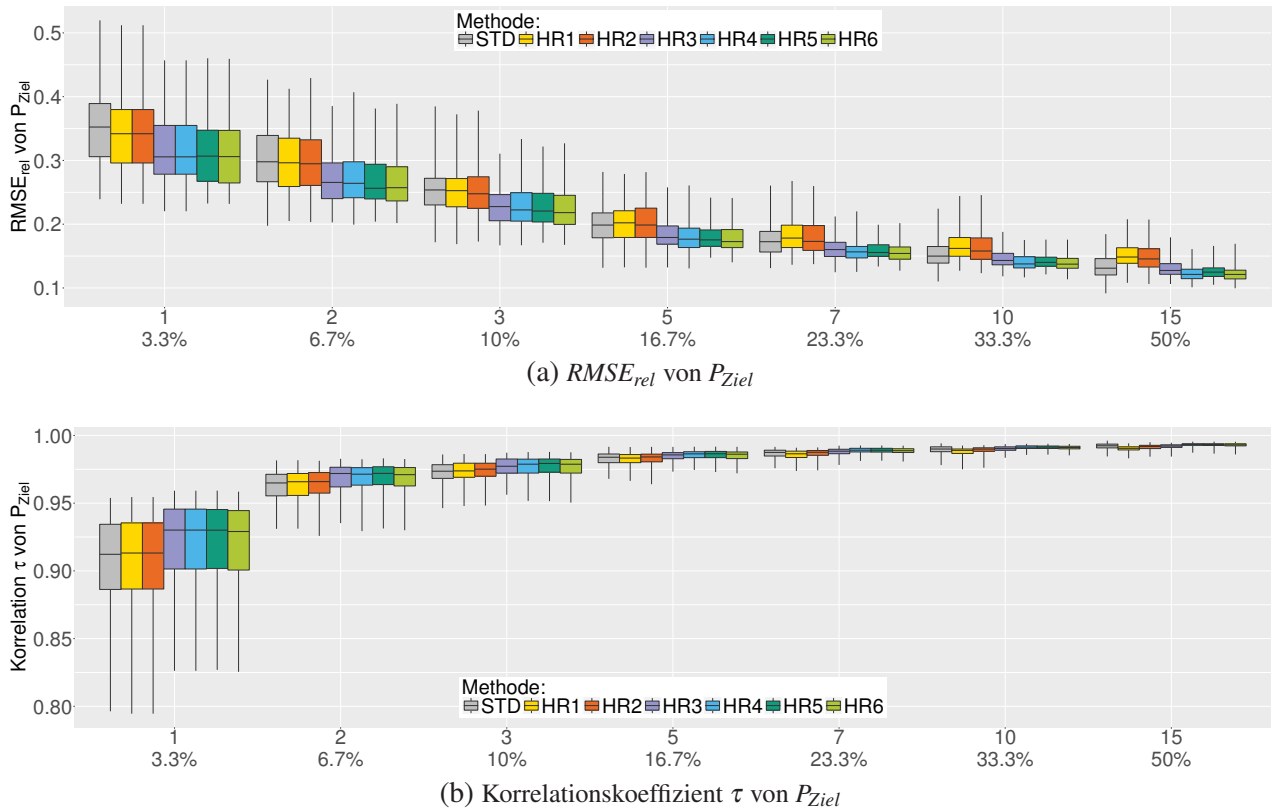


Abb. 7.3: Boxplots für eine steigende Anzahl an Referenzanlagen mit jeweils 150 Variationen als Grundlage („KV1“). Verglichen werden die in Tab. 7.1 definierten Szenarien. Das Rechteck wird durch das 25 % und 75 % Quantil an der unteren und oberen Begrenzung sowie dem Median als Linie in der Mitte aufgespannt. Die äußeren Begrenzungen zeigen den Minimal- und Maximalwert aller beobachteten Werte.

Simulationskette von der Leistung  $P_{Ref}$  einer Referenzanlage über die horizontale Globalstrahlung  $G_h$  bis zur Leistung einer Zielanlage  $P_{Ziel}$  durchlaufen wird, ohne dass – abgesehen von der räumlichen Interpolation in „HR2“ – eine zusätzliche Information ergänzt wird. Die Strahlungsmodelle weisen bei einem kompletten Durchlauf in invertierter und anschließend normaler Simulationsrichtung kein vollständig symmetrisches Verhalten auf. Dadurch kann es zu kleinen Unterschieden in  $P_{Ref}$  und  $P_{Ziel}$  kommen, selbst wenn sich die Anlage selbst abschätzen würde. Diese kleinen Unterschiede sammeln sich bei einer wachsenden Anzahl an Referenzanlagen an, überlagern sich und führen zu etwas schlechteren Ergebnissen als bei „STD“.

Die relativen Unterschiede zwischen einzelnen Gruppierungen in den Szenarien sind bei den  $MBE_{rel}$  Werten besonders stark ausgeprägt. „STD“, „HR1“ und „HR2“ zeigen erneut ein ähnliches Verhalten. Ebenso verhält es sich mit „HR3“ und „HR4“, allerdings auf einem verbesserten Niveau. Erfreulich ist im Vergleich zu diesen Szenarien die signifikante Reduktion im  $MBE_{rel}$  durch eine Kalibrierung in „HR5“ und „HR6“. Während die ausschließliche Kalibrierung der Re-

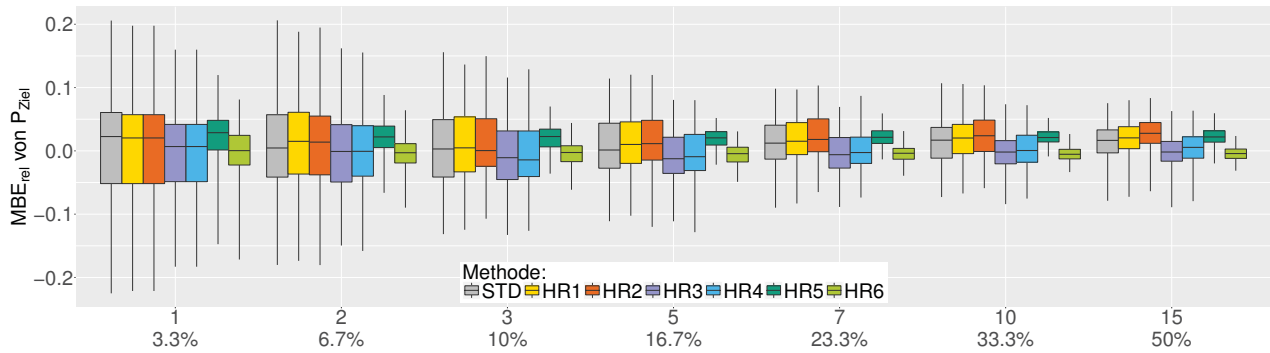


Abb. 7.4: Boxplots der  $MBE_{rel}$  Werte von  $P_{Ziel}$  für eine steigende Anzahl an Referenzanlagen mit jeweils 150 Variationen als Grundlage („KV1“). Verglichen werden die in Tab. 7.1 definierten Szenarien. Das Rechteck wird durch das 25 % und 75 % Quantil an der unteren und oberen Begrenzung sowie dem Median als Linie in der Mitte aufgespannt. Die äußeren Begrenzungen zeigen den Minimal- und Maximalwert aller beobachteten Werte.

Referenzanlagen in „HR5“ noch zu einer systematischen Überschätzung führt, verschwindet diese durch eine zusätzliche Kalibrierung der Zielanlagen in „HR6“.

Im zweiten Vergleich („KV2“) werden nun jeweils 44 Referenzanlagen verwendet, um eine Zielanlage abzuschätzen. Die Ergebnisse der jeweils 45 Variationen sind in Abb. 7.5 abgebildet. Einige Tendenzen aus der vorigen Diskussion bestätigen sich, wobei auch neue Erkenntnisse gewonnen werden können. Die Betrachtung von nur einer Zielanlage erschwert eine präzise Simulation, da deren Leistungskurve anlagenspezifischen Einflüssen und der lokalen Variabilität

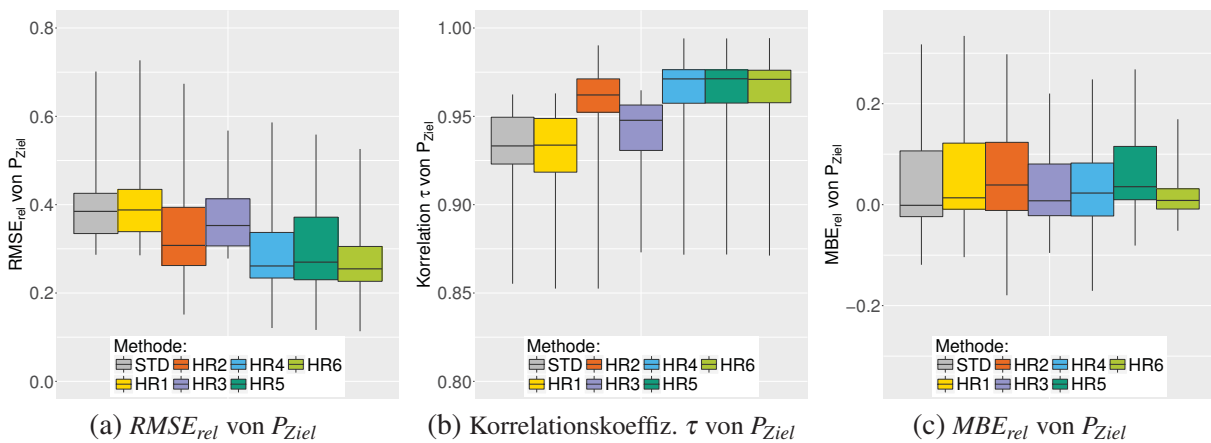


Abb. 7.5: Boxplots der Kreuzvalidierung von 44 Referenzanlagen und jeweils einer Zielanlage („KV2“). Verglichen werden die in Tab. 7.1 definierten Szenarien. Das Rechteck wird durch das 25 % und 75 % Quantil an der unteren und oberen Begrenzung sowie dem Median als Linie in der Mitte aufgespannt. Die äußeren Begrenzungen zeigen den Minimal- und Maximalwert aller beobachteten Werte.

ausgesetzt ist. Bei einem größeren Portfolio von 30 Zielanlagen in „KV1“ gleichen sich diese individuellen Faktoren teilweise aus, womit die besseren Fehlermaße erklären werden können. Auffällig ist zudem, dass die Abstufung in den Fehlermaßen zwischen den einzelnen Szenarien in „KV2“ viel stärker ausgeprägt ist.

Bei den  $RMSE_{rel}$  Werten und beim Korrelationskoeffizienten  $\tau$  zeigen „STD“ und „HR1“ erneut ein ganz ähnliches Verhalten. Das nur leicht schlechtere Abschneiden von „HR1“ kann durch die bereits angesprochene aufwendige Simulationskette erklärt werden, die bei  $G_h$  als Zwischenschritt notwendig ist. Erfreulich ist hingegen die deutliche Verbesserung in „HR2“ durch die Verwendung der „IDW 2.0“-Interpolation. Dass dieser Effekt hier viel stärker auftritt als noch in Abb. 7.3, liegt an der höheren Anzahl an Referenzanlagen. Wenig überraschend kann eine räumliche Interpolation gegenüber einer einfachen Mittelwertbildung erst ab einer größeren Anzahl von Standorten überzeugen. Die Verbesserung von „HR3“ gegenüber „HR1“ bzw. „HR4“ gegenüber „HR2“ ist der Berücksichtigung der Modulorientierung zuzuschreiben und fällt weniger signifikant aus, als in Abb. 7.3. Eine weitere Verbesserung wird erreicht, wenn eine Kalibrierung der Referenz- und Zielanlagen durch den Verlustfaktor  $VF$  erfolgt.

Besonders positiv wirkt sich die Berücksichtigung von  $VF$  in „HR6“ beim  $MBE_{rel}$  aus. Der Bereich zwischen dem 25 % und 75 % Quantil ist in „HR6“ auf ein Drittel des Ausmaßes von „STD“, „HR1“ und „HR2“ und damit um etwa 66 % reduziert. Der Unterschied zwischen „HR5“ und „HR6“ fällt besonders deutlich aus, da eine ausschließliche Korrektur der Referenzanlagen in „HR5“ zu einer asymmetrischen Schiefelage in der Modellierung führt. Daher sollte entweder eine kombinierte Kalibrierung von Referenz- und Zielanlagen erfolgen oder dieses Ungleichgewicht zumindest statistisch korrigiert werden.

### 7.3 Beispielhafte Hochrechnung in der Testregion

In diesem Abschnitt sollen die Ergebnisse der Hochrechnung an einem Beispieltag für den Stadtkreis Freiburg visualisiert werden. Mit dem Verfahren aus Abschnitt 6.1 wurden hierfür alle 2043 PV-Anlagen parametrisiert. Auf eine Kalibrierung der Zielanlagen wird in diesem Beispiel verzichtet und die Simulation der PV-Leistung orientiert sich somit an Szenario „HR5“. Zahlreiche Abbildungen hierzu finden sich aus Platzgründen in Anhang A.

Als Beispiel wurde der 24. Juni 2012 ausgewählt. In den sechs Satellitenbildern in Abb. A.1 zeigt sich der Aufzug einer sich verdichtenden Wolkenfront aus dem Nordwesten. Abb. 7.6 vergleicht die simulierten mit den am Fraunhofer ISE gemessenen horizontalen Strahlungskomponenten. Hierbei ist erkennbar, dass zunächst hohe Globalstrahlungswerte von über  $800 \text{ W/m}^2$

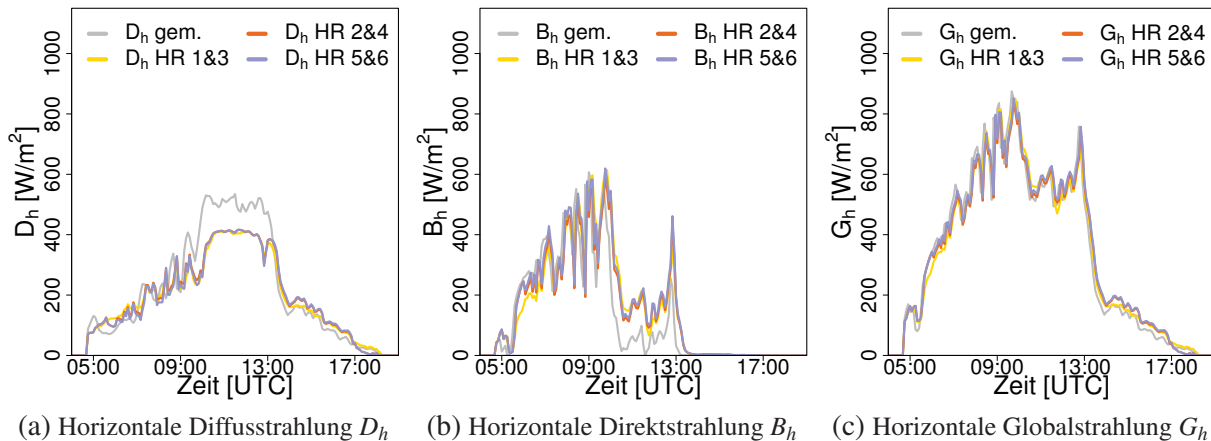


Abb. 7.6: Mit den Szenarien aus Tab. 7.1 simulierte horizontale Strahlungskomponenten für die Wetterstation am Fraunhofer ISE im Vergleich mit gemessenen Werten am 24. Juni 2012.

erzielt werden, aber bereits in den Morgen- und Mittagsstunden auch immer wieder kleine wolkege Abschnitte dämpfend einwirken. Ab 13 Uhr UTC nimmt die Bewölkungsdichte dann deutlich zu und reduziert die Globalstrahlung infolge auf unter  $200 \text{ W/m}^2$ .

Generell wird  $G_h$  dabei sehr präzise simuliert. Es ist zudem in den Nachmittagsstunden schwach erkennbar, dass die Mittelwertbildung in „HR1“ und „HR3“ eine leicht dämpfende Wirkung hat und die Variabilität nicht so gut nachbilden kann, wie das „IDW 2.0“-Verfahren in den anderen Szenarien. Die Beobachtungen aus Abb. 7.6 stimmen hierbei sehr gut mit den Bildern aus Abb. A.1 überein. Der Anteil der direkten Strahlung  $B_h$  wird zur Mittagszeit um ca.  $100 \text{ W/m}^2$  überschätzt, die diffuse Strahlung  $D_h$  um denselben Betrag jedoch unterschätzt. Beide stimmen im restlichen Tagesverlauf sehr gut mit den Messwerten überein.

In Abb. A.2 und Abb. A.3 sind die Simulationsergebnisse von „HR5“ sowohl für den gesamten Stadtkreis, als auch der Innenstadt dargestellt. Flächig im Hintergrund ist hierbei die horizontale Globalstrahlung  $G_h$  abgetragen. Die farbigen Quadrate stehen jeweils für den Standort einer PV-Anlage. Der Farbverlauf repräsentiert die normierte Leistung jeder dieser Anlagen. Erneut zeigt sich hier der beobachtete Tagesverlauf.

In Abb. A.2d lassen sich zudem durch die aufziehende Wolkenfront im Westen geringere  $G_h$  Werte erkennen. Interessant ist auch die Entwicklung der normierten Leistung im Tagesverlauf, die besonders gut in Abb. A.3 beobachtet werden kann. Für eine leichtere Orientierung sind in diesen Abbildungen die Gebäudegrundrisse visualisiert. Große Unterschiede in der Leistung zeigen sich hierbei vor allem in den Morgenstunden, in denen eine Ausrichtung nach Ost, Süd oder West sehr starke Auswirkungen hat. Ähnliche Effekte könnten theoretisch auch in abgeschwächter Form tagsüber und wieder verstärkt in den Abendstunden auftreten.

Tatsächlich zeigen sich in der PV-Leistung ab 12 Uhr UTC nur sehr schwache Unterschiede zwischen den Anlagen, trotz teilweise vergleichbarer Globalstrahlungswerte wie in den Morgenstunden. Die ausbleibenden Unterschiede hängen offenbar mit dem relativen Anteil der einzelnen Strahlungskomponenten zusammen. Eine kompakte Bewölkung führt stets zu einer starken Reduktion der Direktstrahlung  $B_h$  und verschiebt den relativen Anteil zulasten der Diffusstrahlung  $D_h$ . Dieser Einfluss ist eindrucksvoll in Abb. 7.6 sichtbar. Die Diffusstrahlung erreicht die PV-Anlagen auch bei einer unterschiedlichen Modulausrichtung viel gleichmäßiger, was durch eine nur schwache Abhängigkeit der in Abschnitt 3.2.2 beschriebenen diffusen Transpositionsmodelle von der Sonnenposition berücksichtigt wird. Infolgedessen ist die Variabilität der PV-Leistung von Anlagen unterschiedlicher Modulausrichtung deutlich reduziert.

## 7.4 Evaluation des ökonomischen Nutzens

In den vorigen Abschnitten wurden verschiedene Szenarien anhand etablierter Fehlermaße bewertet. Es bleibt allerdings die Frage offen, welche Verbesserungen in einem ökonomischen Kontext zu erwarten sind. In zahlreichen wissenschaftlichen Beiträgen aus Abschnitt 2.2 wird die Preisdifferenz zwischen dem Intraday- und Day-Ahead-Markt bzw. der Ausgleichsenergie und dem Day-Ahead-Markt herangezogen, um Prognosefehler zu bewerten.

Die Idee dahinter ist, dass eine verbesserte Prognose den ausgleichenden Handel auf dem Intradaymarkt oder die in Anspruch genommene Ausgleichsenergie reduzieren würde. Die monetären Auswirkungen können dann über die Preisdifferenz quantifiziert werden. Tatsächlich zeigen die vorgestellten empirischen Analysen, dass im Mittel der nachträgliche Zukauf zum Ausgleich des Prognosefehlers zu höheren Preisen, der Verkauf hingegen zu niedrigeren Preisen als auf dem Day-Ahead-Markt stattfindet. Im Saldo ergeben sich dadurch hohe Kosten für den Prognosefehler. Dieser Zusammenhang kann durch eine Korrelation zwischen Preisdifferenzen und dem Prognosefehler belegt werden und sollte nicht überraschen. Wird beispielsweise die Auflösung eines Nebelfeldes durch ein Wettermodell falsch eingeschätzt, betrifft das viele Prognoseanbieter und häufig ein großes Portfolio an Anlagen. Wurde dabei am Vortag zu viel vermarktet, muss diese Menge auf dem Intradaymarkt nachgekauft werden, um die geringere Erzeugung auszugleichen. Infolgedessen steigen typischerweise die Preise. Löst sich der Nebel aber früher auf als gedacht, muss eine größere Menge an Strom verkauft werden und die Preise auf dem Intradaymarkt sinken. In von Roon (2012), Graeber (2013), Graeber und Kleine (2013) und Mueller et al. (2014) werden diese Zusammenhänge für das deutsche Netzgebiet aufgegriffen. Empirische Analysen belegen die erwarteten Korrelationen zu den Preisdifferenzen, sodass die Preisdifferenz in funktionaler Abhängigkeit des Prognosefehlers und einer Geradensteigung



beschrieben werden kann. Daraus resultiert eine quadratische Abhängigkeit der Kosten vom Prognosefehler in (2.3).<sup>6</sup>

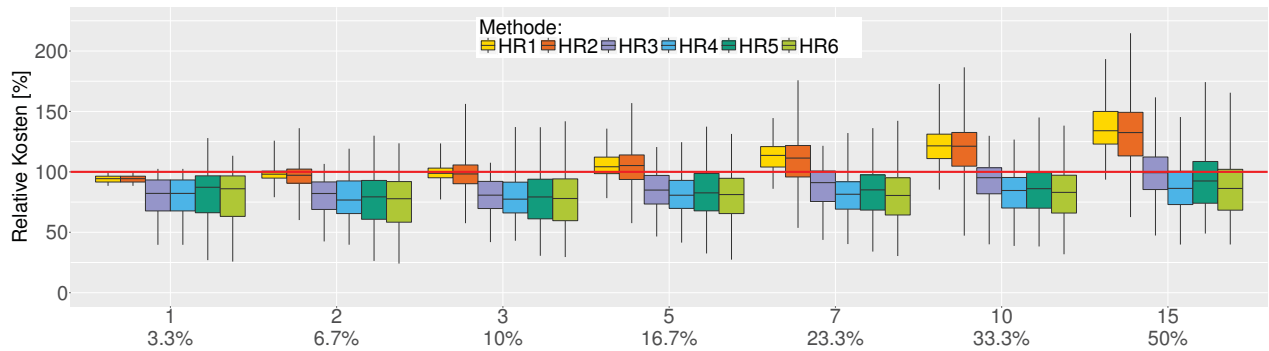
Anders als in den genannten Publikationen, wird der Simulationsfehler in der vorliegenden Arbeit nur anhand von den in Abschnitt 3.1.1 vorgestellten 45 Anlagen in Freiburg quantifiziert. Zwischen dem Simulationsfehler und den Preisdifferenzen zeigen sich keinerlei Korrelationen. Ohne diesen Zusammenhang ergeben sich durch Mengenabweichungen Erlöse und Kosten in einer ähnlichen Größenordnung und gleichen sich im Saldo aus. Dadurch würde ein schlechtes Verfahren zwar zu großen Mengenabweichungen führen, solange diese aber keine systematischen Verzerrungen haben, gleichen sie sich in Über- und Unterschätzungen aus. Dass ein so kleines und regional konzentriertes Portfolio keine Verbindung zu den Preisdifferenzen zeigt, darf allerdings nicht verwundern. Hinzu kommt, dass es in dieser Arbeit nicht um Verbesserungen von Prognosemodellen geht, sondern um methodische Ansätze, welche relativ unabhängig von meteorologischen Erscheinungen die PV-Leistung besser bestimmen sollen. Folglich sind die Modellergebnisse völlig entkoppelt von den Preisdifferenzen und können nicht mit ihnen bewertet werden.

Die quadratische Abhängigkeit der Kosten vom Prognosefehler kann jedoch zur Bewertung der eigenen methodischen Entwicklungen genutzt werden, wenn von zwei Annahmen ausgegangen wird. Zum einen wird angenommen, dass die in der vorliegenden Arbeit entwickelten Methoden grundsätzlich skalierbar sind und auch auf ein größeres Netzgebiet angewendet werden können, in dem sich ebendiese empirischen Zusammenhänge zeigen. Andererseits wird die Annahme getroffen, dass die ökonomische Bewertung von Prognosefehlern auf die Simulationsfehler dieser Arbeit übertragen werden kann, obwohl diese einen Fokus auf die Echtzeit-Hochrechnung legt. Grundlage dieser Annahme ist die in Abschnitt 2.1.5 beschriebene enge thematische Verbindung von Echtzeit-Hochrechnungen und Prognosen.

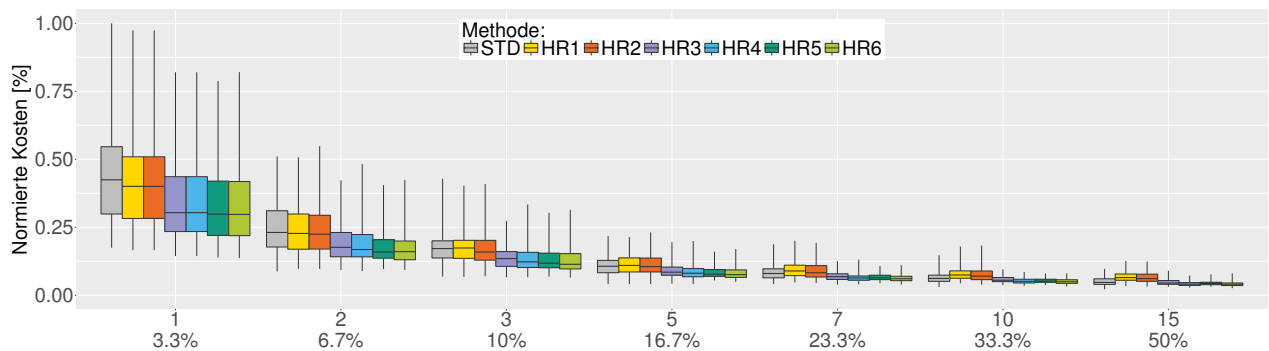
Nachfolgend werden daher die Kosten als Synonym zum quadratischen Fehler verwendet und auf Basis des ersten Vergleichs („KV1“) aus Abschnitt 7.2.2 evaluiert. In Abb. 7.7a sind die kumulierten Kosten für die Szenarien „HR1-6“ in Abhängigkeit einer unterschiedlichen Anzahl an Referenzanlagen abgetragen. Diese sind in Relation zum Standardverfahren „STD“ dargestellt und zur Orientierung eine 100%-Linie eingezeichnet, bei der die Kosten übereinstimmen. Ein Vorteil dieses Vergleichs ist, dass sich zwar die preisabhängige Geradensteigung aus (2.3) herauskürzt, jedoch relative Kostenunterschiede zwischen den Szenarien betrachtet werden können. Abb. 7.7b komplettiert die Analyse, indem der Absolutwert der kumulierten Kosten für alle betrachteten Szenarien dargestellt werden. Zur Vereinfachung wurden die Werte mit dem Maxi-

---

<sup>6</sup> In Mueller et al. (2014) und Fatemi und Kuh (2014) wird zudem diskutiert, ob positive Prognosefehler nicht sogar zu einem exponentiellen Kostenzuwachs führen.



(a) Relativwert der kumulierten Kosten



(b) Normierter Wert der kumulierten Kosten

Abb. 7.7: Boxplots für eine steigende Anzahl an Referenzanlagen mit jeweils 150 Variationen als Grundlage („KV1“). Verglichen werden die in Tab. 7.1 definierten Szenarien als Relativ- und Absolutwerte. Das Rechteck wird durch das 25 % und 75 % Quantil an der unteren und oberen Begrenzung sowie dem Median als Linie in der Mitte aufgespannt. Die äußeren Begrenzungen zeigen den Minimal- und Maximalwert aller beobachteten Werte.

malwert der gesamten Analyse normiert, wodurch auf die Ermittlung einer Geradensteigung wie in (2.3) ebenfalls verzichtet werden kann.

Auffällig in Abb. 7.7b ist der deutliche Kostenrückgang mit einer steigenden Anzahl an Referenzanlagen. Der mittlere Absolutwert sinkt beispielsweise in „HR6“ um mehr als das 8-fache, wenn 15 anstelle von nur einer Referenzanlage verwendet werden. Ähnlich wie beim  $RMSE_{rel}$  in Abb. 7.3a sowie in Lorenz et al. (2008) und Lorenz et al. (2009) beobachtet, geht der Grenznutzen mit jeder weiteren Referenzanlage allerdings schnell zurück. Gegenüber dem  $RMSE_{rel}$  wird vom quadratischen Fehler jedoch nicht die Wurzel gezogen, sodass die absoluten Unterschiede viel deutlicher ausgeprägt sind.

Im Gegensatz dazu bleiben die relativen Kosten eines Szenarios ziemlich konstant und steigen erst bei einer Anzahl von 15 Referenzanlagen leicht an. Die Szenarien „HR1“ und „HR2“, bei denen die Modulorientierung nicht berücksichtigt wird, sind unter wirtschaftlichen Gesichts-

punkten bei einer größeren Anzahl von Referenzanlagen nicht zu empfehlen. Es wird allerdings erwartet, dass der Vorteil einer räumlichen Interpolation bei weiteren Referenzanlagen ansteigt und „HR2“ dann zu ähnlichen Verbesserungen wie in Abb. 7.5 führen würde. „HR3-6“ hingegen bleiben in vielen Variationen teilweise sehr deutlich unter den Kosten des Standardverfahrens. Dabei erweist sich die räumliche Interpolation in „HR4-6“ und eine zusätzliche Kalibrierung von Referenz- und Zielanlagen in „HR6“ als besonders lukrativ.

Gegenüber dem Standardverfahren zeigen sich bei „HR4-6“ Kosteneinsparungen in Höhe von 15 – 25 %. Werden für den Prognosefehler Kosten in Höhe von 3 €/MWh wie in von Roon (2012) angesetzt und von einer Stromproduktion durch PV in Höhe von 37.53 TWh (2016) ausgegangen (Fraunhofer ISE, 2017a), ergeben sich Einsparungen von ca. 16.9-28.1 Mio €/Jahr. Dieses Zahlenspiel ist zwar eine starke Vereinfachung und soll – aufgrund der thematischen Ausrichtung der vorliegenden Arbeit – keine Kernaussage darstellen, zeigt aber anschaulich die Größenordnung erzielbarer Einsparungen.

Insgesamt lassen sich folgende Kernaussagen aus den Analysen in diesem Abschnitt ableiten:

- Allein die zusätzliche Verwendung von Referenzanlagen vermag bei einer geringen Anzahl derselben zu großen Kosteneinsparungen zu verhelfen. Hierbei zeigte sich aber bereits ein signifikant rückläufiger Grenznutzen ab einer Anzahl von fünf Referenzanlagen.
- Weitere Kosteneinsparungen sind dann vornehmlich durch die in der vorliegenden Arbeit entwickelten Methoden möglich und erst ab einer sehr hohen Anzahl von 15 Referenzanlagen<sup>7</sup> leicht rückläufig.

### **7.5 Kritische Auseinandersetzung mit der Evaluation des Hochrechnungsverfahrens**

In diesem Abschnitt soll eine kritische Auseinandersetzung mit der vorangegangenen Evaluation des Hochrechnungsverfahrens stattfinden und damit Diskussionen aus vorigen Kapiteln ergänzen. Insbesondere die Definition der Szenarien in Tab. 7.1 kann nur eine kleine Auswahl aller möglichen Kombinationsmöglichkeiten repräsentieren. Die einzelnen Szenarien sind jedoch so gewählt, dass sie sich einerseits an realistischen Entwicklungsschritten eines Hochrechnungsverfahrens orientieren, zudem aber auch der Einfluss unterschiedlicher Module klar quantifiziert werden kann.

---

<sup>7</sup> Entspricht einem relativen Anteil von 50 % gegenüber den Zielanlagen

Einzelne Module wie die zeitliche Interpolation werden in den Szenarien nicht berücksichtigt. Die Evaluation in Abschnitt 6.2 zeigt, dass die Fehlermaße bereits ab einer Interpolation von 15 min zunehmend schlechter werden. Eine ähnliche Entwicklung wird auch beim Hochrechnungsverfahren erwartet. Die erforderliche zeitliche Korrektur sollte daher so gering wie möglich gehalten werden. Alle im Hochrechnungsverfahren verwendeten Module sind folglich in Hinblick einer ressourcenschonenden Simulation ausgewählt worden, die bei aktuell verfügbaren IT-Infrastrukturen keine zeitrelevanten Verzögerungen verursachen sollten.

Zusätzlich wurde auf die Anwendung der Qualitätskontrolle im Hochrechnungsverfahren verzichtet. Eine Qualitätskontrolle kann streng genommen nur bei den Referenzanlagen erfolgen, da in der Praxis nur von diesen eine Leistungsmessung vorliegt. Problematisch ist jedoch, wenn die Zielanlagen gänzlich unkontrolliert bleiben, wodurch etwaige Messfehler ohne Folgen für die tatsächliche Einspeisung im zur Validierung verwendeten Datensatz verbleiben. Auch deshalb wird eine einseitige Qualitätskontrolle der Referenz- oder Zielanlagen ähnlich wie eine einseitige Kalibrierung in „HR5“ zu einer systematischen Verzerrung führen. Hier besteht also weiterer Forschungsbedarf, damit zukünftig entweder gezielt Messfehler aus dem Datensatz der Zielanlagen herausgefiltert werden können oder aber eine statistische Korrektur die geschilderte systematische Verzerrung ausgleicht. Realistische Abweichungen von der Norm, etwa durch Schneefall oder einen Modulausfall, sollten davon jedoch ausgenommen sein. Durch solche Weiterentwicklungen und durch den in Abschnitt 5.5.3 skizzierten Ausgleich systematischer Reduktionen sind dann weitere Verbesserungen zu erwarten. Diese dürften in realen Anwendungsfällen besonders hoch ausfallen, da dabei von einer geringeren Datenqualität bei Referenzanlagen ausgegangen werden muss.

Für die in „HR3-6“ berücksichtigte Modulatorientierung der Zielanlagen werden die in Abschnitt 3.1.1 angegebenen Werte angenommen und nicht das in Abschnitt 6.1 skizzierte Verfahren verwendet. Die erreichbaren Verbesserungen durch Berücksichtigung der Modulausrichtung müssen daher als Obergrenze angesehen werden. Ähnlich wird für die Kalibrierung der Zielanlagen vereinfachend der Verlustfaktor  $VF$  aus Kapitel 5 verwendet. Da hierbei deutlich mehr Informationen zur Kalibrierung als in Abschnitt 6.4 vorliegen, wird davon ausgegangen, dass auch dieses Verfahren tendenziell etwas besser abschneidet und daher eine gewisse Obergrenze der erreichbaren Verbesserung darstellt. Wie bereits in Abschnitt 7.2.2 diskutiert, weisen eine Vielzahl der EEG-Anlagen allerdings deutlich größere Leistungsunterschiede auf, sodass die erreichbaren Verbesserungen durch eine Kalibrierung in der realen Anwendung deutlich höher ausfallen könnten.

Offen bleibt, wie gut sich die vorgestellten Ergebnisse auf andere Regionen übertragen lassen. Hierzu können nachfolgende Anmerkungen getroffen werden.

- Die Ergebnisse reagieren sehr sensitiv auf die Auswahl, Anzahl und räumliche Verteilung der Referenz- und Zielanlagen. Eine ähnliche Abhängigkeit wird auch in anderen Regionen zu beobachten sein.
- Es wird tendenziell erwartet, dass die erreichbaren Verbesserungen durch eine räumliche Interpolation, Kalibrierung und Qualitätskontrolle bei der realen Anwendung und einem größeren Portfolio weiter an Einfluss zunehmen.
- Bei einer ähnlichen Modulausrichtung von Referenz- und Zielanlagen wird der Nutzen einer Berücksichtigung derselben sinken. Zeigen sich aber größere Differenzen zwischen beiden Portfolios wie in Abb. 6.9, ist eine Berücksichtigung unbedingt anzuraten.
- Abschließend kann die Frage daher an dieser Stelle nicht beantwortet werden, sondern muss fallspezifisch diskutiert werden. Zur Unterstützung bei dieser Fragestellung und für die Ableitung konkreter Handlungsempfehlungen kann eine Sensitivitätsanalyse helfen. Damit lassen sich für eine Vielzahl unterschiedlicher Portfolios, Parameter und berücksichtigter Module die Auswirkungen auf unterschiedlichen räumlichen und zeitlichen Aggregationsebenen analysieren. Ein solches Simulationstool stellt damit eine interessante zukünftige Entwicklung dar und wird zusammen mit anderen Ansätzen in Abschnitt 8.3 diskutiert.

### 7.6 Zusammenfassung zur Anwendung von Hochrechnungsverfahren

In diesem Kapitel wird das Zusammenspiel verschiedener, in der vorliegenden Arbeit entwickelter, Module evaluiert. Hierfür werden unterschiedliche Szenarien definiert, mit denen sich der Nutzen der einzelnen Module quantifizieren lässt.

Die Evaluierung erfolgt zunächst anhand eines Vergleichs der auf Basis aller PV-Anlagen simulierten mit der gemessenen horizontalen Strahlung. Dabei zeigt sich nicht nur eine hohe Übereinstimmung mit gemessenen Werten, sondern eine deutliche Verbesserung gegenüber einer Simulation auf Basis von einzelnen Anlagen in Abschnitt 4.4.2. Die Unterschiede zwischen den Szenarien hingegen fallen gering aus, sind für einen einzelnen Standort allerdings auch statistisch wenig belastbar.

Anschließend wird eine Kreuzvalidierung anhand zweier Vergleiche durchgeführt. Im ersten Vergleich („KV1“) variiert die Anzahl der Referenzanlagen zwischen einer und 15 Anlagen, während stets von 30 Zielanlagen ausgegangen wird. Im zweiten Vergleich („KV2“) werden jeweils 44 Referenzanlagen genutzt, um eine Zielanlage zu simulieren. Die Berücksichtigung

der Modulausrichtung führt gegenüber einem Standardverfahren zu einem deutlich geringeren  $RMSE_{rel}$ . Ähnliche Verbesserungen zeigen sich durch die räumliche Interpolation, wobei die Genauigkeit mit einer steigenden Anzahl an Referenzanlagen erwartungsgemäß zunimmt. Die Kalibrierung hat überaus positive Auswirkungen auf den  $MBE_{rel}$ , sollte jedoch, um einseitige Verzerrungen zu vermeiden, bei Referenz- und Zielanlagen gemeinsam angewendet werden. Insgesamt zeigt sich ein großes Verbesserungspotential und der  $RMSE_{rel}$  kann absolut um bis zu ca. 13 % in „KV2“ und 6 % in „KV1“ gesenkt werden. Der Korrelationskoeffizient  $\tau$  hingegen kann in „KV1“ um bis zu rund 1.7 % und in „KV2“ um 3.5 % verbessert werden. Da der Korrelationskoeffizient  $\tau$  selbst dimensionslos ist, wurden hierbei die relativen Veränderungen ermittelt. Der  $MBE_{rel}$  wird insbesondere durch die Kalibrierung noch stärker reduziert, sodass der Bereich zwischen dem 25 % und 75 % Quantil bei beiden Vergleichen um etwa 66 % gegenüber dem Standardverfahren sinkt.

In Abschnitt 7.3 wird die Hochrechnung beispielhaft an einem Tag mit wechselnder Bewölkung analysiert. Die Übereinstimmung mit den Wetterstationsdaten ist dabei hoch und es werden die unterschiedlichen Einflüsse der Direkt- und Diffusstrahlung auf die PV-Leistung beleuchtet.

Der ökonomische Nutzen, des in dieser Arbeit entwickelten Hochrechnungsverfahrens, wird in Abschnitt 7.4 quantifiziert. Dabei wird vereinfachend von einem quadratischen Zusammenhang der Kosten und dem Simulationsfehler ausgegangen. Gegenüber dem Standardverfahren ergeben sich potentielle Kosteneinsparungen von 15 – 25 %. Zudem wird gezeigt, dass unabhängig von den eingesetzten Verfahren sehr große Verbesserungen durch Verwendung möglichst vieler Referenzanlagen erreicht werden können.

In Abschnitt 7.5 findet schließlich eine kritische Auseinandersetzung mit der Evaluation und den verschiedenen Modulen in der Hochrechnung statt. Zudem werden weitere zukünftige Entwicklungsschritte skizziert.



## 8 Schlussbetrachtung

„Ein Sonnenstrahl reicht hin, um viel Dunkel zu erhellen.“<sup>1</sup>

Dieser Satz ist ein sehr schönes Synonym für die vom Sonnenlicht abhängige photovoltaische Stromerzeugung, deren Bedeutung in den letzten Jahren national und international stark zugenommen hat. Mit der Umstellung der Energiewirtschaft auf einen noch deutlich größeren Anteil volatiler Erzeuger sind viele Herausforderungen und Chancen verbunden. Für eine erfolgreiche Integration von PV-Anlagen in das Stromsystem ist eine gute Kenntnis ihrer aktuellen und zukünftigen Erzeugungsleistung wichtig. Da die PV-Leistung bei vielen Anlagen nicht gemessen wird, werden von Netzbetreibern und zahlreichen Dienstleistern häufig sogenannte Hochrechnungsverfahren eingesetzt. Das Grundprinzip einer Hochrechnung besteht darin, dass gemessenen Leistungsdaten von Referenzanlagen genutzt werden, um die Leistung von Zielanlagen ohne eigene Messeinrichtungen abzuschätzen. Das übergeordnete Ziel der vorliegenden wissenschaftlichen Arbeit besteht darin, methodische Verbesserungen bei Hochrechnungsverfahren zu entwickeln, mit deren Unterstützung die regionale PV-Leistung zukünftig exakter bestimmt werden kann. Gegenüber anderen Verfahren können durch einen hohen Detaillierungsgrad anlagenspezifische Besonderheiten besser berücksichtigt werden.

In diesem Kapitel soll zunächst eine kritische Würdigung der Arbeit in Abschnitt 8.1 stattfinden. In Abschnitt 8.2 wird auf die Forschungsfragen aus Abschnitt 1.2 eingegangen und es werden zentrale Erkenntnisse zusammengefasst. Das Kapitel schließt mit einem Ausblick auf den zukünftigen Forschungsbedarf in Abschnitt 8.3.

### 8.1 Kritische Würdigung

In den vorherigen Kapiteln werden die entwickelten Methoden bereits kritisch diskutiert. Ziel dieses Kapitels ist es daher nicht nur zentrale Kritikpunkte zusammenzufassen, sondern die Methoden auch in ihrer ganzheitlichen Bedeutung für das Hochrechnungsverfahren zu bewerten. Darüber hinaus wird auf Grenzen in der Modellierung eingegangen und es werden Einschränkungen

---

<sup>1</sup> Franz von Assisi (1182-1226), gebürtig Giovanni Battista Bernardone, katholischer Heiliger, Begründer des Franziskanerordens



gen durch die verwendeten Daten genannt. Insgesamt lässt sich die Struktur dieses Abschnitts in drei Themenblöcke unterteilen, welche sich mit allgemeiner Kritik an Hochrechnungsverfahren in Abschnitt 8.1.1, der Modellierung in Abschnitt 8.1.2 und den Datensätzen in Abschnitt 8.1.3 befassen.

### 8.1.1 Allgemeine Kritik an Hochrechnungsverfahren

Hochrechnungsverfahren konkurrieren mit anderen methodischen Ansätzen bei der Bestimmung der regionalen PV-Leistung. Ein Hauptkritikpunkt von Saint-Drenan et al. (2017) an Hochrechnungsverfahren ist, dass die dabei verwendeten Referenzanlagen lediglich ihren Standort repräsentieren. Diese Referenzanlagen spiegeln insbesondere bei einer geringen Anzahl nicht zwangsläufig das Verhalten eines größeren Portfolios weit verstreuter Anlagen wider. Ansätze, die etwa auf satellitenbasierte Strahlungsdaten oder numerische Wettermodellldaten zurückgreifen (siehe Abschnitt 2.3), haben den Vorteil, dass sie nicht von punktuellen Messungen abhängen, sondern meteorologische Parameter wie die Globalstrahlung oder Temperatur für ein flächiges Gitternetz abschätzen können. Satellitenbasierte Strahlungsdaten oder numerische Wettermodelle können allerdings die tatsächlich an einem Standort vorherrschenden meteorologischen Bedingungen nur näherungsweise abbilden, sodass Abweichungen zwischen der simulierten und an Referenzanlagen gemessenen PV-Leistung auftreten (Engerer et al., 2017). Ob Hochrechnungsverfahren oder andere Verfahren eine höhere Genauigkeit erzielen, hängt daher stark von der Anzahl der Referenzanlagen und ihrer geographischen Verteilung ab (Saint-Drenan et al., 2017; Bright et al., 2017).

Zudem kritisiert Saint-Drenan et al. (2017), dass die Anlageneigenschaften von Referenz- und Zielanlagen unterschiedlich sein können, wodurch die Genauigkeit von Hochrechnungsverfahren begrenzt ist. Diese Erfahrung wird auch in zahlreichen Kapiteln dieser Arbeit gemacht und es werden Lösungsansätze entwickelt, um diese Herausforderung zu überwinden. Unterschiedliche Modulausrichtungen werden daher etwa durch die Leistungsprojektion aus Kapitel 4 berücksichtigt. Unsicherheiten in der Parametrierung und fehlerhafte Messungen bei Referenzanlagen können zudem mit den Ansätzen aus Kapitel 5 reduziert werden. Ergänzend dazu detektiert ein in Killinger et al. (2017a) beschriebener Ansatz zyklische Einflüsse wie eine wiederkehrende Verschattung in der PV-Leistung von Referenzanlagen. Die Repräsentativität solcher Anlagen wird in einem daran angeschlossenen Schritt erhöht, indem diese anlagenspezifischen Einflüsse korrigiert werden. Die Ansätze zur Parametrierung und Kalibrierung von Zielanlagen in Kapitel 6 ermöglichen es zudem, die unterschiedlichen Eigenschaften der Zielanlagen zu berücksichtigen.

Die genannten Verfahren helfen damit den Kritikpunkt von Hochrechnungsverfahren zu lösen und eine Berücksichtigung unterschiedlicher Anlageneigenschaften zu realisieren.

Alle Nachteile gegenüber anderen Ansätzen können selbst bei fehlerfreier Anwendung dieser Maßnahmen nicht ausgeräumt werden. Wie in Abschnitt 4.4.4 beispielsweise bereits thematisiert, trifft die direkte Strahlung nur bis zu einem maximalen Einfallswinkel  $< 90^\circ$  auf ein Modul. Durch Reflektionen an der Moduloberfläche nimmt der Anteil der direkten Strahlung aber schon deutlich früher ab (Yang et al., 2014). In Abhängigkeit ihrer Modulausrichtung kann eine Referenzanlage daher unter Umständen die Erzeugung eines größeren Anlagenportfolios in den frühen Morgen- und späten Abendstunden nicht fehlerfrei repräsentieren. Eine Lösungsstrategie kann in einer dynamischen Kombination von Hochrechnungsverfahren mit beispielsweise satellitenbasierten Strahlungsdaten liegen. Bei einer erfolgreichen Umsetzung lassen sich damit die Vorteile unterschiedlicher Verfahren verbinden und deren individuellen Nachteile reduzieren. Ein solcher Ansatz wird in u. a. in Saint-Drenan et al. (2011) und Bright et al. (2017) vorgestellt sowie in Abschnitt 8.3 thematisiert.

### **8.1.2 Kritik an der Modellierung**

Im Rahmen der vorliegenden Arbeiten werden zahlreiche unterschiedliche Modelle genutzt und eigene Methoden entwickelt. Dieser Abschnitt setzt sich kritisch mit den dafür getroffenen Annahmen und Limitierungen auseinander. Damit sollen die bereits in den spezifischen Abschnitten diskutierten, individuellen Kritikpunkte vervollständigt werden. Einige dieser Kritikpunkte hängen direkt mit der Datenverfügbarkeit zusammen, sodass eine klare Trennung zu Abschnitt 8.1.3 nicht immer möglich ist.

Grundsätzlich vereinfachen die im Hochrechnungsverfahren angewendeten Modelle teils komplexe Wechselbeziehungen der Wirklichkeit, um mit den ihnen zur Verfügung stehenden Variablen und Parametern die gewünschten Zielgrößen abzuschätzen. Dieses Vorgehen limitiert die Aussagekraft der Modelle generell und ist ein Grund dafür, dass beispielsweise keine perfekte Übereinstimmung zwischen simulierten und gemessenen Werten erreicht wird. Ein weiterer wichtiger Grund für Ungenauigkeiten in der Simulation ist in der Parametrierung der Modelle zu sehen. Die Dekompositions- und Transpositionsmodelle zur Transformation der Globalstrahlung etwa wurden an Messdaten parametrierung und evaluiert, die andere meteorologische und klimatologische Eigenschaften als vergleichbare Messwerte in der Testregion dieser Arbeit aufweisen. Aus diesem Grund werden in Gueymard und Ruiz-Arias (2016) Dekompositionsmodelle an verschiedenen Standorten weltweit evaluiert und führen zu teilweise sehr unterschiedlichen Ergebnissen.

Ähnliches gilt für eigene Modellentwicklungen. Das quadratische Modell zur Simulation der PV-Leistung in Kapitel 4 approximiert das in Abschnitt 3.3 beschriebene Modell zwar sehr gut, repräsentiert aber damit lediglich dessen Parametrierung. Beide Modelle haben dadurch einen klar definierten Zusammenhang zwischen Inputvariablen wie der Globalstrahlung, dem Modultyp und der Umgebungstemperatur mit der zu simulierenden PV-Leistung. Diese Vereinfachung der komplexeren Wirklichkeit setzt sich bei der Auswahl des Modultyps fort. Von unterschiedlichen zur Verfügung stehenden Modultypen beschränken sich alle Simulationen in dieser Arbeit auf kristalline Solarzellen aus Silizium (c-Si). Damit wird zwar dem überaus hohen Marktanteil dieses Zelltyps entsprochen (Fraunhofer ISE, 2017b), aber auch eine grundlegende Annahme getroffen, da Information zum verwendeten Zelltyp von den meisten PV-Anlagen nicht vorliegen. Darüber hinaus stehen in der Literatur auch komplexere Modelle zur Simulation der PV-Leistung zur Verfügung, die etwa die Windgeschwindigkeit, Verkabelung der Module oder Aufständigung bei Flachdachanlagen berücksichtigen. Da diese Informationen ebenfalls nur für wenige Anlagen vorliegen, wird in den Simulationen bewusst von solchen Modellen abgesehen.

Eine weitere Vereinfachung ist die Berücksichtigung sonstiger Verluste als konstantem Faktor für alle Anlagen in Abschnitt 3.3.1. Individuelle Anlagenunterschiede werden dabei gar nicht berücksichtigt und die Festlegung dieses Wertes lehnt sich an empirischen Erfahrungen mit größeren Anlagenportfolios an. Diesem Kritikpunkt wird in Kapitel 5 begegnet, indem ein Verlustfaktor für jede Referenzanlage individuell bestimmt wird. Für Zielanlagen findet zudem eine anlagenspezifische Kalibrierung in Abschnitt 6.4 statt. Trotzdem verbleibt damit ein konstanter Faktor für jede Anlage, bei dem saisonale oder tageszyklische Einflüsse nicht abgebildet werden können. Der in Killinger et al. (2017a) publizierte und in Abschnitt 8.3 beschriebene Ansatz zielt daher darauf ab ebendiese Einflüsse zu detektieren und für Referenzanlagen zu korrigieren.

Vereinfachend werden in den Simulationen dieser Arbeit zudem keine Reflektionsverluste an der Moduloberfläche berücksichtigt. Zwar zeigen Zwischenergebnisse bei der Entwicklung der Modelle in Kapitel 4 und Kapitel 5, dass der Einbezug der Reflektionsverluste mit dem in Yang et al. (2014) beschriebenen Verfahren zu keinen Verbesserungen führt, eine höhere Genauigkeit ist aber möglicherweise in alternativen Modellierungsansätzen möglich.

Wie bereits in Kapitel 2 thematisiert, wird darüber hinaus vereinfachend davon ausgegangen, dass der mittels der PV-Anlagen erzeugte Strom ungehindert eingespeist wird. Eine reduzierte Einspeisung durch eine Abregelung, Leistungsbegrenzung oder den Eigenverbrauch wird damit im Kontext dieser Arbeit nicht berücksichtigt und in den jeweiligen Abschnitten begründet.

Bei der Simulation der reflektierten Strahlung wird zudem von einer konstanten Umgebungsalbedo ausgegangen, da keine präziseren standortspezifischen Informationen vorliegen. Der da-

durch zu erwartenden Fehler ist jedoch gering, da die reflektierte Strahlung meist nur einen geringen Anteil an der gesamten Globalstrahlung aufweist.

Die in Kapitel 5 entwickelte Qualitätskontrolle reagiert sehr sensibel auf die Festlegung von Schwellenwerten. Bei der Bestimmung dieser Schwellenwerte wurde daher sehr darauf geachtet, dass unkritische Messwerte nicht zu Unrecht als fehlerhaft oder auffällig deklariert werden. In dem Spannungsfeld einer zu lockeren oder zu strengen Qualitätskontrolle erfolgte die Parametrierung der Schwellenwerte daher auf Basis empirischer Erfahrungen. Falls das Verfahren bei anderen Datensätzen angewendet werden sollte, ist daher eine kritische Überprüfung der Schwellenwerte unbedingt anzuraten.

Wie in diesem Abschnitt aufgezeigt, gibt es eine Vielzahl unterschiedlichster Annahmen und Begrenzungen. Vereinfachungen sind jedoch nicht pauschal als negativ zu bewerten. Wie die Ergebnisse in Kapitel 4 und Gueymard (2009) zeigen, können komplexere Modelle unter manchen Voraussetzungen (z. B. ungenauen Eingangsdaten) sogar schlechtere Fehlermaße aufweisen. In einer langen Simulationskette wie dem Hochrechnungsverfahren ist es daher wichtig herauszufinden, welche Informationen in Bezug auf die simulierte PV-Leistung einer Region essentiell sind. Saint-Drenan (2015) untersucht diese Fragestellung bei der Simulation der PV-Leistung individueller Anlagen. Er kommt zu dem Ergebnis, dass u. a. die installierte Leistung sowie der Azimut- und Neigungswinkel unbedingt berücksichtigt werden sollten. Alle genannten Größen werden im Hochrechnungsverfahren dieser Arbeit einbezogen. Unbeantwortet bleibt allerdings, welche Bedeutung diese und andere Parameter bei der Simulation von hunderten oder gar tausenden Anlagen in einem Netzgebiet haben. Dieser Frage soll daher im Rahmen einer Sensitivitätsanalyse nachgegangen werden, die in Abschnitt 8.3 vorgestellt wird.

### **8.1.3 Kritische Auseinandersetzung mit den Datensätzen**

Im Rahmen dieser Arbeit werden zahlreiche unterschiedliche Datensätze einbezogen. Bei der Auswahl wurde darauf geachtet, dass diese möglichst frei zugänglich und in vielen Regionen verfügbar sind. Damit soll die Übertragbarkeit der entwickelten Methoden auch auf andere Gebiete gewährleistet werden. Die Daten wurden zudem mit großer Sorgfalt in Hinblick auf ihre Qualität und Aktualität ausgewählt, um eine unerwünschte Beeinflussung der Ergebnisse zu vermeiden. Wenn möglich wurden zusätzliche Verfahren entwickelt, welche die Datenqualität kritisch überprüfen. Limitierungen, die mit der in dieser Arbeit getroffenen Auswahl an Datensätzen verbundenen sind, sollen in diesem Abschnitt ebenso diskutiert werden wie eine mögliche Verwendung bislang unberücksichtigter Datensätze.

Viele Evaluationen in der vorliegenden Arbeit sind auf die 45 zur Verfügung stehenden PV-Anlagen begrenzt. Die Übertragbarkeit der Ergebnisse auf reale Anwendungsfälle zur Simulation von vielen tausend Anlagen ist daher beeinträchtigt. Gegenläufige und sich kompensierende Tendenzen erschweren zudem generelle Aussagen. Liegt beispielsweise die Modulausrichtung bei Referenzanlagen in niedriger Datenqualität bei einer realen Anwendung vor, ist die Genauigkeit der Leistungsprojektion begrenzt. Im Gegenzug dazu kann jedoch eine Kalibrierung in der realen Anwendung möglicherweise einen ungleich höheren Nutzen als in den Evaluationen dieser Arbeit erzielen, wenn die jährlichen Erträge viel stärker schwanken als bei den 45 analysierten Anlagen. Überlagert wird dieses Zusammenspiel unterschiedlicher Faktoren zudem durch Aggregationseffekte von einer Vielzahl an Anlagen und Standorten. Besonders positiv ist bei den verwendeten Leistungszeitreihen der 45 Anlagen jedoch hervorzuheben, dass die Datenqualität hoch und der Analysezeitraum mit fünf Jahren lang ist. Dadurch können Millionen von Datenpunkten miteinander verglichen und die Aussagekraft der Ergebnisse gestärkt werden. Die Übertragbarkeit von methodischen Verbesserungen kann zudem im Rahmen der in Abschnitt 8.3 vorgestellten Sensitivitätsanalyse überprüft werden.

Das Hochrechnungsverfahren aus dieser Arbeit ist für eine Anwendung in Echtzeit konzipiert. Um zeitliche Verzögerungen durch den Abruf und die Verarbeitung dafür benötigter Daten auszugleichen, wird ein zeitliches Interpolationsverfahren in Abschnitt 6.2 vorgestellt. Dieses Verfahren geht von gleichbleibenden meteorologischen Verhältnissen aus und korrigiert lediglich den Sonnenstand. Die Genauigkeit dieses Verfahrens geht daher mit einem steigenden Prognosehorizont schnell zurück. Für eine Simulation der PV-Leistung in den nächsten Stunden oder Tagen müssen daher andere Datenquellen wie numerische Wettermodelle oder Wolkenzugsvektoren aus Satellitenbildern (Kühnert, 2016) einbezogen werden. Ein solcher Dateninput kann einfach in das entwickelte Hochrechnungsverfahren eingebunden werden und wird in Abschnitt 8.3 thematisiert.

Bei der anlagenspezifischen Simulation der PV-Leistung in dieser Arbeit wird die Modulausrichtung von jeder Anlage benötigt. Diese Daten liegen aktuell nicht vor und werden daher mithilfe eines GIS-basierten Ansatzes in Abschnitt 6.1 parametrisiert. Eine erfolgreiche Parametrisierung hängt dabei stark von einer hohen Datenqualität und -aktualität ab. Eine Einschränkung bei diesem Ansatz ist die fehlende Möglichkeit, ihn für ein großes Gebiet zu validieren, auch wenn stichprobenartige Überprüfungen eine hohe Übereinstimmung aufweisen. Die Modulausrichtungen von großen Freiflächen- und Flachdachanlagen werden mit dem skizzierten Ansatz zwar abgeschätzt, aufgrund ihres vergleichsweise großen Einflusses auf die regionale PV-Leistung wird eine manuelle Überprüfung jedoch empfohlen.

Wie in Abschnitt 6.1 diskutiert, stehen inzwischen für eine Vielzahl an Städten digitale Höhenmodelle zur Verfügung. Durch die Integration solcher Modelle kann die Verschattung durch Gebäude, Hindernisse und topographische Strukturen in der Hochrechnung berücksichtigt und möglicherweise weitere Verbesserungen erreicht werden. Die sehr hohe Rechenzeit (Fath et al., 2015; Freitas et al., 2015) erschwert aktuell noch eine großflächige Anwendung in Hochrechnungsverfahren. Daher werden digitale Höhenmodelle in dieser Arbeit ausschließlich zur Parametrierung von Zielanlagen eingesetzt.

Eine zentrale Grundlage für die Simulation der PV-Leistung in einer Region ist das EEG-Anlagenregister. Dieses Register enthält wichtige Informationen zum Standort, der installierten Leistung, der Jahresenergiesumme oder der Identität einer Anlage. In den letzten Jahren wurde der Informationsgehalt solcher Angaben teilweise aus Datenschutzgründen reduziert, wodurch eine präzise Modellierung dieser Anlagen zunehmend erschwert wird. Darüber hinaus zeigen sich im Umgang mit dem Register eklatante Qualitätsprobleme. Teilweise sind unbekannte Postleitzahlen hinterlegt oder es wird von unrealistisch hohen Jahresenergiesummen berichtet. Nach § 111e und § 111f EnWG wird das bestehende EEG-Anlagenregister durch das Marktstammdatenregister (MaStR) abgelöst. Damit soll u. a. die Datenqualität erhöht und Meldepflicht für Anlagenbetreiber besser durchgesetzt werden. Darüber hinaus sollen im MaStR zusätzliche Informationen wie etwa der Azimut- und Neigungswinkel von PV-Anlagen hinterlegt werden (BNetzA, 2017b).

## **8.2 Schlussfolgerungen und Zusammenfassung**

Wie bereits in der Einleitung dieses Kapitels beschrieben, werden im Rahmen dieser Arbeit methodische Verbesserungen bei Hochrechnungsverfahren entwickelt, mit deren Unterstützung die regionale PV-Leistung zukünftig exakter bestimmt werden kann. In diesen Hochrechnungsverfahren werden leistungsgemessene Referenzanlagen genutzt, um die PV-Leistung zahlreicher Zielanlagen ohne eigene Messeinrichtungen zu bestimmen. Das gesamte Hochrechnungsverfahren ist modular aufgebaut. Alle Ansätze sind zudem so konzipiert, dass sie möglichst wenige und frei zugängliche Datensätze einbeziehen. Damit soll die Übertragbarkeit auf andere Regionen gewährleistet und die praktische Relevanz erhöht werden. Eine von der Hochrechnung unabhängige, zusätzliche Verwendung einzelner Module ist ebenfalls möglich, woraus eine Vielzahl unterschiedlicher Anwendungsfälle resultiert. Nachfolgend werden die wichtigsten Erkenntnisse aus den einzelnen Modulen und aus ihrer kombinierten Anwendung in der Hochrechnung zusammengefasst sowie die Forschungsfragen abschließend beantwortet.

Der ersten Forschungsfrage folgend soll untersucht werden, wie die Modulausrichtung in Hochrechnungsverfahren berücksichtigt werden kann und welcher Nutzen daraus resultiert. Hierzu wird in der vorliegenden Arbeit ein als Leistungsprojektion bezeichnetes Verfahren entwickelt. Ein erster Schritt in diesem Verfahren ist die Berechnung der horizontalen Globalstrahlung aus der PV-Leistung einer Referenzanlage. Da hierfür sowohl Strahlungsmodelle als auch ein PV-Leistungsmodell (siehe Kapitel 3) invertiert werden müssen, wird in Kapitel 4 ein selbst entwickelter und universeller Lösungsansatz vorgestellt. Aus der dabei ermittelten horizontalen Globalstrahlung wird in einem letzten Schritt die PV-Leistung von Zielanlagen unter Berücksichtigung der Modulausrichtung simuliert. Auch wenn durch die aufwändige Simulationskette ein kleiner Fehlerbeitrag zu erwarten ist, überwiegt der Nutzen dieses Lösungsansatzes insbesondere bei unterschiedlichen Azimutwinkeln zwischen Referenz- und Zielanlagen. Die  $RMSE_{rel}$  Werte verbessern sich gegenüber einem Standardfall ohne Berücksichtigung der Modulorientierung um durchschnittlich ca. 5% und die Korrelationskoeffizienten  $\tau$  um 2.5%. Da der Korrelationskoeffizient  $\tau$  selbst dimensionslos ist, wurde hierbei die relative Veränderung ermittelt. Der zu erreichende Mehrwert durch Berücksichtigung der Modulorientierung hängt zudem stark von den meteorologischen Bedingungen ab und ist an Tagen mit einem hohen Anteil an Direktstrahlung deutlich größer, da diese eine größere Winkelabhängigkeit aufweist. Außerhalb von Hochrechnungsverfahren kann durch die Kenntnis der horizontalen Globalstrahlung ein großer zusätzlicher Nutzen entstehen, wenn diese lokalen „Messungen“ etwa zur Erhöhung der räumlichen und zeitlichen Auflösung von numerischen Wettermodellen oder satellitenbasierten Strahlungsdaten eingesetzt werden. Auf einen solchen Anwendungsfall wird in Abschnitt 8.3 noch näher eingegangen.

Damit die Leistungsprojektion erfolgreich angewendet werden kann, ist die Kenntnis der Modulausrichtung von Referenz- und Zielanlagen nötig. Wie vorhandene Datensätze bestmöglich genutzt werden können, um die Modulausrichtung dieser Anlagen zu parametrieren, ist daher Gegenstand der zweiten Forschungsfrage. Referenzanlagen haben dabei den großen Vorteil, dass ihre PV-Leistung gemessen wird. Diese Leistung wird in einem in Abschnitt 5.3 entwickelten Verfahren genutzt, um unter Einbezug der Umgebungstemperatur und simulierten Strahlungswerten die Modulausrichtung mit einer Genauigkeit von durchschnittlich rund  $4^\circ$  zu bestimmen. Seitens der Zielanlagen stehen hingegen keine Messwerte der PV-Leistung zur Verfügung. Um auch solche Anlagen richtig zu parametrieren, von denen lediglich die Adresse bekannt ist, wird in Abschnitt 5.3 ein GIS-basierter Ansatz entwickelt. Die Genauigkeit des Verfahrens kann nur in Stichproben kontrolliert werden und zeigt hierbei eine hohe Übereinstimmung. In Summe werden zudem systematische Unterschiede in der Modulausrichtung zwischen den damit parametrierten PV-Anlagen in Freiburg und den 45 dort zur Verfügung stehenden Referenzanlagen

beobachtet. Diese Erkenntnis unterstreicht sowohl die Bedeutung der Parametrierung, als auch ihre simulative Berücksichtigung durch die Leistungsprojektion im Hochrechnungsverfahren.

Um Messungen an einzelnen Standorten flächig verfügbar zu machen, werden häufig räumliche Interpolationsverfahren eingesetzt. Im Auftrag der dritten Forschungsfrage werden daher in Abschnitt 6.3 verschiedene Ansätze miteinander verglichen, welche die aus der PV-Leistung abgeleitete horizontale Globalstrahlung räumlich interpolieren. Komplexe geostatistische Verfahren können dabei keine besseren Ergebnisse erzielen als das einfachere IDW-Verfahren. Grund hierfür ist die selbst bei benachbarten Standorten beobachtete hohe Varianz in der horizontalen Globalstrahlung, die insbesondere durch individuelle Anlagenunterschiede verursacht wird. Infolgedessen finden geostatistische Verfahren keinen entfernungsbasierten Zusammenhang zwischen den Strahlungswerten und können diesen vermeintlichen Vorteil gegenüber dem IDW-Verfahren nicht nutzen. Da das IDW-Verfahren eine deutlich schnellere Rechenzeit erreicht, wird es im Kontext dieser Arbeit empfohlen.

Anlagenspezifische Unterschiede sind nicht nur eine Herausforderung für geostatistische Interpolationsverfahren, sondern führen insgesamt zu einer großen Unsicherheit sowohl bei der Ableitung der horizontalen Globalstrahlung als auch bei der Simulation der PV-Leistung. Eine individuelle Kalibrierung von PV-Anlagen kann diese Unsicherheit deutlich reduzieren. Der vierten Forschungsfrage nachgehend werden daher zwei unterschiedliche Verfahren im Rahmen dieser Arbeit entwickelt und evaluiert. Der in Abschnitt 5.3 genannte Ansatz parametriert nicht nur die Modulausrichtung, sondern leitet aus dem Vergleich mit Simulationswerten gleichzeitig einen Verlustfaktor ab. Mit diesem Verlustfaktor kann die Effektivität einer Anlage bei der Umwandlung der Strahlung in Leistung bewertet und korrigierend in der Simulation eingesetzt werden. Im Zeitraum von 2010 bis 2014 wurde ein Rückgang von 0.5 % pro Jahr festgestellt, was sehr gut mit Literaturwerten zur Degradation übereinstimmt und damit die hohe Genauigkeit des Verfahrens unterstreicht. Ein zweiter Ansatz (siehe Abschnitt 6.4) konzentriert sich auf die Zielanlagen, von denen keine Leistungsmessungen, jedoch die Jahresenergiesumme und installierte Leistung aus dem EEG-Anlagenregister vorliegen. Daraus lässt sich die Effektivität einer Anlage auf jährlicher Basis unter Einbezug meteorologische Bedingungen evaluieren. Verschiedene statistische Ansätze verhelfen schließlich zur Ableitung eines spezifischen Korrekturwertes, mit dem die analysierten Fehlermaße signifikant verbessert werden können.

Insbesondere in den Morgen- und Abendstunden verändert sich in kurzen Zeitabschnitten der Sonnenstand und mit ihm die davon abhängige PV-Leistung. Der mit der Messung von Referenzanlagen, Datenaufbereitung und Simulation der PV-Leistung verbundene Zeitaufwand führt jedoch dazu, dass Simulationsergebnisse der Hochrechnung erst mit einer kleinen Verzögerung bereitgestellt werden können. Der fünften Forschungsfrage folgend soll nach einer Methode ge-



sucht werden, die den Einfluss des Sonnenstandes der PV-Leistung ohne die Hinzunahme von Wetterprognosen für einen kleinen Prognosehorizont korrigieren kann. In Abschnitt 6.2 wird dazu ein Verfahren vorgestellt, mit dem dieser vorhersehbare Einfluss ausgeglichen wird. Gegenüber einem Ansatz ohne eine solche zeitliche Interpolation zeigen die Ergebnisse ein hohes Verbesserungspotential, insbesondere an Tagen mit gleichbleibenden meteorologischen Bedingungen und einem konstanten Strahlungsindex. Wechselhafte Tage mit einer hohen Variabilität sind hingegen mit großen Unsicherheiten verbunden und führen mitunter zu Fehleinschätzungen. Aus diesem Grund sollte bei der operationellen Umsetzung eines Hochrechnungsverfahrens stark auf die Rechenzeit geachtet werden. Stehen Ergebnisse wegen aufwändiger Methoden erst später zur Verfügung, kann der Vorteil der möglicherweise präziseren Simulation durch die zeitliche Unsicherheit bereits wieder aufgehoben sein. Sowohl bei der Konzeption eigener Ansätze, als auch bei der Verwendung externer Modelle aus der Literatur wird daher stets der Nutzen gegenüber der zu erwartenden Rechenzeit sorgfältig abgewogen.

Eine einzelne Referenzanlage kann die simulierte Leistung zahlreicher Zielanlagen beeinflussen. Aufgrund dieser starken Hebelwirkung ist es wichtig, dass Messfehler oder unerwünschte anlagenspezifische Einflüsse bei Referenzanlagen erkannt werden können. Die sechste Forschungsfrage motiviert daher zur Entwicklung einer automatisierten Qualitätskontrolle bei den Leistungsdaten von Referenzanlagen. Insbesondere bei mehrjährigen Daten und vielen PV-Anlagen ist eine manuelle Überprüfung nicht möglich. Dem Forschungsauftrag folgend wird in Kapitel 5 ein innovatives Verfahren entwickelt, welches in einem ersten Schritt die bereits erwähnte Parametrierung der Modulorientierung und die Bestimmung eines Verlustfaktors vornimmt. In einem zweiten Schritt kann basierend darauf die PV-Leistung jeder Anlage unter Clear Sky Bedingungen simuliert werden. Durch zahlreiche Vergleiche mit den gemessenen Leistungswerten und festgelegten Schwellenwerten können ungewöhnliche Abweichungen leicht identifiziert werden. Darüber hinaus werden auch anlagenübergreifende Filterkriterien vorgestellt, mit denen beispielsweise eine ungewöhnlich hohe Varianz oder länger anhaltende Mehr- oder Minderproduktionen identifiziert werden. Insgesamt wurden durch die verschiedenen Testkriterien rund 3.3 – 6.2 % der energetischen Erzeugung in den Jahren 2011-2014 als besonders auffällig markiert.

Ergänzend zur individuellen Evaluation der einzelnen Methoden findet in Kapitel 7 eine kombinierte Anwendung im Rahmen des in dieser Arbeit entwickelten Hochrechnungsverfahrens statt und folgt damit dem Auftrag der letzten Forschungsfrage. Um den Mehrwert einzelner Methoden leichter quantifizieren zu können, werden dazu unterschiedliche Szenarien definiert. Die Szenarien werden für unterschiedliche Kombinationen aus Referenz- und Zielanlagen durch Kreuzvalidierungen evaluiert. Als Vergleichsgrundlage dient stets ein Standardverfahren, wel-

ches vereinfachend davon ausgeht, dass die PV-Leistung von Referenz- und Zielanlagen übereinstimmt. Generell kann ein starker Rückgang der Fehlermaße für eine steigende Anzahl an Referenzanlagen bei einer fixen Anzahl von Zielanlagen beobachtet werden. Der Anstieg an Referenzanlagen führt dabei nicht nur zu einem höheren Informationsgehalt, sondern Aggregationseffekte helfen auch anlagenspezifische Einflüsse zu dämpfen und die Fehlermaße dadurch zu verbessern. Unabhängig von der Anzahl zur Verfügung stehender Referenzanlagen führt die Berücksichtigung der Modulorientierung stets zu einer signifikanten Verbesserung der Simulationsergebnisse. Der Nutzen einer räumlichen Interpolation hingegen steigt mit der Anzahl an Referenzanlagen und reduziert insbesondere die  $RMSE_{rel}$  Werte. Die Kalibrierung von PV-Anlagen ist darüber hinaus eine sehr vielversprechende Erweiterung. Hierbei muss jedoch sorgfältig darauf geachtet werden, dass keine systematische Verzerrung durch eine einseitige Anwendung entsteht und sowohl Referenz- als auch Zielanlagen kalibriert werden. Der  $MBE_{rel}$  kann durch die Kalibrierung um etwa 66% gegenüber dem Standardverfahren reduziert werden<sup>2</sup>. Dieser signifikante Rückgang im  $MBE_{rel}$  belegt eindrücklich, in welchem Maße die Unsicherheit in der Hochrechnung durch eine Kalibrierung reduziert werden kann. Insgesamt zeigt sich durch die kombinierte Anwendung aller genannten Module ein enormes Verbesserungspotential. Während der  $RMSE_{rel}$  um bis zu 13% gesenkt werden kann, steigt der Korrelationskoeffizient  $\tau$  um 3.5%. Im Vergleich zum Standardverfahren werden zudem relative Kosteneinsparungen in Höhe von durchschnittlich 15 – 25% beobachtet.

Wie bereits in Abschnitt 8.1.3 diskutiert, basieren die vorgestellten Ergebnisse und Zusammenhänge auf Analysen und Evaluationen von 45 leistungsgemessenen PV-Anlagen sowie einer Wetterstation aus der in Abschnitt 3.1 beschriebenen Testregion. Es wird erwartet, dass die obigen Aussagen zu den einzelnen Modulen auch auf andere Regionen und PV-Anlagen übertragen werden können. Insbesondere beim Zusammenwirken dieser Module im Hochrechnungsverfahren wird allerdings eine starke Abhängigkeit von der Auswahl, Anzahl und räumlichen Verteilung der Referenz- und Zielanlagen beobachtet. Zwar wird erwartet, dass die getroffenen Aussagen eine zufriedenstellende Allgemeingültigkeit aufweisen, die Größenordnung der erreichbaren Verbesserungen aber fallspezifisch untersucht werden muss. Mit der Aussicht, dass durch die fortschreitende Digitalisierung in Zukunft die Anzahl relevanter Datensätze zunehmen wird, kann die Anwendung der vorgestellten Modulteile in Hochrechnungsverfahren daher ausdrücklich empfohlen werden.

---

<sup>2</sup> Als Maßstab dient hierbei der Bereich zwischen dem 25% und 75% Quantil.

### 8.3 Weiterer Forschungsbedarf

In der Auseinandersetzung mit den im Rahmen dieser Arbeit vorgestellten methodischen Ansätzen kann eine große Vielzahl zukünftiger Forschungsthemen identifiziert werden. Davon werden nachfolgend einige besonders vielversprechende Ideen herausgegriffen und erläutert.

Um im Zuge der Leistungsprojektion die horizontale Globalstrahlung aus der PV-Leistung abzuleiten, wird das in dieser Arbeit entwickelte iterative Näherungsverfahren eingesetzt. Ein aussichtsreicher und auch naheliegender nächster Schritt ist die Entwicklung von mathematisch invertierbaren Transpositions- und Dekompositionsmodellen. Prinzipiell eignet sich hierfür eine exponentielle Struktur, wie sie etwa in Olmo et al. (1999) und Engerer (2015b) verwendet wird. Durch eine an die variable Modulausrichtung angepasste Modellierung soll die Invertierung zukünftig nicht nur einfacher, sondern auch systematische Über- und Unterschätzungen bei den diffusen und direkten Strahlungskomponenten vermieden werden.

Wenn die Modulorientierung großflächig berücksichtigt werden soll, ist eine Parametrierung mithilfe der Ausrichtung von Dachflächen ein vielversprechendes Vorgehen. Der in dieser Arbeit entwickelte Ansatz verwendet hierfür DEM. Der Datenbestand solcher DEM nimmt in den letzten Jahren zwar kontinuierlich zu und umfasst in Deutschland schon ganze Bundesländer, es fehlt bislang aber eine Homogenisierung in der Struktur, die Datenerhebung bezieht sich auf verschiedene Zeiträume, die Verwendung ist teilweise mit großen Kosten verbunden und Daten sind vielerorts noch nicht verfügbar. All diese Gründe erschweren aktuell einen Einsatz in vielen Netzgebieten. Besonders interessant ist daher die Entwicklung von alternativen Ansätzen, die öffentlich zugängliche Daten verwenden und universell einsetzbar sind. Methodische Entwicklungen in Mainzer et al. (2016) und Mainzer et al. (2017) nehmen sich dieses Themas an und kombinieren frei verfügbare Luftbilder mit den Gebäudegrundrissen von OpenStreetMap contributors (2015). Mithilfe von Bilderkennungsverfahren werden die Azimutwinkel einzelner Dachflächen dabei detektiert. Diese Daten können alternativ zu den DEM mit dem in Abschnitt 6.1 beschriebenen Ansatz zur Bestimmung der Modulausrichtung verwendet werden. Aktuell ist der Ansatz leider noch auf bestimmte Dachtypen begrenzt und der Neigungswinkel wird auf Basis einer Normalverteilung geschätzt. Da alle dafür nötigen Daten weltweit und kostenlos verfügbar sind, wäre der Nutzen weiterer Verbesserungen des Verfahrens von Mainzer et al. (2016) und Mainzer et al. (2017) für Hochrechnungsverfahren, Potentialanalysen und anderen Anwendungsfällen von großer Bedeutung.

Bei der zeitlichen Interpolation wird bislang ein einfacher aber dennoch wirkungsvoller Ansatz verwendet. Insbesondere bei wechselhaften Wetterlagen ist die Anwendung aber unsicher

und fehlerbehaftet. Für weitere Verbesserungen zeigen sich drei mögliche Entwicklungspfade. In Ergänzung zum bisherigen Ansatz können vorangegangene Zeitpunkte in regressiven Analysen wie in Inman et al. (2013) umfassend berücksichtigt werden und daraus ein probabilistischer Bereich für zukünftige Zeitschritte abgeleitet werden. Insbesondere bei einem größeren Anlagenportfolio bietet sich zudem eine anlagenübergreifende Analyse wie bei Lonij et al. (2012a) und Lonij et al. (2013) an. Damit sollen großflächige meteorologische Veränderungen wie beispielsweise der Wolkenzug durch eine Analyse der räumlichen Verteilung und des zeitlichen Verlaufs detektiert werden. Darüber hinaus kann die zusätzliche Berücksichtigung von satellitenbasierten Strahlungsdaten und Wolkenzugsvektoren sowie der Einbezug von numerischen Wettermodellen helfen, die Unsicherheit einer Prognose zu reduzieren (Kühnert et al., 2013; Kühnert, 2016).

In Graeber (2013) wird ein Verfahren vorgestellt, mit dem Prognosen unterschiedlicher Anbieter kombiniert werden können. Die kombinierte Prognose führt dabei zu durchschnittlich besseren Ergebnissen als die jeweiligen Einzelprognosen. Hybride Ansätze, die verschiedene Datenquellen kombinieren, sind auch für das Themenfeld dieser Arbeit relevant. In der Literatur können einige Ansätze gefunden werden, die satellitenbasierte Strahlungsdaten mit leistungsgemessenen Referenzanlagen verknüpfen. In Bright et al. (2017) wird ein Verfahren präsentiert, das zunächst die Differenz zwischen der an den Referenzanlagen gemessenen und der auf Basis der Satellitendaten simulierten Leistung berechnet. Diese Differenz wird dann räumlich interpoliert und zur Korrektur der Simulationen aller Zielanlagen verwendet. Dabei können Verbesserungen gegenüber Verfahren erzielt werden, welche ausschließlich satellitenbasierte Strahlungsdaten oder Leistungsmessungen an Referenzanlagen verwenden. Ein darauf aufbauender nächster Entwicklungsschritt wird darin bestehen, zunächst die Globalstrahlung aus den Referenzanlagen mit dem in Kapitel 4 beschriebenen Verfahren zu bestimmen. Der Vorteil dieses Verfahrens ist, dass die Globalstrahlung direkt genutzt werden kann, um die satellitenbasierte Strahlung zu korrigieren. Abhängig von der Anzahl an Referenzanlagen und dem zeitlichen Intervall der Leistungsmessungen kann zudem die zeitliche und räumliche Auflösung der Satellitendaten erhöht werden.

Bei dem in Kapitel 5 entwickelten Ansatz wird ein Verlustfaktor bestimmt, mit dem systematische und leistungsmindernde Einflüsse berücksichtigt werden können. Um darüber hinaus zyklische Einflüsse wie beispielsweise eine wiederkehrende Verschattung zu erkennen und zu korrigieren, wird in Killinger et al. (2017a) ein als Tuning bezeichnetes Verfahren angewendet. Die Ergebnisse zeigen, dass die Repräsentativität der Referenzanlagen deutlich erhöht und eine darauf basierende Hochrechnung verbessert werden kann. Ein nächster interessanter Entwicklungsschritt besteht darin, die satellitenbasierten Strahlungsdaten zur Detektion zyklischer Einflüsse zu verwenden. In Abhängigkeit dieser satellitenbasierten Strahlung kann zudem die

Korrektur der zyklischen Einflüsse erfolgen. Ziel dieser Ansätze ist es, unerwünschte anlagen-spezifische Einflüsse zu eliminieren, sodass Referenzanlagen die lokale Einstrahlungssituation und die zu erwartende PV-Leistung benachbarter Anlagen mit erhöhter Genauigkeit beschreiben können.

Wie groß die zu erwartenden Vorteile der in dieser Arbeit vorgestellten Maßnahmen für einen VNB oder ÜNB sind und in welchem Umfang sich die daraus abgeleiteten Erkenntnisse verallgemeinern lassen, kann im Rahmen einer Sensitivitätsanalyse simulativ untersucht werden. Grundlage einer solchen Analyse ist die Simulation der PV-Leistung mittels hochaufgelöster Strahlungsdaten. Satellitendaten eignen sich laut Jamaly et al. (2013b) sehr gut, um die für Netzbetreiber wichtige aggregierte Variabilität vieler Einzelanlagen (siehe Abschnitt 4.3) zu untersuchen. Da diese Daten zudem für große Gebiete verfügbar sind, gelten zwei zentrale Voraussetzungen für die Verwendung im Rahmen einer Sensitivitätsanalyse als erfüllt. Mithilfe dieser Simulationsgrundlage kann auf verschiedenen räumlichen und zeitlichen Aggregationsebenen der Nutzen zahlreicher methodischer Ansätze analysiert werden. Auf Basis solcher Untersuchungen und unter Berücksichtigung der vorliegenden wissenschaftlichen Arbeit können somit zielgerichtete Handlungsempfehlungen für verschiedene Akteure in der Energiewirtschaft abgeleitet werden.

## A Anhang

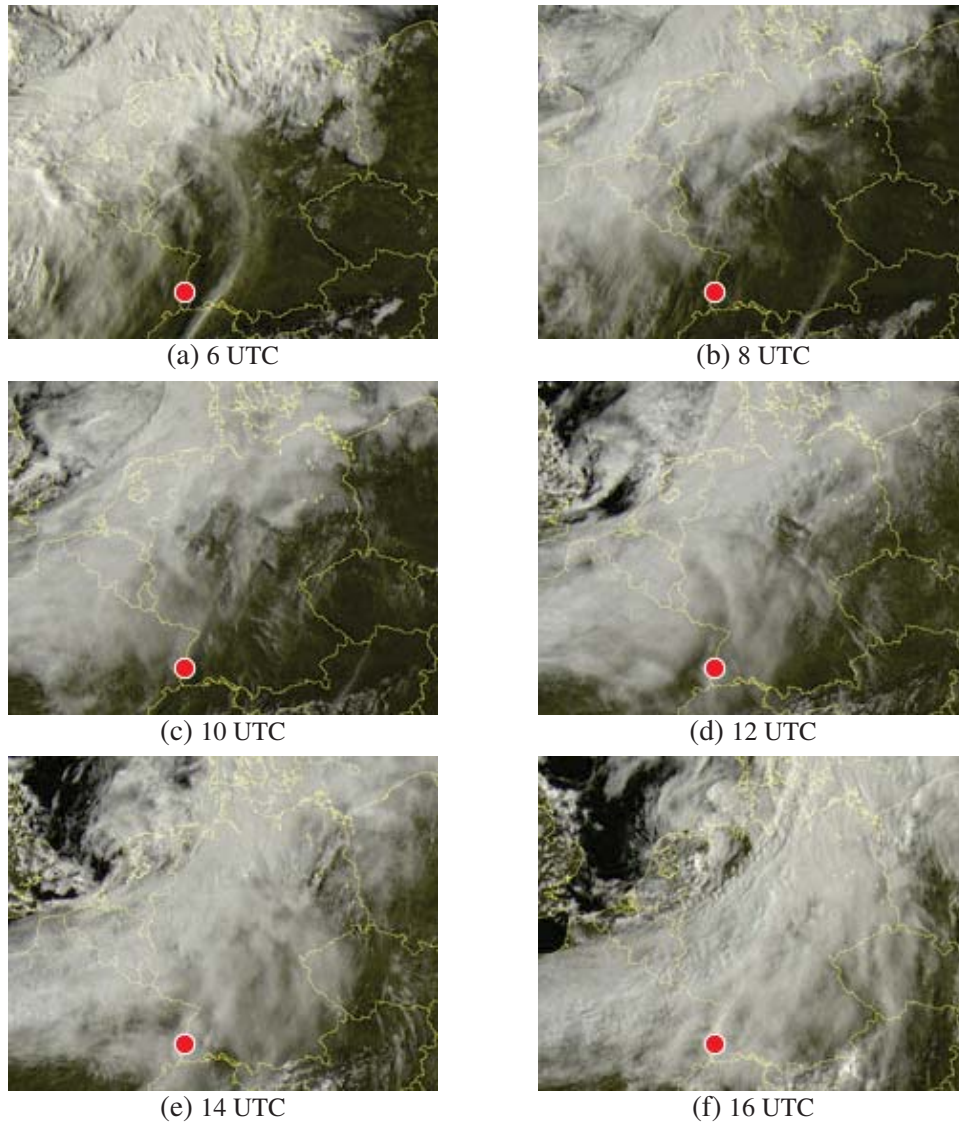


Abb. A.1: Satellitenbilder vom 24. Juni 2012 (The Meteo Company BV, 2012). Der rote Kreis markiert die Position der Testregion.

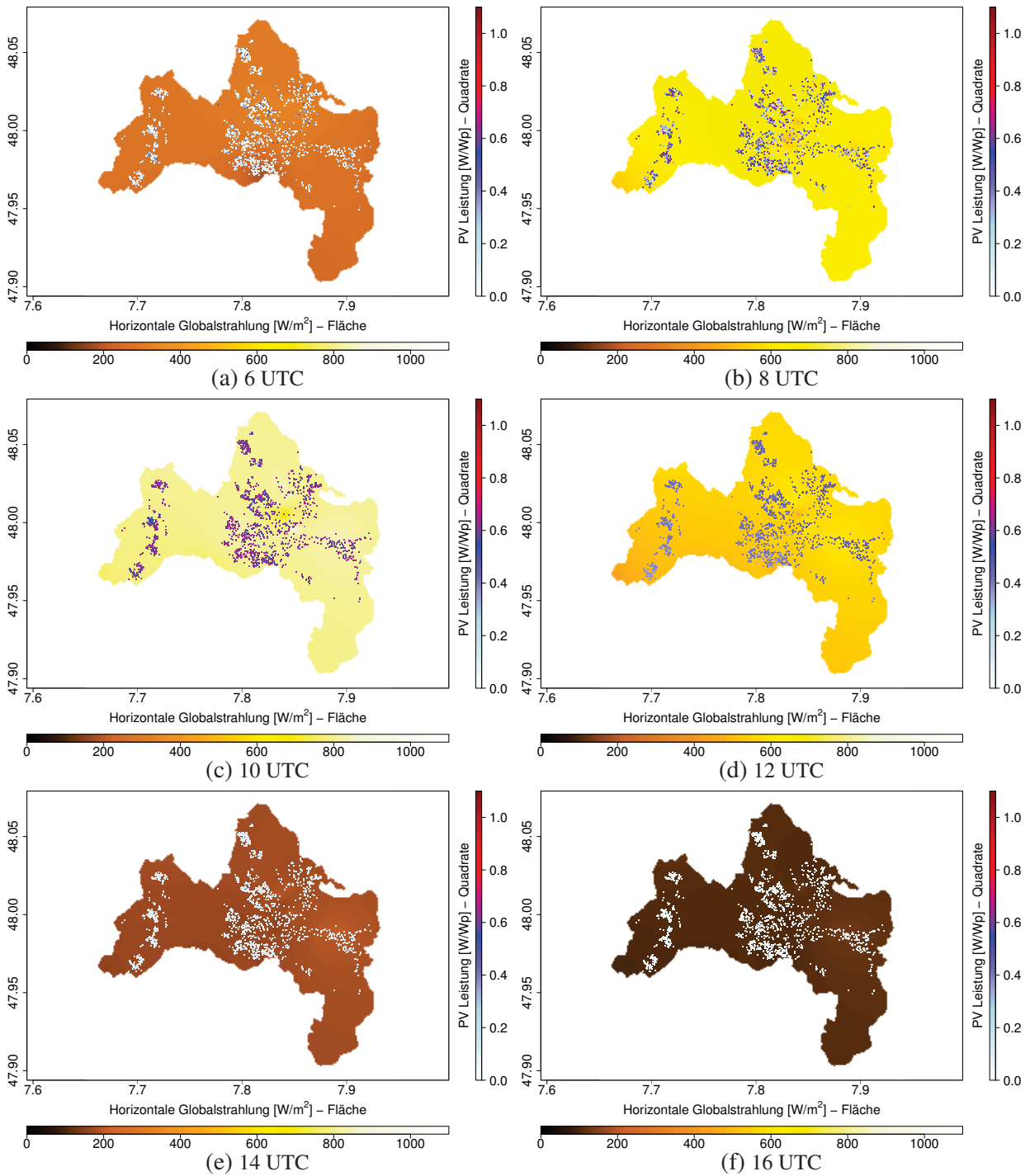


Abb. A.2: Simulation der PV-Leistung von 2043 PV-Anlagen aus dem Stadtkreis Freiburg für den 24. Juni 2012. Die PV-Anlagen wurden mit der Methode in Abschnitt 6.1 parametrisiert und als Referenzanlagen dienen die in Abschnitt 3.1.1 beschriebenen Systeme. Flächig im Hintergrund ist die aus der PV Leistung  $P$  abgeleitete und räumlich interpolierte horizontale Globalstrahlung  $G_h$  abgebildet. Jedes Quadrat spiegelt den Standort und die normierte Leistung einer einzelnen PV-Anlage wieder, welche wie im Szenario "HR 5" simuliert wurde.

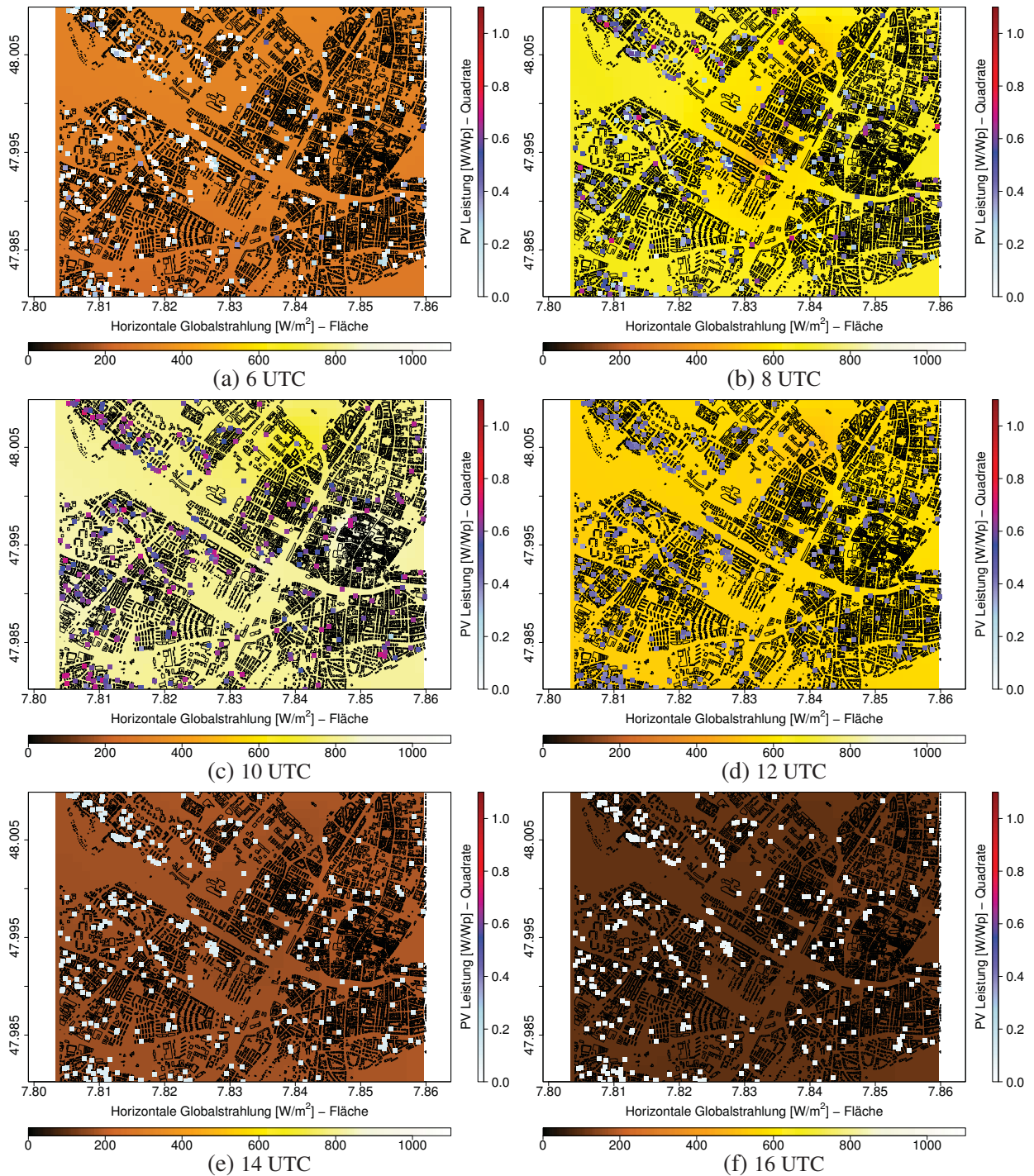


Abb. A.3: Kartenausschnitt der PV-Leistung vom Stadtgebiet Freiburg für den 24. Juni 2012. Die PV-Anlagen wurden mit der Methode in Abschnitt 6.1 parametrisiert und als Referenzanlagen dienen die in Abschnitt 3.1.1 beschriebenen Systeme. Flächig im Hintergrund ist die aus der PV Leistung  $P$  abgeleitete und räumlich interpolierte horizontale Globalstrahlung  $G_h$  abgebildet. Jedes Quadrat spiegelt den Standort und die normierte Leistung einer einzelnen PV-Anlage wieder, welche wie im Szenario "HR 5" simuliert wurde. Zusätzlich sind die Gebäudeumrisse aus OpenStreetMap contributors (2015) dargestellt.





# Abbildungsverzeichnis

1.1	Struktur des in dieser Arbeit entwickelten Hochrechnungsverfahrens. Wichtige Variablen sowie Parameter sind in weißen und zentrale Modulteile in grauen Boxen abgebildet. Dabei definiert $P_{Ref}$ die PV-Leistung von Referenz- und $P_{Ziel}$ die von Zielanlagen. $T_{amb}$ ist die Umgebungstemperatur und $G_h$ die horizontale Globalstrahlung. . . . .	6
2.1	Die mit der installierten Anlagenleistung normierte PV-Leistung für drei ausgewählte Anlagen im Jahr 2014. Dargestellt sind von den in Abschnitt 3.1.1 beschriebenen Anlagen die Systeme mit der ID 2 (ostausgerichtet), 4 (südausgerichtet) und 10 (westausgerichtet). . . . .	13
2.2	Vereinfachtes Zusammenspiel verschiedener Akteure bei der physikalischen (gestrichelte Linie) und monetären (durchgezogene Linie) Integration der PV-Leistung in das deutsche Stromsystem bei einer durch das EEG gesicherten Einspeisevergütung. Die Zuständigkeiten der ÜNB sind durch den horizontalen Belastungsausgleich in der EEAV in Abhängigkeit des Letztverbraucherabsatzes aufgeteilt. Eigene Darstellung in Anlehnung an BNetzA (2012b) und BDEW (2015). . . . .	15
2.3	Handelsvolumen (Day-Ahead- und Intradaymarkt) und Mengensaldo (Ausgleichsenergie) zusammen mit den entsprechenden Preisen für die Jahre 2010 bis 2014. Als Datenquellen für den Day-Ahead- und Intradaymarkt dient EEX AG (2017), sowie für die Ausgleichsenergie TransnetBW GmbH (2017). Für eine bessere Vergleichbarkeit sind in allen drei Abbildungen ausschließlich Viertelstundenwerte dargestellt und die Daten aus EEX AG (2017) wurden hierfür interpoliert. Anmerkung: Aufgrund der Vielzahl von Datenpunkten, wurden aus Darstellungsgründen zufällig 1/20 aller Zeitpunkte ausgewählt und visualisiert. Sehr wenige Extremwerte liegen zudem außerhalb der abgebildeten Bereiche. . . . .	18

3.1	Struktur der Simulation der PV-Leistung $P$ auf Basis der horizontalen Globalstrahlung $G_h$ . Zur Berechnung der Globalstrahlung auf der geneigten Fläche $G_c$ werden typischerweise Modelle zur Dekomposition- und Transposition angewendet. Modellparameter sowie Variablen sind kursiv und wichtige Simulationsschritte in grauen Boxen dargestellt. Hierbei ist $T_{amb}$ die Umgebungstemperatur und $T_{mod}$ die Modultemperatur. $D_h$ und $B_h$ sind die horizontale Diffus- und Direktstrahlung. . . . .	41
3.2	Karte der Testregion (blau), der 45 PV-Anlagen mit Angabe ihrer ID (rote Kreise) und der Wetterstation (blaues Dreieck) in dem Stadtkreis Freiburg (innere blaue Fläche) und dem Landkreis Breisgau-Hochschwarzwald (äußere blaue Fläche). Die Anlagen mit der ID 2 und 3, 4 und 5, 14 und 15, 17 und 18, 20 und 21 sowie 44 und 45 befinden sich am selben Standort und werden daher nur einmal gekennzeichnet (eigene Abbildung mit einer Hintergrundkarte von OpenStreetMap contributors (2016)). . . . .	42
3.3	(a) Höhenprofil der Testregion von West nach Ost entlang $47.9^\circ$ nördlicher Breite. (b) Histogramm der maximalen normierten Leistung von 43 PV-Anlagen zwischen 2010 und 2014. Die Auftrittshäufigkeit kann mit einer Normalverteilung approximiert werden, die durch einen Mittelwert von 0.9217 und eine Standardabweichung von 0.0443 definiert ist. . . . .	43
3.4	a) Wochensumme und b) durchschnittlicher Tagesgang der Strahlung an der Wetterstation des Fraunhofer ISE im Zeitraum 2010 bis 2014. Dargestellt wird die horizontale Diffusstrahlung $D_h$ (gelbe Fläche), Direktstrahlung $B_h$ (orangefarbene Fläche), Globalstrahlung $G_h$ (rote Linie) und die Globalstrahlung auf der geneigten Fläche $G_c$ (schwarze Linie). . . . .	47
3.5	Der Klarheitsindex $k_t$ und diffuse Strahlungsanteil $k_d$ , deren Zusammenhang die Basis zahlreicher Dekompositionsmodelle darstellt. Gemessene (schwarze) und durch die Dekompositionsmodelle DReindl und DPerez bestimmte (rote) Werte. Anmerkung: Aufgrund der Vielzahl von Datenpunkten wurden aus Darstellungsgründen zufällig 1/20 aller Werte ausgewählt und visualisiert. . . . .	49
3.6	Definition der Winkelabhängigkeiten zwischen den Normalenvektoren der PV-Anlage ( $\vec{n}_{pva}$ ) und Sonne ( $\vec{n}_z$ ). Hierbei sind $\alpha_z$ und $\alpha$ die Azimutwinkel der Sonne bzw. der PV-Anlage und werden in Bezug zur Ausrichtung nach Süd abgetragen. $\beta$ ist der Neigungswinkel einer PV-Anlage. $\theta_z$ definiert währenddessen den Zenitwinkel der Sonne und $\theta$ den Einfallswinkel der Sonnenstrahlen auf die Moduloberfläche. . . . .	52

3.7	Dichteverteilung von verschiedenen horizontalen Strahlungskomponenten als Gegenüberstellung von simulierten und gemessenen Werten. Die mit dem Dekompositionsmodell DReindl simulierten Werte umfassen alle Zeitreihen der Wetterstation in der Testregion. Die Auftrittswahrscheinlichkeit nimmt im Farbverlauf von weiß nach rot zu. In der rechten Abbildung wurden aus Gründen der Darstellung $B_h < 50 \text{ W/m}^2$ nicht betrachtet. . . . .	57
3.8	Vergleich der gemessenen mit der simulierten Globalstrahlung auf der geneigten Ebene $G_c$ . Beispielhaft werden nur die Modelle von Reindl et al. angewendet. Anmerkung: Aufgrund der Vielzahl von Datenpunkten wurden aus Darstellungsgründen zufällig 1/20 aller Werte ausgewählt und visualisiert. . . . .	58
3.9	Die mit der Globalstrahlung auf der geneigten Oberfläche $G_c$ simulierte bzw. die gemessene PV-Leistung $P$ . Abgebildet sind lediglich die Werte von Anlagen, die eine Siliziumreferenzzelle zur Messung von $G_c$ aufweisen. Aus Gründen der Darstellung sind ausschließlich $P > 0.025$ visualisiert. . . . .	62
4.1	Vergleich der PV-Leistung $P$ zwischen dem Originalmodell und der quadratischen Approximation für unterschiedliche Umgebungstemperaturen $T_{amb}$ und in Abhängigkeit der Globalstrahlung auf der geneigten Modulfläche $G_c$ . . . . .	68
4.2	Dichteverteilung von verschiedenen horizontalen Strahlungskomponenten als Gegenüberstellung zwischen simulierten und gemessenen Werten. Die simulierten Werte umfassen dabei alle Zeitreihen der 45 PV-Anlagen in der Testregion. Die Auftrittswahrscheinlichkeit nimmt im Farbverlauf von weiß nach rot zu. In der mittleren Abbildung wurden aus Gründen der Darstellung Werte kleiner $50 \text{ W/m}^2$ nicht betrachtet. . . . .	75
4.3	Fehlermaße von 1980 referenzanlagenbasierten Abschätzungen der PV-Leistung mit und ohne Berücksichtigung der Modulausrichtung. Die auch als Leistungsprojektion definierte Berücksichtigung der Modulausrichtung führt zu einer Verbesserung des $RMSE_{rel}$ (Korrelationskoeffizienten $\tau$ ), wenn Punkte unterhalb (oberhalb) der roten Trennlinie liegen. Der Winkelunterschied zwischen den Normalenvektoren der Modulausrichtung von Referenz- und Zielanlagen ist farblich abgetragen. Bei der Leistungsprojektion wird die Modellkombination von Reindl et al. verwendet. . . .	76
4.4	Fehlermaße der horizontalen Globalstrahlung $G_h$ simuliert mit den verschiedenen Modellkombinationen und in Abhängigkeit der Entfernung zur Wetterstation am Fraunhofer ISE an der $G_h$ gemessen wird. . . . .	78

- 
- 4.5 Vergleich der gemessenen horizontalen Globalstrahlung (grün) mit der Simulation (orange) auf Basis der PV-Leistung von Anlage 2 (blau), welche in unmittelbarer Nähe zur Wetterstation liegt. Das Wetter in der linken Abbildung ist relativ sonnig und konstant, während es sich vier Tage später sehr wechselhaft verhält. . . . . 79
- 5.1 Methodische Abläufe der Parametrierung von Stammdaten (linker Bereich und Abschnitt 5.3) sowie der Qualitätskontrolle von PV-Leistungsdaten (QKPV, rechter Bereich und Abschnitt 5.4). Die weißen Textfelder enthalten Parameter sowie Variablen, während die zentralen methodischen Schritte als graue Textfelder markiert sind und in den nachfolgenden Abschnitten erläutert werden. Parameter und Variablen sind wie folgt definiert: Clear Sky Wert der horizontalen Direktstrahlung  $B_{h,cs}$ , Clear Sky Wert der horizontalen Diffusstrahlung  $D_{h,cs}$ , Umgebungstemperatur  $T_{amb}$ , gemessene PV-Leistung  $P_{meas}$ , statistische Leistungskurve  $P_{stat}$ , detektierte Clear Sky Phasen in der PV-Leistung  $P_{meas,cs}$ , Azimutwinkel  $\alpha$ , Neigungswinkel  $\beta$ , Verlustfaktor  $VF$ , simulierte Clear Sky PV-Leistung  $P_{sim,cs}$ , Klarheitsindex der PV-Leistung  $k_{pv}$  und qualitätskontrollierte PV-Leistung  $P_{meas,qk}$ . . . . . 87
- 5.2 a) Eine sehr hohe Fluktuation der PV-Leistung (schwarz) einer Anlage in Canberra im Jahr 2014 zusammen mit der simulierten Clear Sky Leistungskurve (blau). b) Zwei weiteren Anlagen in Canberra (rot und grün) zeigen ein normales Verhalten im selben Zeitraum. Zudem ist die Clear Sky Leistungskurve der Anlagen aus a) in blau hinterlegt. Der direkte Vergleich zeigt ein auffälliges Verhalten der Anlage aus a), welches nicht durch schwankende meteorologische Bedingungen in diesem Zeitraum erklärt werden kann und mit dem Testkriterium in (5.11) aufgedeckt wird. 96
- 5.3 (a) zeigt den Verlustfaktor  $VF$  und (b) den Unterschied im Normalenvektor der gegebenen und simulierten Modulausrichtung für alle 45 Anlagen im Verlauf der vier unabhängig voneinander analysierten Jahre 2011-2014. Jede Anlage ist durch eine graue Linie abgebildet. Zudem sind das 25., 50. und 75. Perzentil als rote Linien eingezeichnet. Der Farbverlauf von weiß nach orange spiegelt die Wahrscheinlichkeit des Auftretens wider. . . . . 99

5.4	a) Rohdaten (schwarz) und markierte Daten (rot) basierend auf den berechneten $k_{pv}$ Werten in Abhängigkeit des Zenitwinkels der Sonne $\theta_Z$ für eine zufällige Auswahl von Daten des Jahres 2014. Die blaue Linie steht für die Obergrenze von $k_{pv}$ mit 1.05. Nicht markiert sind oberhalb dieser Grenzlinie nur Werte, bei denen Wolkenverstärkungseffekte vermutet werden. Markiert werden zudem zahlreiche Werte mit sehr kleinen $k_{pv}$ Werten und großen Zenitwinkeln. Anmerkung: Aufgrund der Vielzahl von Datenpunkten wurden aus Darstellungsgründen zufällig 1/90 aller Werte ausgewählt und visualisiert b) Wolkenverstärkungseffekte bei Anlage 44, die mit der Methodik aus Abschnitt 5.4.2 identifiziert wurden. . . . .	100
5.5	Der Verlauf der PV-Leistung $P_{meas}$ als graue Linie zusammen mit den Zeitpunkten, welche durch eines der verschiedenen Testkriterien der QKPV Routine aus Tab. 5.2 markiert wurden. . . . .	102
6.1	Histogramme der Modulorientierung. In a) sind die 1247 erfolgreich parametrierten PV-Anlagen abgebildet. In b) sind zusätzlich die auf Basis der Häufigkeitsverteilung von a) parametrierten Sonderfälle abgebildet. Insgesamt zeigt das Histogramm damit alle 2043 parametrierten Anlagen. Zum Vergleich ist das Histogramm aller 45 Referenzanlagen aus der Testregion in c) dargestellt. . . . .	110
6.2	Gemessene und simulierte Globalstrahlung unter Berücksichtigung der extraterrestrischen Strahlung auf der horizontalen Ebene für zwei Beispieltage. . . . .	112
6.3	$RMSE_{rel}$ (a), Korrelationskoeffizient $\tau$ (b) und $MBE_{rel}$ (c) für die auf die Globalstrahlung angewendete zeitliche Korrektur bei unterschiedlicher zeitlicher Aggregation der ursprünglichen Werte. In gestrichelter Linie sind die Fehlermaße angegeben, wenn die Globalstrahlung unverändert bleibt, also keine Korrektur für Zukunftswerte durchgeführt wird. . . . .	113
6.4	Boxplots der Fehlermaße für die Kreuzvalidierung der interpolierten Globalstrahlung $G_h$ für den Zeitraum 2010 bis 2014 und unterschiedliche Interpolationsmethoden. Das Rechteck wird durch das 25 % und 75 % Quantil an der unteren und oberen Begrenzung sowie dem Median als Linie in der Mitte aufgespannt. Die äußeren Begrenzungen zeigen den Minimal- und Maximalwert aller beobachteten Werte. . . . .	118
6.5	Gemessene und simulierte Volllaststunden in Feuchtwangen für die Jahre 2013 und 2014. . . . .	121
6.6	Verhältnis zwischen den gemessenen und simulierten VLS in aufsteigender Reihenfolge der Mittelwerte. Die Analyse wurde anhand der 171 in Feuchtwangen zur Verfügung stehenden PV-Anlagen für die Jahre 2013 und 2014 durchgeführt. . . . .	122

---

6.7	Jahressumme der horizontalen Globalstrahlung $G_{h,h}$ , visualisiert aus Rasterdaten des Deutschen Wetterdienstes (DWD, 2015). . . . .	123
6.8	Methodik zur Berechnung eines anlagenspezifischen Korrekturfaktors $KF$ durch Kombination der Wetterkarten des DWD und des EEG-Anlagenregisters. Die dabei verwendeten Variablen sind wie folgt: Die durchschnittlichen gemessenen VLS aller PV-Anlagen im Netzgebiet $\overline{VLS_{gem,Netz}}$ , der anlagengewichtete Mittelwert von $G_h$ im Netzgebiet $\overline{G_{h,Netz}}$ , der Konvertierungsfaktor $X_{glob}$ , die durchschnittliche Globalstrahlung in einem Postleitzahlgebiet $\overline{G_{h,PLZ}}$ , die durchschnittlichen simulierten VLS in einem Postleitzahlgebiet $\overline{VLS_{sim,PLZ}}$ , die gemessenen ( $VLS_{gem,Indi}$ ) und simulierten ( $VLS_{sim,Indi}$ ) VLS einer Anlage und der anlagenspezifische Korrekturfaktor $KF$ . Für eine Korrektur im laufenden Jahr wird $KF$ funktional aus Vorjahreswerten mittels $f(KF)$ bestimmt. . . . .	124
6.9	Punktewolken der simulierten und gemessenen VLS mit und ohne korrigierende Verfahren. Anmerkung: Aufgrund der Vielzahl von Datenpunkten wurden aus Darstellungsgründen zufällig 1/30 aller Anlagen ausgewählt und visualisiert. . . . .	125
7.1	Struktur des in der vorliegenden Arbeit entwickelten Hochrechnungsverfahrens. In der Evaluierung des Zusammenspiels der unterschiedlichen Module wird lediglich die zeitliche Interpolation ausgeklammert. Dabei definiert $P_{Ref}$ die PV-Leistung von Referenz- und $P_{Ziel}$ von Zielanlagen. $T_{amb}$ ist die Umgebungstemperatur und $G_h$ die horizontale Globalstrahlung. . . . .	129
7.2	Dichteverteilung von verschiedenen horizontalen Strahlungskomponenten als Gegenüberstellung zwischen simulierten und gemessenen Werten. Simuliert wurde die Strahlung für den Standort der Wetterstation des Fraunhofer ISE durch Anwendung der Modulteile aus „HR5“ und „HR6“. Die Auftrittswahrscheinlichkeit nimmt im Farbverlauf von weiß nach rot zu. In der mittleren Abbildung wurden aus Gründen der Darstellung Werte $< 50 \text{ W/m}^2$ nicht betrachtet. . . . .	132
7.3	Boxplots für eine steigende Anzahl an Referenzanlagen mit jeweils 150 Variationen als Grundlage („KV1“). Verglichen werden die in Tab. 7.1 definierten Szenarien. Das Rechteck wird durch das 25 % und 75 % Quantil an der unteren und oberen Begrenzung sowie dem Median als Linie in der Mitte aufgespannt. Die äußeren Begrenzungen zeigen den Minimal- und Maximalwert aller beobachteten Werte. . . . .	135

7.4	Boxplots der $MBE_{rel}$ Werte von $P_{Ziel}$ für eine steigende Anzahl an Referenzanlagen mit jeweils 150 Variationen als Grundlage („KV1“). Verglichen werden die in Tab. 7.1 definierten Szenarien. Das Rechteck wird durch das 25 % und 75 % Quantil an der unteren und oberen Begrenzung sowie dem Median als Linie in der Mitte aufgespannt. Die äußeren Begrenzungen zeigen den Minimal- und Maximalwert aller beobachteten Werte. . . . .	136
7.5	Boxplots der Kreuzvalidierung von 44 Referenzanlagen und jeweils einer Zielanlage („KV2“). Verglichen werden die in Tab. 7.1 definierten Szenarien. Das Rechteck wird durch das 25 % und 75 % Quantil an der unteren und oberen Begrenzung sowie dem Median als Linie in der Mitte aufgespannt. Die äußeren Begrenzungen zeigen den Minimal- und Maximalwert aller beobachteten Werte. . . . .	136
7.6	Mit den Szenarien aus Tab. 7.1 simulierte horizontale Strahlungskomponenten für die Wetterstation am Fraunhofer ISE im Vergleich mit gemessenen Werten am 24. Juni 2012. . . . .	138
7.7	Boxplots für eine steigende Anzahl an Referenzanlagen mit jeweils 150 Variationen als Grundlage („KV1“). Verglichen werden die in Tab. 7.1 definierten Szenarien als Relativ- und Absolutwerte. Das Rechteck wird durch das 25 % und 75 % Quantil an der unteren und oberen Begrenzung sowie dem Median als Linie in der Mitte aufgespannt. Die äußeren Begrenzungen zeigen den Minimal- und Maximalwert aller beobachteten Werte. . . . .	141
A.1	Satellitenbilder vom 24. Juni 2012 (The Meteo Company BV, 2012). Der rote Kreis markiert die Position der Testregion. . . . .	161
A.2	Simulation der PV-Leistung von 2043 PV-Anlagen aus dem Stadtkreis Freiburg für den 24. Juni 2012. Die PV-Anlagen wurden mit der Methode in Abschnitt 6.1 parametrisiert und als Referenzanlagen dienen die in Abschnitt 3.1.1 beschriebenen Systeme. Flächig im Hintergrund ist die aus der PV Leistung $P$ abgeleitete und räumlich interpolierte horizontale Globalstrahlung $G_h$ abgebildet. Jedes Quadrat spiegelt den Standort und die normierte Leistung einer einzelnen PV-Anlage wieder, welche wie im Szenario "HR 5" simuliert wurde. . . . .	162



A.3 Kartenausschnitt der PV-Leistung vom Stadtgebiet Freiburg für den 24. Juni 2012. Die PV-Anlagen wurden mit der Methode in Abschnitt 6.1 parametrisiert und als Referenzanlagen dienen die in Abschnitt 3.1.1 beschriebenen Systeme. Flächig im Hintergrund ist die aus der PV Leistung  $P$  abgeleitete und räumlich interpolierte horizontale Globalstrahlung  $G_h$  abgebildet. Jedes Quadrat spiegelt den Standort und die normierte Leistung einer einzelnen PV-Anlage wieder, welche wie im Szenario "HR 5" simuliert wurde. Zusätzlich sind die Gebäudeumrisse aus OpenStreetMap contributors (2015) dargestellt. . . . . 163

## Tabellenverzeichnis

2.1	Ausgewählte Literatur, die sich mit der Modellierung der PV-Leistung beschäftigt. Aus Gründen der Darstellung ist stets das Hauptwerk angegeben, sollte es mehrere Publikationen von einem Autor geben. Der in dieser wissenschaftlichen Arbeit entwickelte Ansatz ist fett hervorgehoben. . . . .	36
3.1	Überblick über alle 45 PV-Anlagen. Die Boxplots werten die PV-Leistung im Zeitraum zwischen 2010 und 2014 aus. Das Rechteck wird durch das 25 % und 75 % Quantil an der linken und rechten Begrenzung sowie dem Median als Linie in der Mitte aufgespannt. Die äußeren Begrenzungen zeigen den Minimal- und Maximalwert aller beobachteten Werte. Darüber hinaus sind die Entfernung zur Wetterstation am Fraunhofer ISE sowie die durch den Neigungs- und Azimutwinkel definierte Modulausrichtung angegeben. Ein Azimutwinkel von $-45^\circ$ steht für eine Ausrichtung nach Süd-Ost, während $0^\circ$ Süd und $45^\circ$ Süd-West entspricht. . . . .	45
3.2	Ergebnisse der statistischen Untersuchung der Leistungswerte von 43 PV-Anlagen mit Angabe der normierten Leistung in %. . . . .	46
3.3	Wetterdaten für den Zeitraum 2010 bis 2014. Die horizontale Globalstrahlung $G_h$ und horizontale Diffusstrahlung $D_h$ dienen zur Bestimmung der horizontalen Direktstrahlung $B_h$ . Der Sensor zur Messung der Globalstrahlung auf der geneigten Fläche $G_c$ ist nach Süd mit $45^\circ$ Neigung ausgerichtet. Die Umgebungstemperatur $T_{amb}$ wird im Schatten und in $^\circ\text{C}$ gemessen. Die Strahlungswerte sind in $\text{W}/\text{m}^2$ und ihre Jahressumme in $\text{kWh}/\text{m}^2$ angegeben. . . . .	46
3.4	Koeffizienten die $F_1$ und $F_2$ in Abhängigkeit von $\epsilon$ parametrieren (Perez et al., 1990). . . . .	56
3.5	Ergebnisse der beiden Dekompositionsmodelle für die direkte und diffuse horizontale Strahlung $B_h$ und $D_h$ nach Auswertung der Jahre 2010-2014. . . . .	56
3.6	Ergebnisse der Transposition mit und ohne Verwendung der Dekompositionsmodelle. . . . .	58
3.7	Koeffizienten die im PV-Modell nach Huld et al. (2010) die Moduleffizienz für verschiedene Technologien festlegen. . . . .	60

3.8	Fehlermaße zwischen den simulierten und gemessenen Werten von $P$ . PV-Anlagen mit einer leeren Reihe haben keine Messvorrichtung für $G_c$ und können daher nicht berücksichtigt werden. In der letzten Zeile sind die Mittelwerte und die Standardabweichung der Fehlermaße angegeben. . . . .	61
4.1	Koeffizienten für das invertierte PV-Modell, welches auf einer Implementierung des von Huld et al. (2010) modifizierten Ansatzes beruht. . . . .	67
4.2	Fehlermaße zwischen den simulierten und gemessenen Werten von $G_c$ . PV-Anlagen mit einer leeren Reihe haben keine Messvorrichtung. In der letzten Zeile sind die Mittelwerte und die Standardabweichung der Fehlermaße angegeben. . . . .	73
4.3	Mittelwert von allen 45 PV-Anlagen bei der Simulation der horizontalen Strahlung $D_h$ , $B_h$ und $G_h$ . Dabei werden der im Rahmen der vorliegenden wissenschaftlichen Arbeit entwickelte iterative Algorithmus und die Modellumkehrung aus Abschnitt 4.2 verwendet. . . . .	74
4.4	Mittelwerte von Fehlermaßen für 1980 Varianten und verschiedene Modellkombinationen. Betrachtet werden die Leistungswerte individueller Anlagen. . . . .	76
5.1	Schwellenwerte der fünf Auswahlparameter aus Reno et al. (2012) und Reno und Hansen (2016) zur Detektion von Clear Sky Abschnitten in Messwerten der PV-Leistung $P_{meas}$ und unter Verwendung der statistischen Clear Sky Kurve aus Abschnitt 5.3.1. Die Parameter sind wie folgt definiert: Gleitender Durchschnitt $\bar{E}$ , Maximalwert $E_{max}$ , Kurvenlänge $L$ , Varianz der Gradienten $\sigma_s^2$ und maximaler Unterschied zwischen den Gradienten $\Delta S_{max}$ . . . . .	89
5.2	Die QKPV Routine wendet verschiedene anlagenspezifische (AS) und anlagenübergreifende (AÜ) Testkriterien an. Detaillierte Erläuterungen hierzu sind in diesem Kapitel gegeben. Die Nachtwerte sind auf den Zeitraum mit $\theta_z > 95^\circ$ beschränkt. Alle anderen Testkriterien gelten hingegen für $\theta_z < 95^\circ$ , falls nicht anders gekennzeichnet. Außerdem sind die beiden Kriterien „Maximalwerte von $k_{pv}$ “ und „Wolkenverstärkungseffekte“ miteinander verknüpft. Folglich wird die PV-Leistung nur dann als potentiell kritisch markiert, wenn $k_{pv} > 1.05$ erfüllt ist und keine Wolkenverstärkungseffekte in anderen Anlagen berichtet werden. Alle Testkriterien sind so formuliert, dass Daten welche sie verletzen, als potentiell kritisch markiert werden. . . . .	98

---

5.3	Relativer Anteil der Datenpunkte, welche durch eines der Testkriterien markiert wurden. Hierbei wurden zunächst alle anlagenspezifischen und dann die anlagenübergreifenden Analysen durchgeführt. Die einzelnen Tests sind teilweise auf unterschiedliche Tageszeiten beschränkt und Details hierzu in Tab. 5.2 genannt. Des Weiteren hängen die Tests „Maximalwerte von $k_{pv}$ “ und „Wolkenverstärkungseffekte“, wie in Abschnitt 5.4.2.1 beschrieben, voneinander ab. Der relative Anteil ist aus einer Gesamtzahl aus rund 4.7 Millionen Datenpunkten pro Jahr berechnet. Außerdem ist die durch die Tests betroffene Energiemenge dargestellt. . . . .	101
6.1	Verschiedene Fehlermaße zwischen den simulierten und gemessenen VLS mit und ohne korrigierende Verfahren. . . . .	124
7.1	Szenarien für verschiedene Varianten der Hochrechnung (HR) und im Vergleich dazu das in der Praxis häufig angewandte Standardverfahren (STD). In der Hochrechnung erfolgt eine räumliche Interpolation optional mithilfe des Inverse-Distance-Weighting-Verfahrens (hier: IDW 2.0) und eine Kalibrierung ebenfalls optional mit dem in Abschnitt 5.3 eingeführten Verlustfaktor $VF$ . . . . .	130
7.2	Fehlermaße zwischen den simulierten und gemessenen Strahlungskomponenten. Die einzelnen Strahlungskomponenten wurde mithilfe der Szenarien aus Tab. 7.1 für den Standort der Wetterstation des Fraunhofer ISE simuliert. . . . .	132



## Literaturverzeichnis

- Andor, M., Flinkerbusch, K., Janssen, M., Liebau, B., Wobben, M., 2010. Negative Strompreise und der Vorrang Erneuerbarer Energien. *Zeitschrift für Energiewirtschaft* 34, 91–99. doi:10.1007/s12398-010-0015-z.
- Antonanzas, J., Osorio, N., Escobar, R., Urraca, R., Martinez-de Pison, F.J., Antonanzas-Torres, F., 2016. Review of photovoltaic power forecasting. *Solar Energy* 136, 78–111. doi:10.1016/j.solener.2016.06.069.
- Appelrath, H.J., Kagermann, H., Mayer, C., 2012. *Future Energy Grid: Migrationspfade ins Internet der Energie*. acatech STUDIE, Februar 2012, Springer, Berlin, Heidelberg, Deutschland. doi:10.1007/978-3-642-27864-8. ISBN: 978-3-642-27864-8.
- Baker, E., Fowlie, M., Lemoine, D., Reynolds, S.S., 2013. The economics of solar electricity. *Annual Review of Resource Economics* 5, 387–426. doi:10.1146/annurev-resource-091912-151843.
- Barthelmie, R.J., Murray, F., Pryor, S.C., 2008. The economic benefit of short-term forecasting for wind energy in the UK electricity market. *Energy Policy* 36, 1687–1696. doi:10.1016/j.enpol.2008.01.027.
- Bayerische Staatsregierung, 2015. Anlagenregister. URL: <http://geoportal.bayern.de/energieatlas-karten>. [Zugegriffen am: 30.08.2016].
- BDEW, 2015. Umsetzungshilfe zum EEG 2014: Empfehlungen für Netzbetreiber zur Umsetzung des Gesetzes für den Ausbau Erneuerbarer Energien (Erneuerbare-Energien-Gesetz – EEG 2014) und der damit verbundenen Verordnungen. URL: [https://bdew.de/internet.nsf/res/D027E115536D5C56C1257EEB003C300A/\\$file/20151026\\_BDEW-Umsetzungshilfe%20EEG%202014\\_Entwurf\\_final\\_clean.pdf](https://bdew.de/internet.nsf/res/D027E115536D5C56C1257EEB003C300A/$file/20151026_BDEW-Umsetzungshilfe%20EEG%202014_Entwurf_final_clean.pdf). [Zugegriffen am: 09.02.2017].
- BDEW, 2017. Redispatch in Deutschland: Auswertung der Transparenzdaten. Berlin, Deutschland, URL: <https://www.bdew.de/internet.nsf/id/>

7FF9D6CC1CA14D85C12580CD004A10B3/\$file/2017-04-10\_Bericht%20Redispatch\_Stand%20April%202017.pdf. [Zugegriffen am: 26.07.2017].

Beck, M.T., de Meer, Hermann de, Schuster, S., Kreuzer, M. (Editoren.), 2014. Energy-efficient data centers: Estimating photovoltaic power supply without smart metering infrastructure. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, Deutschland. ISBN: 78-3-642-55148-2.

Bessa, R.J., 2014. Solar power forecasting for smart grids considering ICT constraints, in: 4th Solar Integration Workshop: International Workshop on Integration of Solar Power into Power, Berlin, Deutschland.

Bessa, R.J., Trindade, A., Monteiro, A., Miranda, V., Silva, C.S.P., 2014. Solar power forecasting in smart grids using distributed information, in: 18th Power Systems Computation Conference (PSCC), Wroclaw, Poland. pp. 1–7. doi:10.1109/PSCC.2014.7038462.

Bessa, R.J., Trindade, A., Silva, C.S., Miranda, V., 2015. Probabilistic solar power forecasting in smart grids using distributed information. International Journal of Electrical Power & Energy Systems 72, 16–23. doi:10.1016/j.ijepes.2015.02.006.

BMJV, 2013. Verordnung über Rahmenbedingungen für den Messstellenbetrieb und die Messung im Bereich der leitungsgebundenen Elektrizitäts und Gasversorgung (Messzugangsverordnung - MessZV). Messzugangsverordnung vom 17. Oktober 2008 (BGBl. I S. 2006), die zuletzt durch Artikel 14 des Gesetzes vom 25. Juli 2013 (BGBl. I S. 2722) geändert worden ist. URL: <https://www.nbb-netzgesellschaft.de/Downloads/MessZV.pdf>. [Zugegriffen am: 16.08.2017].

BMJV, 2016a. Verordnung über den Zugang zu Elektrizitätsversorgungsnetzen (Stromnetzzugangsverordnung - StromNZV). Stromnetzzugangsverordnung vom 25. Juli 2005 (BGBl. I S. 2243), die zuletzt durch Artikel 5 des Gesetzes vom 29. August 2016 (BGBl. I S. 2034) geändert worden ist. URL: <https://www.gesetze-im-internet.de/stromnzhv/StromNZV.pdf>. [Zugegriffen am: 16.08.2017].

BMJV, 2016b. Verordnung zur Durchführung des Erneuerbare-Energien-Gesetzes und des Windenergie-auf-See-Gesetzes (Erneuerbare-Energien-Verordnung - EEG). Erneuerbare-Energien-Verordnung vom 17. Februar 2015 (BGBl. I S. 146), die durch Artikel 11 des Gesetzes vom 22. Dezember 2016 (BGBl. I S. 3106) geändert worden ist. URL: [https://www.clearingstelle-eev.de/files/EEV\\_161222\\_0.pdf](https://www.clearingstelle-eev.de/files/EEV_161222_0.pdf). [Zugegriffen am: 19.09.2017].

BMJV, 2017a. Gesetz für den Ausbau erneuerbarer Energien (Erneuerbare-Energien-Gesetz - EEG 2017). ErneuerbareEnergienGesetz vom 21. Juli 2014 (BGBl. I S. 1066), das durch

- Artikel 24 Absatz 29 des Gesetzes vom 23. Juni 2017 (BGBl. I S. 1693) geändert worden ist. URL: [https://www.gesetze-im-internet.de/eeg\\_2014/BJNR106610014.html](https://www.gesetze-im-internet.de/eeg_2014/BJNR106610014.html). [Zugegriffen am: 26.07.2017].
- BMJV, 2017b. Gesetz über die Elektrizitäts- und Gasversorgung (Energiewirtschaftsgesetz - EnWG). Energiewirtschaftsgesetz vom 7. Juli 2005 (BGBl. I S. 1970, 3621), das zuletzt durch Artikel 3 des Gesetzes vom 23. Juni 2017 (BGBl. I S. 1885) geändert worden ist. URL: [https://www.gesetze-im-internet.de/enwg\\_2005/EnWG.pdf](https://www.gesetze-im-internet.de/enwg_2005/EnWG.pdf). [Zugegriffen am: 26.07.2017].
- BMJV, 2017c. Verordnung zur Ausführung der Erneuerbare-Energien-Verordnung (Erneuerbare-Energien-Ausführungsverordnung - EEAV). Erneuerbare-Energien-Ausführungsverordnung vom 22. Februar 2010 (BGBl. I S. 134), die zuletzt durch Artikel 1 der Verordnung vom 20. Februar 2017 (BGBl. I S. 294) geändert worden ist. URL: <http://www.gesetze-im-internet.de/ausglmechav/EEAV.pdf>. [Zugegriffen am: 26.07.2017].
- BMUB, 2016a. Klimaschutzplan 2050 - Klimaschutzpolitische Grundsätze und Ziele der Bundesregierung. URL: [http://www.bmub.bund.de/fileadmin/Daten\\_BMU/Download\\_PDF/Klimaschutz/klimaschutzplan\\_2050\\_bf.pdf](http://www.bmub.bund.de/fileadmin/Daten_BMU/Download_PDF/Klimaschutz/klimaschutzplan_2050_bf.pdf). [Zugegriffen am: 21.03.2017].
- BMUB, 2016b. Übereinkommen von Paris. URL: [http://www.bmub.bund.de/fileadmin/Daten\\_BMU/Download\\_PDF/Klimaschutz/paris\\_abkommen\\_bf.pdf](http://www.bmub.bund.de/fileadmin/Daten_BMU/Download_PDF/Klimaschutz/paris_abkommen_bf.pdf). [Zugegriffen am: 23.03.2017].
- BMUB, 2017. Energiebedingte Treibhausgas-Emissionen. URL: <http://www.umwelt.bundesamt.de/daten/energiebereitstellung-verbrauch/energiebedingte-emissionen#textpart-1>. [Zugegriffen am: 23.03.2017].
- BMWi, 2014. Zweiter Monitoring-Bericht „Energie der Zukunft“. URL: [https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Publikationen/Energie/zweiter-monitoring-bericht-energie-der-zukunft.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=8](https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Publikationen/Energie/zweiter-monitoring-bericht-energie-der-zukunft.pdf?__blob=publicationFile&v=8). [Zugegriffen am: 21.03.2017].
- BMWi, 2016. Zusammensetzung des Strompreises für Haushaltskunden. URL: <https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Infografiken/Energie/strompreise.html;jsessionid=5B35BE6744CB47499E0D3219643A6584>. [Zugegriffen am: 22.03.2017].
- BNetzA, 2010a. Beschluss in dem Verwaltungsverfahren der Festlegung zum Einsatz von Regelenergie: BK6-08-111. URL: <https://www.bundesnetzagentur.de/DE/Service-Funktionen/Beschlusskammern/1BK-Geschaeftszeichen-Datenbank/BK6->



GZ/2008/2008\_0001bis0999/2008\_100bis199/BK6-08-111/Beschluss\_BK6-08-111.pdf?\_\_blob=publicationFile&v=2. [Zugegriffen am: 23.03.2017].

BNetzA, 2010b. Bundesnetzagentur ordnet Netzregelverbund für die deutschen Stromnetze an. Bonn, Deutschland, URL: [https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Allgemeines/Presse/Pressemitteilungen/2010/100316NetzregelverbundStromId18377pdf.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=3](https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Allgemeines/Presse/Pressemitteilungen/2010/100316NetzregelverbundStromId18377pdf.pdf?__blob=publicationFile&v=3). [Zugegriffen am: 23.03.2017].

BNetzA, 2011. Beschluss in dem Verwaltungsverfahren wegen der Festlegung zur Vereinheitlichung der Bilanzkreisverträge: BK6-06-013. URL: <https://www.transnetbw.de/downloads/strommarkt/bilanzkreismanagement/bk6-06-013-beschluss-2011-06-29.pdf>. [Zugegriffen am: 12.12.2016].

BNetzA, 2012a. Beschluss In dem Verwaltungsverfahren wegen der Weiterentwicklung des Ausgleichsenergiepreis-Abrechnungssystems: BK6-12-024. URL: <https://www.regelleistung.net/ext/static/rebap>. [Zugegriffen am: 23.03.2017].

BNetzA, 2012b. Evaluierungsbericht der Bundesnetzagentur für Elektrizität, Gas, Telekommunikation, Post und Eisenbahnen zur Ausgleichsmechanismusverordnung. Bonn, Deutschland, URL: [https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen\\_Institutionen/ErneuerbareEnergien/ZahlenDatenInformationen/EvaluierungsberichtAusglMechV.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=2](https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen_Institutionen/ErneuerbareEnergien/ZahlenDatenInformationen/EvaluierungsberichtAusglMechV.pdf?__blob=publicationFile&v=2). [Zugegriffen am: 29.09.2017].

BNetzA, 2013. Hintergrundinformationen zur Ausgleichsmechanismus-Ausführungsverordnung (AusglMechAV). URL: [https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen\\_Institutionen/ErneuerbareEnergien/EEG/AusgleichsmechanismusAusfVerordg/HintergrundWaelzungsmechanismuspdf.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=2](https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen_Institutionen/ErneuerbareEnergien/EEG/AusgleichsmechanismusAusfVerordg/HintergrundWaelzungsmechanismuspdf.pdf?__blob=publicationFile&v=2). [Zugegriffen am: 01.01.2017].

BNetzA, 2014. EEG in Zahlen 2014. URL: [http://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen\\_Institutionen/ErneuerbareEnergien/ZahlenDatenInformationen/EEGinZahlen\\_2014\\_BF.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=4](http://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen_Institutionen/ErneuerbareEnergien/ZahlenDatenInformationen/EEGinZahlen_2014_BF.pdf?__blob=publicationFile&v=4). [Zugegriffen am: 25.07.2016].

BNetzA, 2015a. Datenmeldungen und EEG-Vergütungssätze für Photovoltaikanlagen. URL: [https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen\\_Institutionen/ErneuerbareEnergien/ZahlenDatenInformat](https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen_Institutionen/ErneuerbareEnergien/ZahlenDatenInformat)

- ionen/EEGinZahlen\_2015\_BF.pdf?\_\_blob=publicationFile&v=2. [Zugegriffen am: 30.08.2016].
- BNetzA, 2015b. EEG in Zahlen 2015. URL: [https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen\\_Institutionen/ErneuerbareEnergien/ZahlenDatenInformationen/EEGinZahlen\\_2015\\_BF.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=2](https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen_Institutionen/ErneuerbareEnergien/ZahlenDatenInformationen/EEGinZahlen_2015_BF.pdf?__blob=publicationFile&v=2). [Zugegriffen am: 08.02.2017].
- BNetzA, 2017a. Quartalsbericht zu Netz- und Systemsicherheitsmaßnahmen Viertes Quartal und Gesamtjahr 2016. Bonn, Deutschland, URL: [https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Allgemeines/Bundesnetzagentur/Publikationen/Berichte/2017/Quartalsbericht\\_Q4\\_Gesamt\\_2016.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=2](https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Allgemeines/Bundesnetzagentur/Publikationen/Berichte/2017/Quartalsbericht_Q4_Gesamt_2016.pdf?__blob=publicationFile&v=2). [Zugegriffen am: 26.07.2017].
- BNetzA, 2017b. Verordnung über die Registrierung energiewirtschaftlicher Daten. URL: [https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen\\_Institutionen/DatenaustauschUndMonitoring/MaStR/MaStRV\\_170410.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=2](https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen_Institutionen/DatenaustauschUndMonitoring/MaStR/MaStRV_170410.pdf?__blob=publicationFile&v=2). [Zugegriffen am: 03.08.2017].
- Brancucci Martinez-Anido, C., Botor, B., Florita, A.R., Draxl, C., Lu, S., Hamann, H.F., Hodge, B.M., 2016. The value of day-ahead solar power forecasting improvement. *Solar Energy* 129, 192–203. doi:10.1016/j.solener.2016.01.049.
- Brancucci Martínez-Anido, C., Florita, A., Hodge, B.M., 2014. The impact of improved solar forecasts on bulk power system operations in ISO-NE, in: 4th Solar Integration Workshop: International Workshop on Integration of Solar Power into Power, Berlin, Deutschland.
- Brent, R.P., 1973. Algorithms for minimization without derivatives. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, USA. ISBN: 0-13-022335-2.
- Bright, J.M., Killinger, S., Lingfors, D., Engerer, N.A., 2017. Improved satellite-derived PV power nowcasting using power data from real-time reference PV systems. *Solar Energy* doi:10.1016/j.solener.2017.10.091.
- Büchner, J., Nikogosian, V., 2015. Ausgleichsenergiepreise als Opportunität für notwendige Flexibilitäten, in: 7. Göttinger Tagung zu aktuellen Fragen zur Entwicklung der Energieversorgungsnetze, Göttingen, Deutschland.
- Cameron, C.P., Stein, J., Hansen, C., 2011. Evaluation of PV performance models and their impact on project risk, in: PV Roll-out Workshop, Boston, USA. pp. 1–8.

- Catita, C., Redweik, P., Pereira, J., Brito, M.C., 2014. Extending solar potential analysis in buildings to vertical facades. *Computers & Geosciences* 66, 1–12. doi:10.1016/j.cageo.2014.01.002.
- Charabi, Y., Gastli, A., 2011. PV site suitability analysis using GIS-based spatial fuzzy multi-criteria evaluation. *Renewable Energy* 36, 2554–2561. doi:10.1016/j.renene.2010.10.037.
- Chine, W., Mellit, A., Pavan, A.M., Kalogirou, S.A., 2014. Fault detection method for grid-connected photovoltaic plants. *Renewable Energy* 66, 99–110. doi:10.1016/j.renene.2013.11.073.
- Chouder, A., Silvestre, S., 2010. Automatic supervision and fault detection of PV systems based on power losses analysis. *Energy Conversion and Management* 51, 1929–1937. doi:10.1016/j.enconman.2010.02.025.
- Consentec GmbH, 2014. Beschreibung von Regelleistungskonzepten und Regelleistungsmarkt: Studie im Auftrag der deutschen Übertragungsnetzbetreiber. Aachen, Deutschland, URL: [http://www.consentec.de/wp-content/uploads/2014/08/Consentec\\_50Hertz\\_Regelleistungsmarkt\\_de\\_201402271.pdf](http://www.consentec.de/wp-content/uploads/2014/08/Consentec_50Hertz_Regelleistungsmarkt_de_201402271.pdf). [Zugegriffen am: 23.03.2017].
- Dennis, J.E., Gay, D.M., Walsh, R.E., 1981. An adaptive nonlinear least-squares algorithm. *ACM Transactions on Mathematical Software* 7, 348–368. doi:10.1145/355958.355965.
- Dervishi, S., Mahdavi, A., 2012. Computing diffuse fraction of global horizontal solar radiation: A model comparison. *Solar Energy* 86, 1796–1802. doi:10.1016/j.solener.2012.03.008.
- DGS, 2015. Die Karte der erneuerbaren Energien. URL: <http://www.energymap.info/>. [Zugegriffen am: 15.04.2015].
- Drews, A., de Keizer, A.C., Beyer, H.G., Lorenz, E., Betcke, J., van Sark, W., Heydenreich, W., Wiemken, E., Stettler, S., Toggweiler, P., Bofinger, S., Schneider, M., Heilscher, G., Heinemann, D., 2007. Monitoring and remote failure detection of grid-connected PV systems based on satellite observations. *Solar Energy* 81, 548–564. doi:10.1016/j.solener.2006.06.019.
- DWD, 2015. Rasterdaten der Jahressumme für die Globalstrahlung auf die horizontale Ebene für Deutschland basierend auf Boden- und Satellitenmessung. URL: [ftp://ftp-cdc.dwd.de/pub/CDC/grids\\_germany/annual/solar/](ftp://ftp-cdc.dwd.de/pub/CDC/grids_germany/annual/solar/). [Zugegriffen am: 01.09.2016].

- EEX AG, 2017. Transparency in Energy Markets. URL: <https://www.eex-transparency.com/>. [Zugegriffen am: 01.01.2015].
- Elsinga, B., van Sark, W., 2015. Spatial power fluctuation correlations in urban rooftop photovoltaic systems. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications* 23, 1390–1397. doi:10.1002/pip.2539.
- Elsinga, B., van Sark, W., Ramaekers, L., 2017. Inverse photovoltaic yield model for global horizontal irradiance reconstruction. *Energy Science & Engineering* 5, 1–14. doi:10.1002/ese3.162.
- Engerer, N.A., 2015a. City-wide simulations of distributed photovoltaic array power output. PhD Thesis. The Australian National University. Canberra, Australia.
- Engerer, N.A., 2015b. Minute resolution estimates of the diffuse fraction of global irradiance for southeastern Australia. *Solar Energy* 116, 215–237. doi:10.1016/j.solener.2015.04.012.
- Engerer, N.A., Bright, J.M., Killinger, S., 2017. Himawari-8 enabled real-time distributed PV simulations for distribution networks, in: 44th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), Washington D.C., USA.
- Engerer, N.A., Hansard, J., 2015. Real-time simulations of 15,000+ distributed PV arrays at sub grid level using the Regional PV Simulation System (RPSS), in: ISES Solar World Congress, Daegu, Korea. doi:10.18086/swc.2015.06.02.
- Engerer, N.A., Mills, F.P., 2014. KPV: A clear-sky index for photovoltaics. *Solar Energy* 105, 679–693. doi:10.1016/j.solener.2014.04.019.
- Engerer, N.A., Mills, F.P., 2015. Validating nine clear sky radiation models in Australia. *Solar Energy* 120, 9–24. doi:10.1016/j.solener.2015.06.044.
- Engerer, N.A., Wellby, S.J., 2014. Categorising meteorological events as inputs to machine learning based solar forecasts, in: 20th Annual Meeting of the Australian Meteorological and Oceanographic Society, Hobart, Tasmania.
- Engerer, N.A., Xu, Y., 2015. A simple model for estimating the diffuse fraction of solar irradiance from photovoltaic array power Output, in: 21st International Congress on Modelling and Simulation (MODIM2015), Gold Coast, Queensland, Australia.

- EP, EU-Ministerrat, 1996. Richtlinie 96/92/EG des Europäischen Parlaments und des Rates. URL: <http://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/?uri=CELEX:31996L0092>. [Zugegriffen am: 05.09.2017].
- Ernst, B., Oakleaf, B., Ahlstrom, M., Lange, M., Moehrlen, C., Lange, B., Focken, U., Rohrig, K., 2007. Predicting the wind. *IEEE Power and Energy Magazine* 5, 78–89. doi:10.1109/MPE.2007.906306.
- Espinar, B., Wald, L., Blanc, P., Hoyer-Klick, C., Schroedter-Homscheidt, M., Wanderer, T., 2011. Report on the harmonization and qualification of meteorological data: Project EN-DORSE - ENergy DOWNstReam SErvice: Providing energy components for GMES - Grant Agreement No. 262892. Paris, France, URL: [http://www.endorse-fp7.eu/public\\_deliverables](http://www.endorse-fp7.eu/public_deliverables). [Zugegriffen am: 16.09.2016].
- Evseev, E.G., Kudish, A.I., 2009a. An assessment of a revised Olmo et al. model to predict solar global radiation on a tilted surface at Beer Sheva, Israel. *Renewable Energy* 34, 112–119. doi:10.1016/j.renene.2008.04.012.
- Evseev, E.G., Kudish, A.I., 2009b. The assessment of different models to predict the global solar radiation on a surface tilted to the south. *Solar Energy* 83, 377–388. doi:10.1016/j.solener.2008.08.010.
- Fabbri, A., GomezSanRoman, T., RivierAbbad, J., MendezQuezada, V.H., 2005. Assessment of the cost associated with wind generation prediction errors in a liberalized electricity market. *IEEE Transactions on Power Systems* 20, 1440–1446. doi:10.1109/TPWRS.2005.852148.
- Faiman, D., Feuermann, D., Zemel, A., 1993. Site-independent algorithm for obtaining the direct beam insolation from a multipyranometer instrument. *Solar Energy* 50, 53–57. doi:10.1016/0038-092X(93)90007-B.
- Faiman, D., Zemel, A., Zangvil, A., 1987. A method for monitoring insolation in remote regions. *Solar Energy* 38, 327–333. doi:10.1016/0038-092X(87)90004-1.
- Fatemi, S.A., Kuh, A., 2014. Solar radiation forecasting under asymmetric cost functions, in: *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Beijing, China.
- Fath, K., Stengel, J., Sprenger, W., Wilson, H.R., Schultmann, F., Kuhn, T.E., 2015. A method for predicting the economic potential of (building-integrated) photovoltaics in urban areas based on hourly Radiance simulations. *Solar Energy* 116, 357–370. doi:10.1016/j.solener.2015.03.023.

- Firth, S.K., Lomas, K.J., Rees, S.J., 2010. A simple model of PV system performance and its use in fault detection. *Solar Energy* 84, 624–635. doi:10.1016/j.solener.2009.08.004.
- Fonseca, J.G., Oozeki, T., Ohtake, H., Shimose, K.i., Takashima, T., Ogimoto, K., 2013. Forecasting Regional Photovoltaic Power Generation - A Comparison of Strategies to Obtain One-Day-Ahead Data, in: ISES Solar World Congress, Cancún, Mexico. pp. 1337–1345. doi:10.1016/j.egypro.2014.10.124.
- Fonseca, J.G., Oozeki, T., Ohtake, H., Shimose, K.i., Takashima, T., Ogimoto, K., 2014. Regional forecasts and smoothing effect of photovoltaic power generation in Japan: An approach with principal component analysis. *Renewable Energy* 68, 403–413. doi:10.1016/j.renene.2014.02.018.
- Fonseca, J.G., Oozeki, T., Ohtake, H., Takashima, T., Ogimoto, K., 2015. Regional forecasts of photovoltaic power generation according to different data availability scenarios: A study of four methods. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications* 23, 1203–1218. doi:10.1002/pip.2528.
- Franke, R., 1982. Smooth interpolation of scattered data by local thin plate splines. *Computers & Mathematics with Applications* 8, 273–281. doi:10.1016/0898-1221(82)90009-8.
- Fraunhofer ISE, 2017a. Energy Charts: Installierte Netto-Leistung zur Stromerzeugung in Deutschland. Freiburg, Deutschland, URL: [https://www.energy-charts.de/power\\_in\\_st\\_de.htm](https://www.energy-charts.de/power_in_st_de.htm). [Zugegriffen am: 09.02.2017].
- Fraunhofer ISE, 2017b. Photovoltaics report. Freiburg, Deutschland, URL: <https://www.ise.fraunhofer.de/content/dam/ise/de/documents/publications/studies/Photovoltaics-Report.pdf>. [Zugegriffen am: 16.08.2017].
- Freitas, S., Catita, C., Redweik, P., Brito, M.C., 2015. Modelling solar potential in the urban environment: State-of-the-art review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 41, 915–931. doi:10.1016/j.rser.2014.08.060.
- Giebel, G., Brownsword, R., Kariniotakis, G., Denhard, M., Draxl, C., 2011. The state-of-the-art in short-term prediction of wind power: A literature overview. URL: [http://orbit.dtu.dk/fedora/objects/orbit:83397/datastreams/file\\_5277161/content](http://orbit.dtu.dk/fedora/objects/orbit:83397/datastreams/file_5277161/content). [Zugegriffen am: 29.09.2017].
- Gokmen, N., Karatepe, E., Celik, B., Silvestre, S., 2012. Simple diagnostic approach for determining of faulted PV modules in string based PV arrays. *Solar Energy* 86, 3364–3377. doi:10.1016/j.solener.2012.09.007.

- Gokmen, N., Karatepe, E., Silvestre, S., Celik, B., Ortega, P., 2013. An efficient fault diagnosis method for PV systems based on operating voltage-window. *Energy Conversion and Management* 73, 350–360. doi:10.1016/j.enconman.2013.05.015.
- Golnas, A., Bryan, J., Wimbrow, R., Hansen, C., Voss, S., 2011. Performance assessment without pyranometers: Predicting energy output based on historical correlation, in: 37th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), Seattle, USA. pp. 2006–2010. doi:10.1109/PVSC.2011.6186347.
- Graeber, D., 2013. *Handel mit Strom aus erneuerbaren Energien: Kombination von Prognosen*. Springer Gabler, Wiesbaden, Deutschland. ISBN: 978-3-658-03641-6.
- Graeber, D., Kleine, A., 2013. The combination of forecasts in the trading of electricity from renewable energy sources. *Journal of Business Economics* 83, 409–435. doi:10.1007/s11573-013-0660-x.
- Groß, J., 2010. *Grundlegende Statistik mit R: Eine anwendungsorientierte Einführung in die Verwendung der Statistik Software R*. Vieweg+Teubner Verlag, Wiesbaden, Deutschland. ISBN: 978-3-8348-9677-3.
- Grossi, L., Wirth, G., Lorenz, E., Spring, A., Becker, G., 2014. Simulation of the feed-in power of distributed PV systems, in: 29th European PV Solar Energy Conference and Exhibition, Amsterdam, Netherlands.
- Gueymard, C., 2008. From global horizontal to global tilted irradiance: How accurate are solar energy engineering predictions in practice?, in: 37th ASES National Solar Conference 2008, San Diego, USA. pp. 1434–1456. ISBN: 9781605604787.
- Gueymard, C.A., 2009. Direct and indirect uncertainties in the prediction of tilted irradiance for solar engineering applications. *Solar Energy* 83, 432–444. doi:10.1016/j.solener.2008.11.004.
- Gueymard, C.A., 2014. A review of validation methodologies and statistical performance indicators for modeled solar radiation data: Towards a better bankability of solar projects. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 39, 1024–1034. doi:10.1016/j.rser.2014.07.117.
- Gueymard, C.A., Ruiz-Arias, J.A., 2016. Extensive worldwide validation and climate sensitivity analysis of direct irradiance predictions from 1-min global irradiance. *Solar Energy* 128, 1–30. doi:10.1016/j.solener.2015.10.010.

- Guthke, P., 2017. Rücksprache mit dem ÜNB TransnetBW GmbH zu technischen Einrichtungen für die Abrufung der Ist-Einspeisung: Emailkonversation.
- Haghdadi, N., Copper, J., Bruce, A., MacGill, I., 2017. A method to estimate the location and orientation of distributed photovoltaic systems from their generation output data. *Renewable Energy* 108, 390–400. doi:10.1016/j.renene.2017.02.080.
- Hay, J.E., 1979. Calculation of monthly mean solar radiation for horizontal and inclined surfaces. *Solar Energy* 23, 301–307. doi:10.1016/0038-092X(79)90123-3.
- Hengl, T., 2009. A practical guide to geostatistical mapping. 2. Auflage, Hengl, Amsterdam, Netherlands. URL: [http://spatial-analyst.net/book/system/files/Hengl\\_2009\\_GEOSTATe2c1w.pdf](http://spatial-analyst.net/book/system/files/Hengl_2009_GEOSTATe2c1w.pdf). ISBN: 978-90-9024981-0.
- Hirth, L., Ueckerdt, F., Edenhofer, O., 2015. Integration costs revisited – An economic framework for wind and solar variability. *Renewable Energy* 74, 925–939. doi:10.1016/j.renene.2014.08.065.
- Hirth, L., Ziegenhagen, I., 2015. Balancing power and variable renewables: Three links. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 50, 1035–1051. doi:10.1016/j.rser.2015.04.180.
- Hodge, B.M., Florita, A., Sharp, J., Margulis, M., McCreavy, D., 2015. Value of improved short-term wind power forecasting: NREL/TP-5D00-63175. Golden, USA, URL: <http://www.nrel.gov/docs/fy15osti/63175.pdf>, doi:10.2172/1172925. [Zugegriffen am: 15.01.2017].
- Hoff, T.E., Perez, R., 2010. Quantifying PV power output variability. *Solar Energy* 84, 1782–1793. doi:10.1016/j.solener.2010.07.003.
- Hoff, T.E., Perez, R., 2012. Modeling PV fleet output variability. *Solar Energy* 86, 2177–2189. doi:10.1016/j.solener.2011.11.005.
- Hofierka, J., Kaňuk, J., 2009. Assessment of photovoltaic potential in urban areas using open-source solar radiation tools. *Renewable Energy* 34, 2206–2214. doi:10.1016/j.renene.2009.02.021.
- Housmans, C., Ipe, A., Bertrand, C., 2017. Tilt to horizontal global solar irradiance conversion: An evaluation at high tilt angles and different orientations. *Renewable Energy* 113, 1529–1538. doi:10.1016/j.renene.2017.07.018.



- Huld, T., Gottschalg, R., Beyer, H.G., Topič, M., 2010. Mapping the performance of PV modules, effects of module type and data averaging. *Solar Energy* 84, 324–338. doi:10.1016/j.solener.2009.12.002.
- IEA, 2016. Key World Energy Statistics. Paris, France, URL: <https://www.iea.org/publications/freepublications/publication/KeyWorld2016.pdf>. [Zugegriffen am: 02.08.17].
- IEA, 2017. Snapshot of global photovoltaic markets: Report IEA PVPS T1-31:2017. Paris, France. URL: [http://www.iea-pvps.org/fileadmin/dam/public/report/statistics/IEA-PVPS\\_-\\_A\\_Snapshot\\_of\\_Global\\_PV\\_-\\_1992-2016\\_\\_1\\_.pdf](http://www.iea-pvps.org/fileadmin/dam/public/report/statistics/IEA-PVPS_-_A_Snapshot_of_Global_PV_-_1992-2016__1_.pdf). ISBN: 978-3-906042-58-9.
- Inman, R.H., Pedro, H.T., Coimbra, C.F., 2013. Solar forecasting methods for renewable energy integration. *Progress in Energy and Combustion Science* 39, 535–576. doi:10.1016/j.peecs.2013.06.002.
- Jacovides, C.P., Tymvios, F.S., Assimakopoulos, V.D., Kaltsounides, N.A., 2006. Comparative study of various correlations in estimating hourly diffuse fraction of global solar radiation. *Renewable Energy* 31, 2492–2504. doi:10.1016/j.renene.2005.11.009.
- Jakubiec, J.A., Reinhart, C.F., 2013. A method for predicting city-wide electricity gains from photovoltaic panels based on LiDAR and GIS data combined with hourly Daysim simulations. *Solar Energy* 93, 127–143. doi:10.1016/j.solener.2013.03.022.
- Jamaly, M., Bosch, J., Kleissl, J., 2013a. A power conversion model for distributed PV systems in California using SolarAnywhere irradiation. San Diego, USA, URL: [http://calsolarresearch.ca.gov/images/stories/documents/Sol1\\_funded\\_proj\\_docs/UCSD/perf\\_model\\_v11.pdf](http://calsolarresearch.ca.gov/images/stories/documents/Sol1_funded_proj_docs/UCSD/perf_model_v11.pdf). [Zugegriffen am: 29.11.2016].
- Jamaly, M., Bosch, J.L., Kleissl, J., 2013b. Aggregate ramp rates of distributed photovoltaic systems in San Diego county. *IEEE Transactions on Sustainable Energy* 4, 519–526. doi:10.1109/TSTE.2012.2201966.
- Jasper, A., Henkel, S., 2016. SMA und Tennet kooperieren für bessere Prognose der Solarstrom-einspeisung. Niestetal, Deutschland, URL: <http://www.sma.de/newsroom/aktuelle-nachrichten/news-detail/news/13690-sma-und-tennet-kooperieren-fuer-bessere-prognose-der-solarstrom-einspeisung.html>. [Zugegriffen am: 23.03.2017].

- Jónsson, T., Pinson, P., Madsen, H., 2010. On the market impact of wind energy forecasts. *Energy Economics* 32, 313–320. doi:10.1016/j.eneco.2009.10.018.
- Jordan, D.C., Kurtz, S.R., 2013. Photovoltaic degradation rates - an analytical review. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications* 21, 12–29. doi:10.1002/pip.1182.
- Journée, M., Bertrand, C., 2011. Quality control of solar radiation data within the RMIB solar measurements network. *Solar Energy* 85, 72–86. doi:10.1016/j.solener.2010.10.021.
- Kaulich, A.F., 2015. Analyzing the occurrence of photovoltaic installations by means of geospatial modeling. Master Thesis. Albert-Ludwigs-Universität Freiburg im Breisgau. Freiburg, Deutschland.
- Kaur, A., Nonnenmacher, L., Pedro, H.T., Coimbra, C.F., 2016. Benefits of solar forecasting for energy imbalance markets. *Renewable Energy* 86, 819–830. doi:10.1016/j.renene.2015.09.011.
- Kennedy, H., 2004. *Data in three dimensions: A guide to ArcGIS 3D analyst*. Delmar Learning, Clifton Park, New York, USA. ISBN: 1401848869.
- Killinger, S., Biener, W., Gust, G., Wille-Hausmann, B., 2016a. Impact of the nominal and real peak power of PV systems on grid reinforcement, in: *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT Europe)*, Ljubljana, Slovenia. doi:10.1109/ISGTEurope.2016.7856206.
- Killinger, S., Braam, F., Müller, B., Wille-Hausmann, B., McKenna, R., 2016b. Projection of power generation between differently-oriented PV systems. *Solar Energy* 136, 153–165. doi:10.1016/j.solener.2016.06.075.
- Killinger, S., Bright, J.M., Lingfors, D., Engerer, N.A., 2017a. A tuning routine to correct systematic influences in reference PV systems' power outputs. *Solar Energy* 157, 1082–1094. doi:10.1016/j.solener.2017.09.001.
- Killinger, S., Burckhardt, L., McKenna, R., Fichtner, W., 2015a. GIS-basierte Parametrierung der Modulorientierung von Photovoltaik-Anlagen, in: *VDI Wissensforum - Optimierung in der Energiewirtschaft*, Düsseldorf, Deutschland. pp. 131–136. ISBN: 978-3-18-092266-9.
- Killinger, S., Engerer, N., Müller, B., 2017b. QCPV: A quality control algorithm for distributed photovoltaic array power output. *Solar Energy* 143, 120–131. doi:10.1016/j.solener.2016.12.053.

- Killinger, S., Engerer, N.A., Müller, B., 2016c. Identification of typical quality control issues in distributed PV power measurements, in: Asia Pacific Solar Research Conference 2016, Canberra, Australia. ISBN: 978-0-6480414-0-5.
- Killinger, S., Guthke, P., Semmig, A., Müller, B., Wille-Hausmann, B., Fichtner, W., 2017c. Upscaling PV Power Considering Module Orientations. *IEEE Journal of Photovoltaics* 7, 941–944. doi:10.1109/JPHOTOV.2017.2684908.
- Killinger, S., Kreifels, N., Burger, B., Müller, B., Stiff, G., Wittwer, C., 2016d. Impact of the solar eclipse from 20 th March 2015 on the German electrical supply - simulation and analysis. *Energy Technology* 4, 288–297. doi:10.1002/ente.201500228.
- Killinger, S., Mainzer, K., McKenna, R., Kreifels, N., Fichtner, W., 2015b. A regional optimisation of renewable energy supply from wind and photovoltaics with respect to three key energy-political objectives. *Energy* 84, 563–574. doi:10.1016/j.energy.2015.03.050.
- Killinger, S., Müller, B., Saint-Drenan, Y.M., McKenna, R., 2016e. Towards an improved now-casting method by evaluating power profiles of PV systems to detect apparently atypical behavior, in: 43rd IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), Portland, USA. pp. 0980–0985. doi:10.1109/PVSC.2016.7749757.
- Killinger, S., Müller, B., Wille-Hausmann, B., McKenna, R., 2017d. Evaluating different upscaling approaches to derive the actual power of distributed PV systems, in: 44th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), Washington D.C., USA.
- King, D.L., Boyson, W.E., Kratochvil, J.A., 2004. Photovoltaic array performance model. Albuquerque, New Mexico und Livermore, California, USA, URL: <http://prod.sandia.gov/techlib/access-control.cgi/2004/043535.pdf>. [Zugegriffen am: 29.09.2017].
- Kleest, J., Reuter, E., 2002. Netzzugang im liberalisierten Strommarkt. *Wirtschaftswissenschaft*, Deutscher Universitätsverlag, Wiesbaden, Deutschland. doi:10.1007/978-3-322-81065-6. ISBN: 978-3-322-81065-6.
- Kleissl, J., 2013. Improving economics of solar power through resource analysis, forecasting, and dynamic system modeling. San Diego, USA, URL: [http://www.calsolarresearch.org/images/stories/documents/Sol1\\_funded\\_proj\\_docs/UCSD/CSI-RDD\\_S1-UCSD\\_FinalRpt\\_Nov2013\\_r2.pdf](http://www.calsolarresearch.org/images/stories/documents/Sol1_funded_proj_docs/UCSD/CSI-RDD_S1-UCSD_FinalRpt_Nov2013_r2.pdf). [Zugegriffen am: 29.11.2016].
- Kleissl, J., Lave, M., Jamaly, M., Bosch, J., 2012. Aggregate solar variability, in: IEEE Power and Energy Society General Meeting, San Diego, USA. doi:10.1109/PESGM.2012.6344809.

- Klucher, T.M., 1979. Evaluation of models to predict insolation on tilted surfaces. *Solar Energy* 23, 111–114. doi:10.1016/0038-092X(79)90110-5.
- Kohavi, R., 1995. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection, in: 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Quebec, Canada. pp. 1137–1143. ISBN: 1-55860-363-8.
- Korfiati, A., Gkonos, C., Veronesi, F., Gaki, A., Grassi, S., Schenkel, R., Volkwein, S., Raubal, M., Hurni, L., 2016. Estimation of the Global Solar Energy Potential and Photovoltaic Cost with the use of Open Data. *International Journal of Sustainable Energy Planning and Management* 9, 17–30. doi:10.5278/ijsepm.2016.9.3.
- Kost, C., Mayer, J., Thomsen, J., Hartmann, N., Senkpiel, C., Philipps, S., Nold, S., Lude, S., Schlegl, T., 2013. *Stromgestehungskosten Erneuerbare Energien*. Freiburg, Deutschland, URL: [www.ise.fraunhofer.de/de](http://www.ise.fraunhofer.de/de). [Zugegriffen am: 28.05.2014].
- Kracker, U., Pienitz, S., 2017. Ermittlung von Photovoltaik-Referenzprofilen. *ew – Magazin für die Energiewirtschaft*, 53–55.
- Kreifels, N., Killinger, S., Mayer, J., Hollinger, R., Wittwer, C., 2014. Effekte regional verteilter sowie Ost-/Westausgerichteter Solarstromanlagen: Eine Abschätzung systemischer und ökonomischer Effekte verschiedener Zubauszenarien der Photovoltaik. Berlin, Deutschland, URL: <https://www.agora-energiewende.de/de/themen/-agothem-/Produkt/produkt/51/Effekte+regional+verteilter+sowie+Ost-West-ausgerichteter+Solarstromanlagen/>. [Zugegriffen am: 06.06.2014].
- Krige, D.G., 1951. A statistical approach to some basic mine valuation problems on the Witwatersrand. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy* 52, 119–139. doi:10.2307/3006914.
- Kühnert, J., 2016. Development of a photovoltaic power prediction system for forecast horizons of several hours. PhD Thesis. Universität Oldenburg. Oldenburg, Deutschland.
- Kühnert, J., Lorenz, E., Heinemann, D., 2013. Satellite-based irradiance and power forecasting for the German energy market: Chapter 11, in: Elsevier Book on Solar Energy Forecasting and Resource Assessment. Academic Press, Boston, USA, pp. 267–297. doi:10.1016/b978-0-12-397177-7.00011-5.
- Lave, M., Kleissl, J., Arias-Castro, E., 2012. High-frequency irradiance fluctuations and geographic smoothing. *Solar Energy* 86, 2190–2199. doi:10.1016/j.solener.2011.06.031.

- Lave, M., Reno, M.J., Broderick, R.J., 2015. Characterizing local high-frequency solar variability and its impact to distribution studies. *Solar Energy* 118, 327–337. doi:10.1016/j.solener.2015.05.028.
- LDBV, 2015. Kundeninformation LoD2. URL: [http://vermessung.bayern.de/file/pdf/6723/Kundeninformation\\_LoD2.pdf](http://vermessung.bayern.de/file/pdf/6723/Kundeninformation_LoD2.pdf). [Zugegriffen am: 30.08.2016].
- Lew, D., Miligan, M., Jordan, G., Piwko, R., 2011. The value of wind power forecasting, in: 91st American Meteorological Society Annual Meeting, the Second Conference on Weather, Climate, and the New Energy Economy, Washington D.C., USA.
- Liu, B.Y., Jordan, R.C., 1960. The interrelationship and characteristic distribution of direct, diffuse and total solar radiation. *Solar Energy* 4, 1–19. doi:10.1016/0038-092X(60)90062-1.
- Liu, B.Y., Jordan, R.C., 1962. Daily insolation on surfaces tilted towards the equator. *Trans. ASHRAE* 53, 526–541.
- Long, C.N., Shi, Y., 2006. The QCRad value added product: Surface radiation measurement quality control testing, including climatology configurable limits: DOE/SC-ARM/TR-074. Richland, Washington, USA, doi:10.2172/1019540.
- Lonij, V.P., Brooks, A.E., Cronin, A.D., Leuthold, M., Koch, K., 2013. Intra-hour forecasts of solar power production using measurements from a network of irradiance sensors. *Solar Energy* 97, 58–66. doi:10.1016/j.solener.2013.08.002.
- Lonij, V.P., Brooks, A.E., Koch, K., Cronin, A.D., 2012a. Analysis of 80 rooftop PV systems in the Tucson, AZ area, in: 38th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), Austin, USA. pp. 549–553. doi:10.1109/PVSC.2012.6317674.
- Lonij, V.P.A., Jayadevan, V.T., Brooks, A.E., Rodriguez, J.J., Koch, K., Leuthold, M., Cronin, A.D., 2012b. Forecasts of PV power output using power measurements of 80 residential PV installs, in: 38th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), Austin, USA. pp. 3300–3305. doi:10.1109/PVSC.2012.6318280.
- Lorenz, E., Heinemann, D., Kurz, C., 2012. Local and regional photovoltaic power prediction for large scale grid integration: Assessment of a new algorithm for snow detection. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications* 20, 760–769. doi:10.1002/pip.1224.

- Lorenz, E., Hurka, J., Heinemann, D., Beyer, H.G., 2009. Irradiance forecasting for the power prediction of grid-connected photovoltaic systems. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 2, 2–10. doi:10.1109/JSTARS.2009.2020300.
- Lorenz, E., Hurka, J., Karampela, G., Heinemann, D., Beyer, H.G., Schneider, M., 2008. Qualified forecast of ensemble power production by spatially dispersed grid-connected PV systems, in: *23rd European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition, Valencia, Spain*. pp. 3285–3291. doi:10.4229/23rdEUPVSEC2008-5A0.8.6.
- Lorenz, E., Scheidsteger, T., Hurka, J., Heinemann, D., Kurz, C., 2011. Regional PV power prediction for improved grid integration. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications* 19, 757–771. doi:10.1002/pip.1033.
- Loutzenhiser, P.G., Manz, H., Felsmann, C., Strachan, P.A., Frank, T., Maxwell, G.M., 2007. Empirical validation of models to compute solar irradiance on inclined surfaces for building energy simulation. *Solar Energy* 81, 254–267. doi:10.1016/j.solener.2006.03.009.
- LUBW, 2014. Potenzialatlas Erneuerbare Energien: Potenzialanalyse Dachflächen. URL: <http://rips-app.lubw.baden-wuerttemberg.de/maps/?lang=de&app=potenzialatlas>. [Zugegriffen am: 26.10.2015].
- Lukač, N., Žlaus, D., Seme, S., Žalik, B., Štumberger, G., 2013. Rating of roofs' surfaces regarding their solar potential and suitability for PV systems, based on LiDAR data. *Applied Energy* 102, 803–812. doi:10.1016/j.apenergy.2012.08.042.
- Luoma, J., Kleissl, J., Murray, K., 2012. Optimal inverter sizing considering cloud enhancement. *Solar Energy* 86, 421–429. doi:10.1016/j.solener.2011.10.012.
- Macêdo, W.N., Zilles, R., 2007. Operational results of grid-connected photovoltaic system with different inverter's sizing factors (ISF). *Progress in Photovoltaics: Research and Applications* 15, 337–352. doi:10.1002/pip.740.
- Mackensen, R., Lange, B., Schlögl, F., 2007. Integrating wind energy into public power supply systems - German state of the art. *International Journal of Distributed Energy Sources* 3, 259–271.
- Mainzer, K., Fath, K., McKenna, R., Stengel, J., Fichtner, W., Schultmann, F., 2014. A high-resolution determination of the technical potential for residential-roof-mounted photovoltaic systems in Germany. *Solar Energy* 105, 715–731. doi:10.1016/j.solener.2014.04.015.

- Mainzer, K., Killinger, S., McKenna, R., Fichtner, W., 2017. Assessment of rooftop photovoltaic potentials at the urban level using publicly available geodata and image recognition techniques. *Solar Energy* 155, 561–573. doi:10.1016/j.solener.2017.06.065.
- Mainzer, K., Schlund, D., Killinger, S., McKenna, R., Fichtner, W., 2016. Rooftop PV potential estimations: Automated orthographic satellite image recognition based on publicly available data, in: 32nd European PV Solar Energy Conference and Exhibition (EU PVSEC), München, Deutschland.
- Marion, B., 2015. A model for deriving the direct normal and diffuse horizontal irradiance from the global tilted irradiance. *Solar Energy* 122, 1037–1046. doi:10.1016/j.solener.2015.10.024.
- Marion, B., Smith, B., 2017. Photovoltaic system derived data for determining the solar resource and for modeling the performance of other photovoltaic systems. *Solar Energy* 147, 349–357. doi:10.1016/j.solener.2017.03.043.
- Mason, B.J., 1966. The role of meteorology in the national economy. *Weather* 21, 382–393. doi:10.1002/j.1477-8696.1966.tb02787.x.
- Matheron, G., 1971. The theory of regionalized variables and its applications. Paris, France, URL: [http://cg.ensmp.fr/bibliotheque/public/MATHERON\\_Ouvrage\\_00167.pdf](http://cg.ensmp.fr/bibliotheque/public/MATHERON_Ouvrage_00167.pdf). [Zugegriffen am: 09.11.2015].
- Maxwell, E., 1987. A quasi-physical model for converting hourly global horizontal to direct normal insolation. Golden, Colorado, USA, URL: <http://rredc.nrel.gov/solar/public/pdfs/TR-215-3087.pdf>. [Zugegriffen am: 29.09.2017].
- Maxwell, E., Wilcox, S., Rymes, M., 1993. Users manual for SERI QC software: Assessing the quality of solar radiation data: NREL/TP-463-5608 DE93018210. Golden, Colorado, USA, URL: <http://www.nrel.gov/docs/legosti/old/5608.pdf>. [Zugegriffen am: 16.09.2016].
- McKenna, R., Heffels, T., Merkel, E., Fehrenbach, D., Killinger, S., Fichtner, W., 2013. Selected approaches to integration management for renewable energies. *UmweltWirtschaftsForum* 21, 199–207. doi:10.1007/s00550-013-0297-9.
- Memmler, M., Schrempf, L., Hermann, S., Schneider, S., Pabst, J., Dreher, M., 2014. Emissionsbilanz erneuerbarer Energieträger. Dessau-Roßlau, Deutschland, URL: <http://www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/378/publik>

- ationen/climate\_change\_29\_2014\_schrempf\_komplett\_10.11.2014\_0.pdf. [Zugegriffen am: 02.08.2017].
- meteocontrol GmbH, 2017. Solarstromprognose. Augsburg, Deutschland, URL: <http://www.meteocontrol.com/de/services/solarstromprognose/>. [Zugegriffen am: 22.02.2017].
- Milligan, M.R., Miller, A.H., Chapman, F., 1995. Estimating the economic value of wind forecasting to utilities, in: *Windpower '95*, Washington D.C., USA.
- Mills, A., Ahlstrom, M.L., Brower, M., Ellis, A., George, R., Hoff, T., Kroposki, B., Lennox, C., Miller, N., Stein, J., Wan, Y.h., 2009. Understanding variability and uncertainty of photovoltaics for integration with the electric power system. *The Electricity Journal* URL: <http://escholarship.org/uc/item/58z9s527>.
- Mills, A., Botterud, A., Wu, J., Zhou, Z., Hodge, B.M., Heaney, M., 2013. Integrating solar PV in utility system operations. Argonne, USA, URL: <https://emp.lbl.gov/sites/all/files/lbnl-6525e.pdf>. [Zugegriffen am: 15.03.2017].
- Monteiro, C., Bessa, R., Miranda, V., Botterud, A., Wang, J., Conzelmann, G., 2009. Wind power forecasting: State-of-the-art 2009. Oak Ridge, USA, doi:10.2172/968212.
- Mueller, J., Hildmann, M., Ulbig, A., Andersson, G., 2014. Grid integration costs of fluctuating renewable energy sources, in: *IEEE Conference on Technologies for Sustainability (SusTech)*, Portland, USA.
- Müller, B., Hardt, L., Armbruster, A., Kiefer, K., Reise, C., 2016. Yield predictions for photovoltaic power plants: Empirical validation, recent advances and remaining uncertainties. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications* 24, 570–583. doi:10.1002/pip.2616.
- Müller, B., Heydenreich, W., Kiefer, K., Reise, C., 2009. More insights from the monitoring of real world PV power plants - a comparison of measured to Predicted performance of PV systems, in: *24th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition*, Hamburg, Deutschland. pp. 3888–3892. doi:10.4229/24thEUPVSEC2009-5A0.8.1.
- Muñoz, J.V., Nofuentes, G., Fuentes, M., de La Casa, J., Aguilera, J., 2016. DC energy yield prediction in large monocrystalline and polycrystalline PV plants: Time-domain integration of Osterwald's model. *Energy* 114, 951–960. doi:10.1016/j.energy.2016.07.064.



- Murata, A., Yamaguchi, H., Otani, K., 2009. A method of estimating the output fluctuation of many photovoltaic power generation systems dispersed in a wide area. *Electrical Engineering in Japan* 166, 9–19. doi:10.1002/eej.20723.
- netztransparenz.de, 2017. Informationsplattform der deutschen Übertragungsnetzbetreiber. URL: [https://www.netztransparenz.de/portals/1/Direktvermarktung-Uebersicht\\_Juli2017.pdf](https://www.netztransparenz.de/portals/1/Direktvermarktung-Uebersicht_Juli2017.pdf). [Zugegriffen am: 27.07.2017].
- Noorian, A.M., Moradi, I., Kamali, G.A., 2008. Evaluation of 12 models to estimate hourly diffuse irradiation on inclined surfaces. *Renewable Energy* 33, 1406–1412. doi:10.1016/j.renene.2007.06.027.
- NREL, 2017. Best Research-Cell Efficiencies. Golden, USA, URL: <https://www.nrel.gov/pv/assets/images/efficiency-chart.png>. [Zugegriffen am: 28.07.2017].
- Olmo, F., Vida, J., Foyo, I., Castro-Diez, Y., Alados-Arboledas, L., 1999. Prediction of global irradiance on inclined surfaces from horizontal global irradiance. *Energy* 24, 689–704. doi:10.1016/S0360-5442(99)00025-0.
- OpenStreetMap contributors, 2015. OSM building footprints retrieved from <http://www.geofabrik.de>. OpenStreetMap, URL: [www.openstreetmap.org](http://www.openstreetmap.org). [Zugegriffen am: 20.04.2015].
- OpenStreetMap contributors, 2016. OSM humanitarian data model. OpenStreetMap, URL: <http://www.openstreetmap.org>. [Zugegriffen am: 02.03.2016].
- Orgill, J.F., Hollands, K., 1977. Correlation equation for hourly diffuse radiation on a horizontal surface. *Solar Energy* 19, 357–359. doi:10.1016/0038-092X(77)90006-8.
- Palmer, T.N., 2002. The economic value of ensemble forecasts as a tool for risk assessment: From days to decades. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 128, 747–774. doi:10.1256/0035900021643593.
- Panos, K., 2013. *Praxisbuch Energiewirtschaft: Energieumwandlung, -transport und -beschaffung im liberalisierten Markt*. 3. Auflage, Springer Vieweg, Berlin, Heidelberg, Deutschland. doi:10.1007/978-3-642-37265-0. ISBN: 978-3-642-37264-3.
- Paulescu, M., Paulescu, E., Gravila, P., Badescu, V., 2012. *Weather modeling and forecasting of PV systems operation*. Green Energy and Technology, Springer, Dordrecht, Deutschland. ISBN: 978-1-4471-4648-3.

- Pelland, S., Remund, J., Kleissl, J., Oozeki, T., de Brabandere, K., 2013. Photovoltaic and Solar Forecasting: State of the Art: IEA PVPS Task 14, Subtask 3.1, Report IEA-PVPS T14-01. ISBN: 978-3-906042-13-8.
- Peppanen, J., Zhang, X., Grijalva, S., Reno, M.J., 2016. Handling bad or missing smart meter data through advanced data imputation, in: IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT), Minneapolis, USA.
- Perez, R., Hoff, T., Dise, J., Chalmers, D., Kivalov, S., 2013. The cost of mitigating short-term PV output variability, in: ISES Solar World Congress, Cancún, Mexico. pp. 755–762. doi:10.1016/j.egypro.2014.10.283.
- Perez, R., Ineichen, P., Maxwell, E.L., Seals, R., Zelenka A., 1992. Dynamic global-to-direct irradiance conversion models. ASHRAE Transaction, Research Series 98, 354–369.
- Perez, R., Ineichen, P., Seals, R., Michalsky, J., Stewart, R., 1990. Modeling daylight availability and irradiance components from direct and global irradiance. Solar Energy 44, 271–289. doi:10.1016/0038-092X(90)90055-H.
- Perez, R., Kivalov, S., Schlemmer, J., Hemker, K., Hoff, T.E., 2012. Short-term irradiance variability: Preliminary estimation of station pair correlation as a function of distance. Solar Energy 86, 2170–2176. doi:10.1016/j.solener.2012.02.027.
- Perez, R., Seals, R., Ineichen, P., Stewart, R., Menicucci, D., 1987. A new simplified version of the perez diffuse irradiance model for tilted surfaces. Solar Energy 39, 221–231. doi:10.1016/S0038-092X(87)80031-2.
- Perez, R., Stewart, R., Arbogast, C., Seals, R., Scott, J., 1986. An anisotropic hourly diffuse radiation model for sloping surfaces: Description, performance validation, site dependency evaluation. Solar Energy 36, 481–497. doi:10.1016/0038-092X(86)90013-7.
- Perez, R., Stewart, R., Seals, R., Guertin, T., 1988. The development and verification of the Perez diffuse radiation model. Albuquerque, New Mexico, USA, URL: <http://prod.sandia.gov/techlib/access-control.cgi/1988/887030.pdf>. [Zugegriffen am: 29.09.2017].
- Pfister, G., McKenzie, R.L., Liley, J.B., Thomas, A., Forgan, B.W., Long, C.N., 2003. Cloud coverage based on all-sky imaging and its impact on surface solar irradiance. Journal of Applied Meteorology 42, 1421–1434. doi:10.1175/1520-0450(2003)042<1421:CCBOAI>2.0.CO;2.

- Quaschnig, V., 2013. Regenerative Energiesysteme: Technologie - Berechnung - Simulation. 8. Auflage, Carl Hanser Verlag, München. ISBN: 978-3-446-43526-1.
- Raza, M.Q., Nadarajah, M., Ekanayake, C., 2016. On recent advances in PV output power forecast. *Solar Energy* 136, 125–144. doi:10.1016/j.solener.2016.06.073.
- Redweik, P., Catita, C., Brito, M., 2013. Solar energy potential on roofs and facades in an urban landscape. *Solar Energy* 97, 332–341. doi:10.1016/j.solener.2013.08.036.
- Reich, N.H., Mueller, B., Armbruster, A., van Sark, Wilfried G. J. H. M., Kiefer, K., Reise, C., 2012. Performance ratio revisited: is PR > 90% realistic? *Progress in Photovoltaics: Research and Applications* 20, 717–726. doi:10.1002/pip.1219.
- Reindl, D.T., Beckman, W.A., Duffie, J.A., 1990a. Diffuse fraction correlations. *Solar Energy* 45, 1–7. doi:10.1016/0038-092X(90)90060-P.
- Reindl, D.T., Beckman, W.A., Duffie, J.A., 1990b. Evaluation of hourly tilted surface radiation models. *Solar Energy* 45, 9–17. doi:10.1016/0038-092X(90)90061-G.
- REN21, 2016. Renewables 2016 - global status report: Key findings. Paris, France, URL: [http://www.ren21.net/wp-content/uploads/2016/10/REN21\\_GSR2016\\_KeyFindings\\_en\\_10.pdf](http://www.ren21.net/wp-content/uploads/2016/10/REN21_GSR2016_KeyFindings_en_10.pdf). [Zugegriffen am: 08.02.2017].
- Reno, M.J., Hansen, C.W., 2016. Identification of periods of clear sky irradiance in time series of GHI measurements. *Renewable Energy* 90, 520–531. doi:10.1016/j.renene.2015.12.031.
- Reno, M.J., Hansen, C.W., Stein, J.S., 2012. Global horizontal irradiance clear sky models: Implementation and analysis. Albuquerque, New Mexico, USA, URL: <http://prod.sandia.gov/techlib/access-control.cgi/2012/122389.pdf>. [Zugegriffen am: 29.09.2017].
- Rentzing, S., 2013. Winddetektive. *neue energie* 09, 38–41.
- Rich, P.M., Hetrick, W.A., Saving, S.C., 1995. Modeling topographic influences on solar radiation: A manual for the SOLARFLUX Model. Kansas, USA, doi:10.2172/200698.
- Rigollier, C., Bauer, O., Wald, L., 2000. On the clear sky model of the ESRA — European Solar Radiation Atlas — with respect to the heliosat method. *Solar Energy* 68, 33–48. doi:10.1016/S0038-092X(99)00055-9.

- Roesch, A., Wild, M., Ohmura, A., Dutton, E.G., Long, C.N., Zhang, T., 2011. Assessment of BSRN radiation records for the computation of monthly means. *Atmospheric Measurement Techniques* 4, 339–354. doi:10.5194/amt-4-339-2011.
- von Roon, S., 2011. Empirische Analyse über die Kosten des Ausgleichs von Prognosefehlern der Wind- und PV-Stromerzeugung, in: 7. Internationalen Energiewirtschaftstagung (IEWT), Vienna, Austria. URL: [https://www.ffe.de/download/wissen/350\\_Ausgleich\\_Prognosefehler/Serafin\\_von\\_Roon\\_IEWT-Wien\\_BMU-01\\_20110216.pdf](https://www.ffe.de/download/wissen/350_Ausgleich_Prognosefehler/Serafin_von_Roon_IEWT-Wien_BMU-01_20110216.pdf).
- von Roon, S., 2012. Auswirkungen von Prognosefehlern auf die Vermarktung von Windstrom. PhD Thesis. Technische Universität München. München, Deutschland.
- Ruelle, V.D., Jeppesen, M., Brear, M., 2016. Rooftop PV model technical report. Melbourne, Australia, URL: [https://www.aemo.com.au/-/media/Files/Electricity/NEM/Planning\\_and\\_Forecasting/NEFR/2016/UoM-Rooftop-PV-Model-Technical-Report.ashx](https://www.aemo.com.au/-/media/Files/Electricity/NEM/Planning_and_Forecasting/NEFR/2016/UoM-Rooftop-PV-Model-Technical-Report.ashx). [Zugegriffen am: 11.10.2016].
- Ruf, H., 2016. Computation of the load flow at the transformer in distribution grids with a significant number of photovoltaic systems using satellite-derived solar irradiance data. PhD Thesis. University of Agder. Kristiansand, Norway. URL: <https://brage.bibsys.no/xmlui/handle/11250/2398250?show=full>. [Zugegriffen am: 26.12.2016].
- Ruf, H., Funk, D., Meier, F., Heilscher, G., 2015. Bestimmung von Ausrichtungs- und Neigungswinkeln von Bestandsanlagen mittels LIDAR Daten, in: 30. Symposium Photovoltaische Solarenergie, Bad Staffelstein, Deutschland.
- Ruf, H., Schroedter-Homscheidt, M., Heilscher, G., Beyer, H.G., 2016. Quantifying residential PV feed-in power in low voltage grids based on satellite-derived irradiance data with application to power flow calculations. *Solar Energy* 135, 692–702. doi:10.1016/j.solener.2016.06.001.
- Ruiz, E., Soler, A., Robledo, L., 2002. Comparison of the Olmo model with global irradiance measurements on vertical surfaces at Madrid. *Energy* 27, 975–986. doi:10.1016/S0360-5442(02)00013-0.
- Saint-Drenan, Y.M., 2015. A probabilistic approach to the estimation of regional photovoltaic power generation using meteorological data: Application of the Approach to the German Case. PhD Thesis. University of Kassel. Kassel, Deutschland. URL: <https://kobra.bibliothek.uni-kassel.de/bitstream/urn:nbn:de:>

- hebis:34-2016090550868/3/DissertationYMSaintDrenan.pdf. [Zugegriffen am: 29.06.2017].
- Saint-Drenan, Y.M., Bofinger, S., Ernst, B., Landgraf, T., Rohrig, K., 2011. Regional nowcasting of the solar power production with PV-plant measurements and satellite images, in: 30th ISES Solar World Congress, Kassel, Deutschland.
- Saint-Drenan, Y.M., Bofinger, S., Fritz, R., Vogt, S., Good, G.H., Dobschinski, J., 2015. An empirical approach to parameterizing photovoltaic plants for power forecasting and simulation. *Solar Energy* 120, 479–493. doi:10.1016/j.solener.2015.07.024.
- Saint-Drenan, Y.M., Good, G.H., Braun, M., 2017. A probabilistic approach to the estimation of regional photovoltaic power production. *Solar Energy* 147, 257–276. doi:10.1016/j.solener.2017.03.007.
- Saint-Drenan, Y.M., Good, G.H., Braun, M., Freisinger, T., 2016. Analysis of the uncertainty in the estimates of regional PV power generation evaluated with the upscaling method. *Solar Energy* 135, 536–550. doi:10.1016/j.solener.2016.05.052.
- Sandia National Laboratories, 2016. PV performance modeling collaborative: PV\_LIB Toolbox. Albuquerque, New Mexico, USA, URL: [https://pvpmc.sandia.gov/applications/pv\\_lib-toolbox/](https://pvpmc.sandia.gov/applications/pv_lib-toolbox/). [Zugegriffen am: 17.06.2016].
- Schade, N.H., Macke, A., Sandmann, H., Stick, C., 2007. Enhanced solar global irradiance during cloudy sky conditions. *Meteorologische Zeitschrift* 16, 295–303. doi:10.1127/0941-2948/2007/0206.
- Schierenbeck, S., Graeber, D.R., Semmig, A., Weber, A., 2010. Ein distanzbasiertes Hochrechnungsverfahren für die Einspeisung aus Photovoltaik. *Energiewirtschaftliche Tagesfragen* 60, 60–64.
- Schubert, G., 2012. Modellierung der stündlichen Photovoltaik- und Windstromeinspeisung in Europa, in: 12. Symposium Energieinnovation, Graz, Austria.
- Schubotz, M., 2017. EPEX SPOT Intraday markets reach all-time high in 2016. Paris, France, URL: [https://www.epexspot.com/document/36851/2017-01-11\\_EPEX%20SPOT\\_2016\\_Annual%20Press%20Release.pdf](https://www.epexspot.com/document/36851/2017-01-11_EPEX%20SPOT_2016_Annual%20Press%20Release.pdf). [Zugegriffen am: 09.02.2017].
- Schwab, A.J., 2012. *Elektroenergiesysteme*. Springer, Dordrecht, Deutschland. ISBN: 3642219578.

- Seitz, M., Kroban, M., Pitschke, T., Kreibe, S., 2013. Ökoeffizienzanalyse von Photovoltaikmodulen: bifa-Text Nr. 62. Augsburg, Deutschland, URL: <http://www.bifa.de/news/detailseite/news/bifa-text-nr-62-oekoeffizienzanalyse-von-photovoltaikmodulen>. [Zugegriffen am: 21.03.2017].
- Shepard, D., 1968. A two-dimensional interpolation function for irregularly-spaced data, in: 23rd ACM National Conference, Las Vegas, USA. pp. 517–524. doi:10.1145/800186.810616.
- Siefert, M., Dobschinski, J., Hagedorn, R., 2013. Bessere Prognosen der Stromeinspeisung von Wind- und Sonnenenergie. Kassel, Deutschland, URL: <https://www.energiesystemtechnik.iwes.fraunhofer.de/de/presse-infothek/Presse-Medien/Pressemitteilungen/2013/bessere-prognosen-der-stromeinspeisung-von-wind--und-sonnenenerg.html>. [Zugegriffen am: 23.03.2017].
- SMA Solar Technology AG, 2017. Sunny Portal. Niestetal, Deutschland, URL: <http://www.sunnyportal.com>. [Zugegriffen am: 22.02.2017].
- Stabsstelle Geodatenmanagement, 2016. LOD2 Daten von Freiburg. Freiburg, Deutschland, URL: <https://www.service-bw.de/organisationseinheit/-/sbw-oe/Stabsstelle+Geodatenmanagement+Stadt+Freiburg+im+Breisgau-6008924-organisationseinheit-0>. [Zugegriffen am: 29.08.2016].
- Stoll, M., 2016. Risiken in der deutschen Energiewirtschaft. Ein Risikomanagement für die Energiewende. Igel Verlag, Hamburg. ISBN: 978-3954853397.
- Strzalka, A., Alam, N., Duminil, E., Coors, V., Eicker, U., 2012. Large scale integration of photovoltaics in cities. *Applied Energy* 93, 413–421. doi:10.1016/j.apenergy.2011.12.033.
- Šúri, M., Huld, T.A., Dunlop, E.D., Ossenbrink, Heinz A., 2007. Potential of solar electricity generation in the European Union member states and candidate countries. *Solar Energy* 81, 1295–1305. doi:10.1016/j.solener.2006.12.007.
- Swinand, G.P., O'Mahoney, A., 2015. Estimating the impact of wind generation and wind forecast errors on energy prices and costs in Ireland. *Renewable Energy* 75, 468–473. doi:10.1016/j.renene.2014.09.060.
- The Meteo Company BV, 2012. Meteosat Satellitenbilder Europa. Netherlands, URL: [sat24.com](http://sat24.com). [Zugegriffen am: 27.11.2016].

- TransnetBW GmbH, 2012. Modell zur Berechnung des regelzonenübergreifenden einheitlichen Bilanzausgleichsenergiepreises (reBAP) unter Beachtung des Beschlusses BK6-12-024 der Bundesnetzagentur vom 25.10.2012. Stuttgart, Deutschland, URL: [https://www.transnetbw.de/de/strommarkt/bilanzkreismanagement/bilanzkreisabrechnung#slreb\\_jahr2013](https://www.transnetbw.de/de/strommarkt/bilanzkreismanagement/bilanzkreisabrechnung#slreb_jahr2013). [Zugegriffen am: 09.01.2017].
- TransnetBW GmbH, 2014. EEG-Anlagendaten. Stuttgart, Deutschland, URL: <https://www.transnetbw.de/>. [Zugegriffen am: 10.10.2014].
- TransnetBW GmbH, 2017. reBAP-Dateien. Stuttgart, Deutschland, URL: <https://www.transnetbw.de/de/strommarkt/bilanzkreismanagement/bilanzkreisabrechnung>. [Zugegriffen am: 27.07.2017].
- Tuohy, A., Zack, J., Haupt, S.E., Sharp, J., Ahlstrom, M., Dise, S., Gritmit, E., Mohrlen, C., Lange, M., Casado, M.G., Black, J., Marquis, M., Collier, C., 2015. Solar forecasting: Methods, challenges, and performance. *IEEE Power and Energy Magazine* 13, 50–59. doi:10.1109/MPE.2015.2461351.
- Ueckerdt, F., Hirth, L., Luderer, G., Edenhofer, O., 2013. System LCOE: What are the costs of variable renewables? *Energy* 63, 61–75. doi:10.1016/j.energy.2013.10.072.
- Verso, A., Martin, A., Amador, J., Dominguez, J., 2015. GIS-based method to evaluate the photovoltaic potential in the urban environments: The particular case of Miraflores de la Sierra. *Solar Energy* 117, 236–245. doi:10.1016/j.solener.2015.04.018.
- Vogtmann, M., 2016. Direktvermarktung von PV-Strom: Antworten auf die 11 wichtigsten Fragen. *Sonnenenergie* 16, 26–28.
- Wald, L., Hoyer-Klick, C., Lefèvre, M., Schroedter-Homscheidt, M., 2014. Users's guide to the MACC-RAD services on solar energy radiation resources March 2015. MINES Paris-Tech, URL: <http://www.soda-pro.com/de/web-services/radiation/cams-mcclear/info>, doi:10.13140/RG.2.1.5016.7521. [Zugegriffen am: 30.08.2016].
- Wedepohl, D., 2017a. Photovoltaik-Meilenstein: weltweit 300 Gigawatt installiert. Berlin, Deutschland, URL: <https://www.solarwirtschaft.de/presse/pressemeldungen/pressemeldungen-im-detail/news/photovoltaik-meilenstein-weltweit-300-gigawatt-installiert.html>. [Zugegriffen am: 31.07.2017].
- Wedepohl, D., 2017b. Weltweiter Photovoltaik-Boom geht in die nächste Runde. Berlin, Deutschland, URL: <https://www.solarwirtschaft.de/de/presse/pressemeldungen>

- /pressemeldungen-im-detail/news/weltweiter-photovoltaik-boom-geht-in-die-naechste-runde.html. [Zugegriffen am: 31.07.2017].
- Wendt, H., 2012. Kapazitätsengpässe beim Netzzugang: Engpassmanagement, Ausbaupflichten und Engpassvermeidungsanreize im Energie-, Eisenbahn- und Telekommunikationsrecht. Bandnr. der Reihe 4 in *Studien zum Regulierungsrecht*. Mohr Siebeck, Tübingen. ISBN: 9783161519482.
- Wiemken, E., Beyer, H.G., Heydenreich, W., Kiefer, K., 2001. Power characteristics of PV ensembles: Experiences from the combined power production of 100 grid connected PV systems distributed over the area of Germany. *Solar Energy* 70, 513–518. doi:10.1016/S0038-092X(00)00146-8.
- Wilcox, S.M., McCormack, P., 2011. Implementing best practices for data quality assessment of the National Renewable Energy Laboratory’s solar resource and meteorological assessment project, in: 40th ASES National Solar Conference 2011, Raleigh, North Carolina, USA. ISBN: 9781618394279.
- Wirth, G., Lorenz, E., Spring, A., Becker, G., Pardatscher, R., Witzmann, R., 2015. Modeling the maximum power output of a distributed PV fleet. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications* 23, 1164–1181. doi:10.1002/pip.2513.
- Wirth, H., 2017. Aktuelle Fakten zur Photovoltaik in Deutschland. Freiburg, Deutschland, URL: <https://www.ise.fraunhofer.de/content/dam/ise/de/documents/publications/studies/aktuelle-fakten-zur-photovoltaik-in-deutschland.pdf>. [Zugegriffen am: 21.03.2017].
- Yang, D., Dong, Z., Nobre, A., Khoo, Y.S., Jirutitijaroen, P., Walsh, W.M., 2013. Evaluation of transposition and decomposition models for converting global solar irradiance from tilted surface to horizontal in tropical regions. *Solar Energy* 97, 369–387. doi:10.1016/j.solener.2013.08.033.
- Yang, D., Dong, Z., Reindl, T., Jirutitijaroen, P., Walsh, W.M., 2014. Solar irradiance forecasting using spatio-temporal empirical kriging and vector autoregressive models with parameter shrinkage. *Solar Energy* 103, 550–562. doi:10.1016/j.solener.2014.01.024.
- Yoshikawa, K., Kawasaki, H., Yoshida, W., Irie, T., Konishi, K., Nakano, K., Uto, T., Adachi, D., Kanematsu, M., Uzu, H., Yamamoto, K., 2017. Silicon heterojunction solar cell with interdigitated back contacts for a photoconversion efficiency over 26 // Silicon heterojunction



solar cell with interdigitated back contacts for a photoconversion efficiency over 26%. *nature energy* 2, 1–8. doi:10.1038/nenergy.2017.32.

Younes, S., Claywell, R., Muneer, T., 2005. Quality control of solar radiation data: Present status and proposed new approaches. *Energy* 30, 1533–1549. doi:10.1016/j.energy.2004.04.031.

Zapf, M., 2017. *Stromspeicher und Power-to-Gas im deutschen Energiesystem: Rahmenbedingungen, Bedarf und Einsatzmöglichkeiten*. 1. Auflage, Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH, Wiesbaden, Deutschland. ISBN: 9783658150723.

Zehner, M., Weigl, T., Czakalla, M., Hartmann, M., Thaler, S., Mayer, B., Betts, T., Gottschalg, R., Behrens, K., Giesler, B., König-Langlo, G., Becker, G., Mayer, O., 2011. Energy loss due to irradiance enhancement, in: *26th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition*, Hamburg, Deutschland. pp. 3935–3938. doi:10.4229/26thEUPVSEC2011-5A0.6.3.

Zhao, Y., Yang, L., Lehman, B., de Palma, J.F., Mosesian, J., Lyons, R., 2012. Decision tree-based fault detection and classification in solar photovoltaic arrays, in: *Twenty-Seventh Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC)*, Orlando, USA. pp. 93–99. doi:10.1109/APEC.2012.6165803.

Für eine sichere Netzbetriebsführung und wirtschaftliche Vermarktung ist die Kenntnis der Stromerzeugung von Photovoltaik (PV)-Anlagen überaus wichtig. Da kontinuierliche Messdaten nur von wenigen Anlagen vorliegen, werden diese in Hochrechnungsverfahren verwendet, um die PV-Leistung aller übrigen PV-Anlagen zu simulieren. Die Modelle in dieser Arbeit bilden komplexe Abhängigkeiten mithilfe einer anlagenscharfen Simulation ab und zeigen signifikante Verbesserungen gegenüber Standardverfahren. Zu den wichtigsten methodischen Entwicklungen zählt eine Leistungsprojektion, mit der auf Basis von Referenzanlagen die Leistung beliebiger Zielanlagen unter Berücksichtigung ihrer Modulausrichtung abgeschätzt werden kann. Schwerpunkt dieser Leistungsprojektion ist ein inverses Verfahren, mit dem PV-Anlagen erstmals als meteorologischer Sensor für die eintreffende Globalstrahlung eingesetzt werden können. Für großflächige Anwendungen wird zudem ein innovativer Ansatz vorgestellt, mit dem die Modulorientierung von Referenzanlagen überprüft und von Zielanlagen abgeschätzt werden kann. Da sowohl Referenz-, als auch Zielanlagen nur schwierig abbildbaren Einflüssen unterliegen, werden Ansätze zur Kalibrierung der simulierten Erzeugungsleistung erarbeitet. Messfehler bei Referenzanlagen beeinträchtigen die Genauigkeit der Hochrechnung beträchtlich und werden mithilfe einer dafür konzipierten, preisgekrönten Qualitätskontrolle zuverlässig detektiert.

ISBN 978-3-8396-1349-8



9 783839 613498