

STOCHASTISCHE ABHÄNGIGKEITEN VON PROGNOSEFEHLERN DER DARGEBOTS- ABHÄNGIGEN EINSPEISUNG

Jens D. SPREY, Annika KLETTKE, Albert MOSER

Institut für Elektrische Anlagen und Energiewirtschaft, RWTH Aachen,
Schinkelstraße 6, 52062 Aachen, Deutschland
Tel: +49 241 80 97887, ak@iaew.rwth-aachen.de, <http://www.iaew.rwth-aachen.de>

Kurzfassung: Der steigende Anteil an erneuerbaren Energieanlagen (EE) führt zu einer größeren Bedeutung von Prognosen der dargebotsabhängigen Einspeisung. Daher kommt vor allem in Hinblick auf Leistungsbilanzabweichungen der Prognosegüte und entsprechend den Prognosefehlern eine entscheidende Rolle in der Planung der Last-/Einspeisesituation zu. Darüber hinaus lässt die häufig regionale Konzentration von EE geografische Abhängigkeiten zwischen Prognosefehlern für viele Fragestellungen relevant erscheinen. Die Analyse realer Prognosefehler zeigt für den untersuchten Betrachtungsbereich, dass diese Abhängigkeiten bestehen und für realitätsnahe Simulationen abgebildet werden müssen. Die Modellierung erfolgt mittels der Copula, welche diese stochastischen Abhängigkeiten abbilden kann. Exemplarische Untersuchungen anhand historischer Daten verifizieren die Methodik.

Keywords: Prognosefehler, Dargebotsabhängige Einspeisung, Stochastische Abhängigkeit, Copula

1 Einleitung

Zur Aufrechterhaltung eines stabilen Betriebs des elektrischen Energieversorgungssystems ist die stetige Einhaltung des Gleichgewichts zwischen Erzeugung und Nachfrage sicherzustellen. Durch den Zubau dargebotsabhängiger und somit volatiler Erzeugung sind die Anforderungen an die Einhaltung dieses Gleichgewichts stark gestiegen. Für die Vereinbarkeit der Änderung der Erzeugungsstruktur mit den Forderungen eines sicheren Netzbetriebes sind exakte Prognosen der dargebotsabhängigen Einspeisung notwendig. Diese Prognosen unterliegen jedoch Fehlern, da die Einspeisung aus EE durch unsichere Faktoren wie beispielsweise dem Wetter beeinflusst wird. Diese zunehmende Abhängigkeit der Einspeisung vom Dargebot resultiert damit in einer signifikanten Veränderung der Einflussfaktoren auf die Leistungsbilanzabweichungen. Im Vergleich zu den bisher dominierenden Ursachen wie Kraftwerksausfällen und der Lastprognosefehler nimmt die Bedeutung der Prognosegüte von Einspeisungen aus erneuerbaren Energien weiter zu.

Im Hinblick auf die Vermarktung der Einspeisungen aus erneuerbaren Energien werden für die individuellen Anlagen meistens zeitlich sowie räumlich hoch aufgelöste Prognosen erstellt. Für methodische Betrachtungen und Simulationen des europäischen Systems stehen diese jedoch derart aufgelöst selten zur Verfügung, sodass Modelle Anwendung finden müssen.

Das Ziel dieses Beitrags ist es daher, ein Modell zur realitätsnahen Abbildung von Prognosefehlern der dargebotsabhängigen Einspeisung für zukünftige Szenarien mit einer hohen geografischen Auflösung zu entwickeln. Dazu erfolgt in Kapitel 2 zunächst eine detaillierte Analyse der zu modellierenden Prognosefehler unter Berücksichtigung möglicher stochastischer Abhängigkeiten. Aufbauend auf der durchgeführten Analyse werden in Kapitel 3 die Modellierung der Prognosefehler sowie die getroffenen Annahmen vorgestellt und diese anhand der exemplarischen Untersuchungen in Kapitel 4 verifiziert. Abschließend wird in Kapitel 5 eine Zusammenfassung des Beitrags gegeben.

2 Prognosefehler der dargebotsabhängigen Einspeisung

Durch wetterbedingte Einflüsse auf die dargebotsabhängigen Einspeisungen aus EE lassen sich grundsätzlich stochastische Abhängigkeiten vermuten. Aufgrund dessen wird in diesem Abschnitt zunächst auf die theoretischen Grundlagen stochastischer Zusammenhänge eingegangen. Basierend auf diesen Grundlagen erfolgt eine Analyse der stochastischen Abhängigkeiten hinsichtlich der Prognosefehler dargebotsabhängiger Einspeisung.

Die zur Planung der Last-/Einspeisesituation erwartete, zukünftige Einspeisung aus Windenergie- und Photovoltaikanlagen basiert auf Wetterprognosen der Solarstrahlung, dem Bewölkungsgrad sowie der Windgeschwindigkeit und -richtung, aus der die prognostizierte Einspeisung auf Basis der installierten Kapazitäten bestimmt wird. Prognosen unterliegen jedoch Fehlern, sodass sich eine Differenz zwischen der prognostizierten und der tatsächlichen Einspeisung (P_{prog}, P_{ist}) gemäß Gleichung 2.1 und 2.2 ergibt.

$$P_{f,a} = P_{prog} - P_{ist} \quad (2.1)$$

$$P_{f,r} = \frac{P_{f,a}}{P_n} = \frac{P_{prog} - P_{ist}}{P_n} \quad (2.2)$$

In Gleichung 2.1 ist der absolute Prognosefehler $P_{f,a}$ dargestellt, der als Differenz aus der prognostizierten und der tatsächlichen Einspeisung definiert ist. Für den relativen Prognosefehler gemäß Gleichung 2.2 ist eine Normierung mit der Nennleistung P_n der jeweiligen Anlage notwendig. Durch die Normierung wird eine Vergleichbarkeit des Prognosefehlers verschiedener Anlagen geschaffen.

Der Nachweis stochastischer Abhängigkeiten erfolgt in der deskriptiven Statistik mittels verschiedener Methoden. [1] Im Folgenden sollen zunächst allgemeine Grundlagen erläutert werden, um darauf aufbauend die Prognosefehlerzeitreihen hinsichtlich möglicher stochastischer Zusammenhänge zu analysieren. Die Grundlage für die Ermittlung dieser Zusammenhänge bilden Zufallsvariablen und deren Ausprägungen, sodass hier die Größen \tilde{x}_1 und \tilde{x}_2 mit n Beobachtungen $\tilde{x}_{1,1}, \tilde{x}_{1,2}, \dots, \tilde{x}_{1,n}$ und $\tilde{x}_{2,1}, \tilde{x}_{2,2}, \dots, \tilde{x}_{2,n}$ betrachtet werden. Ein weit verbreitetes Maß zur Bestimmung stochastischer Abhängigkeiten ist die Korrelation zweier Datenreihen. Für die Berechnung der Korrelation ist zunächst der arithmetische Mittelwert μ sowie die Standardabweichung σ zu bestimmen. Mithilfe des Mittelwerts und der Standardabweichung kann die Korrelation $\rho_{1,2}$ der Zufallsvariablen \tilde{x}_1 und \tilde{x}_2 ermittelt werden.

$$\rho_{1,2} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{1,i} - \mu_1)(x_{2,i} - \mu_2)}{\sum_{i=1}^n (x_{1,i} - \mu_1)^2 (x_{2,i} - \mu_2)^2} \quad (2.3)$$

Lineare Zusammenhänge zweier Zufallsvariablen können beispielsweise durch die Rangkorrelation nach Pearson definiert werden (Gleichung 2.3). Der Zähler der Gleichung repräsentiert dabei die summierte Abweichung der beiden Zufallsvariablen bezüglich ihres Mittelwertes und entspricht der Kovarianz. Bei einem überwiegend vorzeichengleichen Produkt der Abweichungen von $x_{1,i}$ und $x_{2,i}$ zu ihrem Mittelwert ergibt sich für die Kovarianz ein starker Zusammenhang. Neben einer linearen Korrelation können jedoch weitere Abhängigkeiten bei Zufallsvariablen existieren. Als Maß für Zusammenhänge, bei denen die Abhängigkeitsstruktur nicht bekannt ist, ist die Bestimmung der Transinformation $I(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2)$ gemäß Gleichung 2.4 eine geeignete Methode. [2]

$$I(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P_{1,2}(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2) \cdot \log \frac{P_{1,2}(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2)}{P_{1,2}(\tilde{x}_1) \cdot P(\tilde{x}_2)} \quad (2.4)$$

Für die Bestimmung der Transinformation werden die bedingte Abhängigkeit $P_{1,2}(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2)$ und die Randwahrscheinlichkeiten $P(\tilde{x}_1)$ und $P(\tilde{x}_2)$ der Zufallsgrößen benötigt. Die Transinformation, die auch als *mutual information* bezeichnet wird, stellt die wechselseitige Information zwischen zwei Wahrscheinlichkeitsverteilungen dar. Bei Unabhängigkeit der Verteilungen ergibt sich für die Transinformation ein Wert von 0, sodass ein Maximum bei identischen Verteilungen vorliegt. Der sich dadurch ergebende Wert ist für die Vergleichbarkeit zum Korrelationskoeffizienten auf das Intervall [0,1] zu skalieren. [3] Mithilfe der Transinformation können folglich nicht lineare Zusammenhänge zweier Wahrscheinlichkeitsverteilungen und insbesondere auch die Höhe dieser Abhängigkeiten ermittelt werden.

2.1 Geographische Abhängigkeiten

Für ausgewählte Windparks in Deutschland sollen im Folgenden geografische Abhängigkeiten der Prognosefehler der Einspeisung gezeigt werden. Die Basis für die Analyse bilden Daten von verschiedenen Wetterstationen und Windparks in Deutschland.¹ Die Prognosen der Einspeisung beinhalten dabei zwei Stunden im Voraus prognostizierte Werte für einen Zeitraum von einem Jahr. Ausgewertet werden dafür die Prognosefehlerzeitreihen an diesen Windparks. Abbildung 2.1 zeigt den Verlauf der Korrelation in Abhängigkeit der Entfernung. Die Auswertung der Prognosefehler von Einspeisungen geografisch naher EE zeigt, dass grundsätzlich Abhängigkeiten bestehen, die Korrelation jedoch mit steigender Entfernung abnimmt.

¹ Quelle: EuroWind Energy GmbH

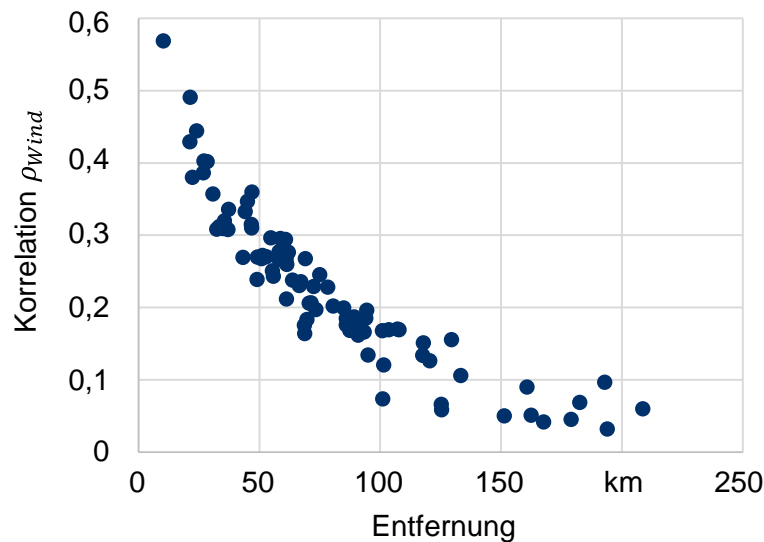


Abbildung 2.1: Korrelation des Windprognosefehlers in Abhängigkeit der Entfernung

Insbesondere für Standorte mit einer geringen Entfernung ist die geographische Abhängigkeit für den Prognosefehler der Einspeisung aus Windenergieanlagen nicht zu vernachlässigen. Dies gilt zum Beispiel bei der Betrachtung des Ausgleichs von Leistungsbilanzabweichungen. Bei regionalen und vorzeichengleichen Abweichungen wäre der absolute Fehler signifikant höher als bei einer stochastisch unabhängigen Modellierung der Prognosefehler.

2.2 Zeitliche Abhängigkeiten

Grundsätzlich weisen die Prognosefehler noch weitere Abhängigkeiten wie beispielsweise die zeitliche Abhängigkeit auf. Unter der zeitlichen Abhängigkeit des Prognosefehlers ist zu verstehen, dass der Fehler eines Zeitpunktes t vom Zeitpunkt $(t - 1)$ oder den Zeitpunkten $(t - 2), (t - 3), \dots, (t - n)$ abhängt. Der Grad der Abhängigkeit kann mithilfe der Autokorrelation ermittelt werden. Dazu ist für eine Zeitreihe x_1, \dots, x_n mit n Ausprägungen zunächst der Mittelwert μ gemäß der Gleichung 2.5 zu bestimmen.

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_t \quad (2.5)$$

Anhand des Mittelwertes kann die Autokovarianz $\gamma_{t,t-1}$ und somit auch die Autokorrelation $\rho_{t,t-1}$ berechnet werden.

$$\gamma_{t,t-1} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - \mu)(x_{t-1} - \mu) \quad (2.6)$$

$$\rho_{t,t-1} = \frac{\gamma_{t,t-1}}{\sigma_t \cdot \sigma_{t-1}} \quad (2.7)$$

Die in Formel 2.6 berechnete Autokovarianz gibt, analog zu der Kovarianz zwischen zwei verschiedenen Zeitreihen, den nicht normierten Zusammenhang der Datenreihe an. Bei Vorhandensein von mehreren Variablen ist es notwendig eine Vergleichbarkeit zu schaffen, da die

Variablen in unterschiedlichen Größenordnungen vorliegen können. Dazu erfolgt eine Normierung mithilfe der Standardabweichung der Datenreihe, welche zu der Korrelation und in dem speziellen Fall der Betrachtung einer Zeitreihe zur Autokorrelation nach Gleichung 2.7 führt. Die Autokorrelation des Windprognosefehlers einer der zuvor analysierten Windparks ist in Abbildung 2.2 dargestellt.

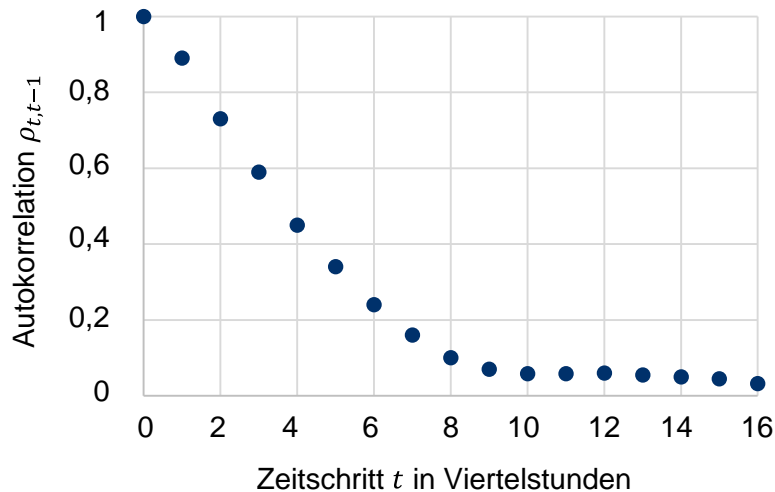


Abbildung 2.2: Autokorrelation des Windprognosefehlers

Die Autokorrelation ist in Abhängigkeit eines Zeitabstandes von einer Viertelstunde aufgetragen. Der Prognosefehler zum Zeitpunkt t korreliert nicht nur mit dem Prognosefehler zum Zeitpunkt $(t - 1)$ sondern entsprechend auch mit den Zeitpunkten $(t - 2), \dots, (t - n)$. Anhand der Abbildung ist eine zeitliche Abhängigkeit insbesondere im Zeitraum der ersten Viertelstunden bis zu zwei Stunden zu erkennen. Da zunächst eine stündliche Betrachtung der Prognosefehler erfolgen soll, liegt der Fokus in diesem Beitrag auf den geografischen Abhängigkeiten.

2.3 Wahl der Verteilungsfunktion

Aufgrund der Existenz stochastischer Abhängigkeiten der Prognosefehlerzeitreihen eignen sich multivariate Verteilungen zur Darstellung dieser. Eine multivariate Verteilung setzt sich aus den Randverteilungen mehrerer Variablen und der Abhängigkeit dieser untereinander zusammen. Dabei entsprechen die Randverteilungen den Wahrscheinlichkeiten, die sich bei unabhängiger Betrachtung der Verteilungen ergeben. [4] In Tabelle 2.1 sind die Randverteilungen beispielhaft für zwei Zufallsgrößen mit jeweils zwei Ausprägungen dargestellt.

	$x_{1,1}$	$x_{1,2}$	Σ
$x_{2,1}$	$p_{1,1}$	$p_{1,2}$	$x_{1,m}$
$x_{2,2}$	$p_{2,1}$	$x_{2,2}$	$x_{2,m}$
Σ	$x_{n,1}$	$x_{n,2}$	1

Tabelle 2.1: Randverteilungen

Hinsichtlich des Zusammenhangs sind die Eingangsverteilungen unabhängig voneinander, wenn das Auftreten eines bestimmten Wertes der einen Verteilung keinen Einfluss auf die Werte der anderen Verteilungen hat. Dabei besteht sowohl bei stochastisch abhängigen als

auch bei stochastisch unabhängigen Variablen die Möglichkeit, dass es sich bei den Eingangsverteilungen um unterschiedliche Verteilungsfunktionen handelt. So kann beispielsweise zwischen einer normalverteilten und einer gammaverteilten Zufallsgröße ein stochastischer Zusammenhang bestehen, der je nach Anwendungsfall abzubilden ist. Werden nun allein aus den Randverteilungen neue Zufallszahlen erzeugt, wird der Zusammenhang nicht mehr abgebildet. Weiterhin kann zum Beispiel eine Korrelation ohne Beachtung der Randverteilungen die realen Gegebenheiten nicht vollständig wiedergeben, obwohl der Wert der Korrelation von den generierten Zufallszahlen wieder der Korrelation der realen Werte entspricht. Folglich ist für die Darstellung der Prognosefehler eine Methode zu wählen, die es ermöglicht, sowohl die Randverteilungen der Variablen als auch deren Abhängigkeiten abzubilden. [5]

3 Modellierung stochastisch abhängiger Prognosefehler

In diesem Abschnitt wird basierend auf den Analyseergebnissen die Modellierung von stochastisch abhängigen Prognosefehlern vorgestellt. Dabei wird für eine unabhängige Betrachtung der Randverteilungen und stochastischen Abhängigkeiten der Eingangsverteilungen die in der Finanzmathematik bereits weit verbreitete Methode der Copulas verwendet. Die Methode basiert auf dem Satz von Sklar, der besagt, dass für eine Verteilungsfunktion mit den Randverteilungen F_1 und F_2 eine Copula C existiert, sodass für x_1 und x_2 die Gleichung 2.8 gilt. [6]

$$F_{1,2}(x_1, x_2) = C(F_1(x_1), F_2(x_2)) \quad (2.8)$$

Die Copula in Gleichung 2.8 ist eine Funktion, die den Zusammenhang zwischen den Eingangsverteilungen F_1 und F_2 darstellt. Im Falle der Kontinuität der Randverteilungen resultiert eine eindeutige Copula, die im Einheitsbereich dargestellt wird. Die Transformation in den Einheitsbereich ermöglicht die Abbildung stochastischer Abhängigkeiten von Eingangsgrößen, die einer unterschiedlichen Verteilungsfunktion folgen. Für die Copulas existieren verschiedene Typen, die in Abhängigkeit der Anwendung zu wählen sind. An dieser Stelle soll zur Darstellung der Methoden genauer auf die Gaußsche Copula und die t-Copula eingegangen werden. [7]

Die Gaußsche Copula basiert auf der Normalverteilung und der linearen Abhängigkeit der Randverteilungen. Für die Erzeugung stochastisch abhängiger Zufallszahlen wird als Eingangsparameter die lineare Korrelationsmatrix benötigt. In Abbildung 3.1 ist der Scatterplot simulativ erzeugter Zufallszahlen unter Verwendung der Gaußschen Copula dargestellt.

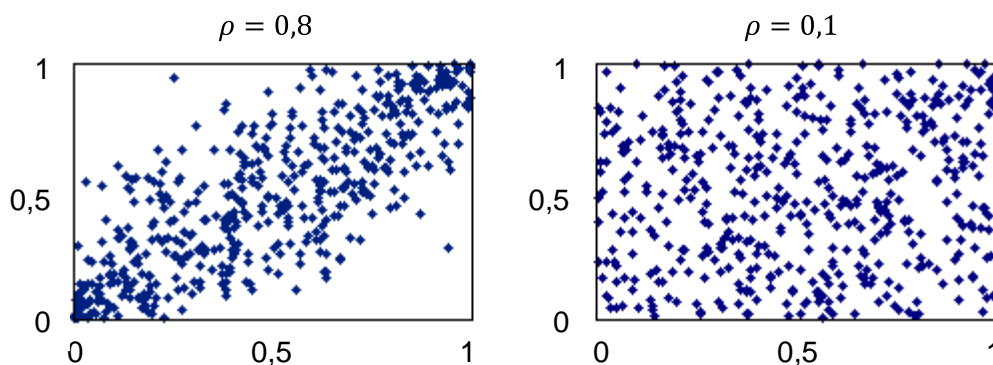


Abbildung 3.1: Simulation von Zufallszahlen unter Verwendung der Gaußschen Copula

Die in der Abbildung gegebenen Punktwolken sind abhängig von der Korrelationsmatrix. Bei einer Erhöhung des Korrelationskoeffizienten ρ nimmt auch der stochastische Zusammenhang der beiden Verteilungen zu. Dies ist der obigen Abbildung auf Grundlage des Korrelationskoeffizienten $\rho = 0,1$ und $\rho = 0,8$ zu entnehmen, da bei letzterem eine stärkere lineare Abhängigkeit vorhanden ist. Zudem bleibt festzuhalten, dass die Gaußsche Copula keine Abhängigkeiten am Rand des Einheitsbereichs abbildet. Liegt ein Anwendungsfall vor, bei dem ein nicht-linearer Zusammenhang zwischen den Randverteilungen besteht und die Abhängigkeiten im Randbereich abzubilden sind, kann beispielsweise die t-Copula verwendet werden. Diese basiert neben der Korrelationsmatrix auf der Anzahl an Freiheitsgraden ν , welche das Ausmaß für die Ausprägung der Abhängigkeitsstruktur im Randbereich angeben. In Abbildung 3.2 sind Scatterplots von erzeugten Zufallszahlen unter Verwendung der t-Copula mit einer unterschiedlichen Anzahl an Freiheitsgraden ν dargestellt.

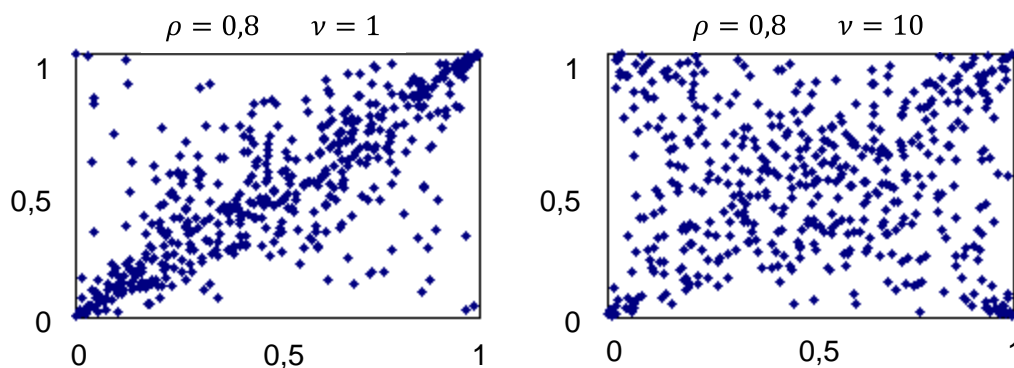


Abbildung 3.2: Simulation von Zufallszahlen unter Verwendung der t Copula

Entgegen der *Abbildung 3.2* *Abbildung 3.1* ist bei der t-Copula zu erkennen, dass auch nicht lineare Zusammenhänge im Randbereich abgebildet werden. Darüber hinaus nähert sich die t-Copula mit steigender Anzahl an Freiheitsgraden, in der Abbildung von $\nu = 1$ auf $\nu = 10$, der Gaußschen Copula an. Diese Anzahl an Freiheitsgraden muss somit entsprechend des Anwendungsfalls bestimmt werden.

Im Folgenden wird basierend auf der Darstellung der mathematischen Grundlagen der Copula das Vorgehen zur copulabasierten Generierung von Prognosefehlern sowie die Problematik bei der Anwendung dieses Modells unter Verwendung von realen Eingangsdaten dargestellt.

Modellierung stochastisch abhängiger Prognosefehler

In einem ersten Schritt sind die Prognosefehlerverteilungen als Eingangsverteilungen mithilfe der kumulativen Verteilungsfunktion in den Einheitsbereich zu transformieren. Sofern eine Rücktransfunktionsfunktion existiert, gilt für eine Verteilungsfunktion $F_1(x_1)$ der Zusammenhang in Gleichung 2.9.

$$x_1 = F_1^{-1}(U_1) \Leftrightarrow U_1 = F_1(x_1) \quad (2.9)$$

Im Anschluss an die Transformation der Prognosefehlerverteilungen in den Einheitsbereich wird die Abhängigkeit dieser ermittelt. Die Normierung erfolgt auf Basis der Produkt-Moment-Korrelation von Rängen, der sogenannten Rangkorrelation. Diese wird im Gegensatz zu der Kovarianz nicht von der Höhe der Prognosefehler beeinflusst, da sie durch die Standardabweichung normiert ist. Für zwei Verteilungsfunktionen F_1 und F_2 ist sie wie folgt definiert.

$$\rho_{1,2} = \rho(F_1(x_1), F_2(x_2)) \quad (2.10)$$

Basierend auf den Randverteilungen und der Abhängigkeitsstruktur der transformierten Prognosefehlerverteilungen ist die Konstruktion der Copula möglich. Mithilfe dieser Copula werden stochastisch abhängige Zufallszahlen im Einheitsbereich erzeugt, die in einem letzten Schritt unter Verwendung der Eingangsverteilung in den Bildbereich rückzutransformieren sind, um wiederum Prognosefehler zu erhalten.

Das Ziel der Verwendung der Copula in diesem Beitrag besteht in der Generierung geographisch abhängiger Prognosefehler zur Abbildung zukünftiger Last-/Einspeisesituation nationalen aber auch internationalen Ausmaßes. Für die Erstellung der Copula in diesem Rahmen werden regional aufgelöste, kurzfristige Prognosefehlerverteilungen benötigt, die jedoch nicht in diesem Umfang vorliegen. Dahingegen existieren hoch aufgelöste Messwerte von Wetterstationen beispielsweise für die Windgeschwindigkeit sowie die Solarstrahlung. Im Gegensatz zu der herkömmlichen Vorgehensweise bei der Copula, bei der die gleiche Eingangs- wie Ausgangsverteilungen zu verwenden ist, wird vorliegend die Annahme getroffen, dass die stochastische Abhängigkeit der Prognosefehlerverteilungen der Abhängigkeit der Windgeschwindigkeitsänderungsverteilung ähnelt. Die Vorgehensweise für dieses modifizierte Verfahren ist in Abbildung 3.3 dargestellt.

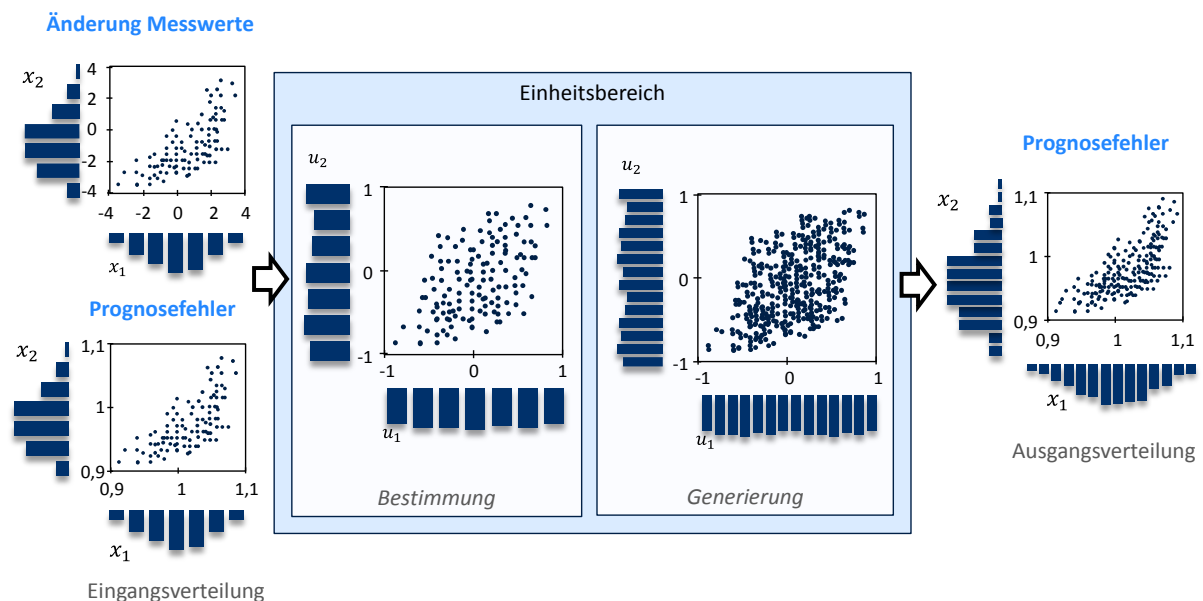


Abbildung 3.3: Vorgehen zur Erzeugung stochastisch abhängiger Prognosefehler

Basierend auf den Verteilungen der Messwertänderungen kann nun die Abhängigkeitsstruktur unabhängig von der Randverteilung der Prognosefehlerverteilungen bestimmt werden, wodurch ein wesentlicher Vorteil der Copula ausgenutzt wird. Die Rücktransformation in den Bildbereich erfolgt über die Prognosefehlerverteilung, die in erster Näherung als Normalverteilung angenommen wird und somit nicht der Eingangsverteilung entspricht. Die getroffenen Annahmen bei dem modifizierten Verfahren zur copulabasierten Erzeugung stochastisch abhängiger Zufallszahlen sind anhand historischer Daten zu verifizieren. Dabei wird im nachfolgenden Kapitel untersucht, inwieweit die stochastischen Abhängigkeiten durch die Verteilung

der Windgeschwindigkeitsänderung abgebildet werden können. Darüber hinaus ist der Randbereich der Summe der generierten Verteilungen aufgrund des erhöhten Ausgleichsbedarfs bei einer lokalen Konzentration der Leistungsbilanzabweichungen für beide Vorgehensweisen zu betrachten.

4 Exemplarische Untersuchungen

In den exemplarischen Untersuchungen soll gezeigt werden, dass sich das modifizierte Verfahren unter Verwendung der Zeitreihen für die Windgeschwindigkeitsänderungen als Eingangsverteilung zur Erzeugung geographisch abhängiger Prognosefehler eignet. Dazu wurden zum einen historische Zeitreihen von Prognosefehlern jeder Stunde eines Jahres der in der Analyse eingeführten Windparks und zum anderen Messwerte für die Windgeschwindigkeiten umliegender Wetterstationen verwendet. Bei den Prognosefehlerzeitreihen handelt es sich um die Differenz aus der tatsächlichen Einspeisung aus den Windenergieanlagen für jede Stunde des betrachteten Jahres sowie den dazugehörigen 2-Stunden-Prognosewerten. Gegenstand der exemplarischen Untersuchungen ist die Generierung stochastisch abhängiger Prognosefehler zum einen mit der Verteilung der Windgeschwindigkeitsänderungen und zum anderen mit der Prognosefehlerverteilung als Eingangsgröße für die Copula. Hinsichtlich der Untersuchungen der Abhängigkeitsstruktur und dem Randbereich der Summe der Verteilungen ist in Abbildung 4 zunächst die Häufigkeitsverteilung für beide Vorgehensweisen dargestellt.

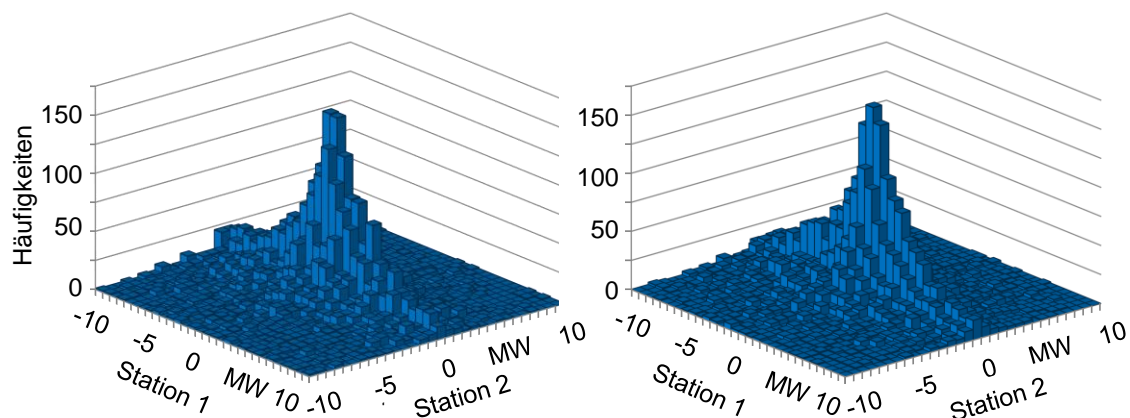


Abbildung 4: Häufigkeiten erzeugter Prognosefehler auf Basis der Prognosefehlerverteilung (links) und der Verteilung der Windgeschwindigkeitsänderungen (rechts)

Anhand der Abbildung ist zu erkennen, dass beide Verteilungen insbesondere im Randbereich starke Ähnlichkeiten aufweisen. Eine quantitative Aussage im Hinblick auf die Güte des modifizierten Verfahrens kann im Folgenden auf Basis mathematischer Maße getroffen werden. Für die Ermittlung der stochastischen Abhängigkeiten wird an dieser Stelle die Transinformation verwendet, welche ein Zusammenhangsmaß für unbekannte Abhängigkeitsstrukturen darstellt. Dabei ergibt sich für die Transinformation zwischen zwei Windparks im Falle der Windgeschwindigkeitsänderung als Eingangsverteilung eine Abweichung von 4,6 % gegenüber der herkömmlichen Vorgehensweise bei Verwendung der Copula. Somit wird die Abhängigkeitsstruktur durch das modifizierte Verfahren hinreichend genau abgebildet.

Zur Bewertung der Abbildung des Randbereichs, dem aufgrund der Höhe der Abweichung sowie der lokalen Konzentration vorzeichengleicher Leistungsbilanzabweichung eine große Bedeutung zukommt, wird in Tabelle 4.1 das 1 %- und 99 %-Quantil der summierten Verteilungen für die generierten Prognosefehler dargestellt.

Eingangsverteilung	1 %-Quantil	99 %-Quantil
Prognosefehler	-35,56 MW	26,26 MW
Änderung der Windgeschwindigkeit	-34,94 MW	27,93 MW

Tabelle 4.1: Quantile der Prognosefehlerverteilungen

Für die Quantilswerte der Summe der generierten Verteilungen bei der Verwendung des modifizierten Verfahrens ergibt sich für das 1 %-Quantil eine Abweichung von 1,7 % und für das 99 %-Quantil eine Abweichung von 6,4 % gegenüber dem herkömmlichen Verfahren. Anhand dieser Quantilswerte ist festzustellen, dass ebenso wie die Abhängigkeitsstruktur auch der Randbereich hinreichend genau abgebildet werden kann. Die Messwertänderungen der Windgeschwindigkeiten eignen sich folglich als Eingangsverteilung für die Copula zur Generierung stochastisch abhängiger Prognosefehler.

5 Zusammenfassung

Der steigende Anteil an erneuerbaren Energieanlagen (EE) führt zu einer größeren Bedeutung von Prognosen der dargebotsabhängigen Einspeisung. Daher kommt vor allem in Hinblick auf Leistungsbilanzabweichungen der Prognosegüte und entsprechend den Prognosefehlern eine entscheidende Rolle in der Planung der Last-/Einspeisesituation zu. Die Analyse der stochastischen Abhängigkeiten der Prognosefehler zeigt, dass insbesondere ein geographischer Zusammenhang zwischen diesen besteht, der hinsichtlich einer realitätsnahen Abbildung in der Modellbildung zu berücksichtigen ist. Die vorgestellte Modellierung nutzt die Eigenschaften der Copula welche die Verwendung unterschiedlicher Eingangsverteilungen zulässt. Die exemplarischen Untersuchungen auf Basis historischer Daten zeigen, dass sowohl die Abhängigkeitsstruktur der Prognosefehlerverteilung als auch der Randbereich der summierten Verteilung mithilfe des modifizierten Verfahrens hinreichend genau abgebildet werden können. Mithin wurde ein Modell vorgestellt, welches geografisch abhängige Prognosefehler als Eingangsdatum für weitere Modelle zur Abbildung von Szenarien zur Last-/Einspeisesituationen oder Netzberechnungen bereitstellt.

6 Literatur

- [1] F. Kronthaler, Statistik angewandt. Springer-Lehrbuch. Berlin: Springer Spektrum, 2014.
- [2] Pluim, Josien P W, Maintz, J B Antoine und M. A. Viergever, „Mutual-information-based registration of medical images: A survey“, IEEE transactions on medical imaging, Bd. 22, Nr. 8, 2003.
- [3] H. Weingärtner, Korrelation und Information. *Meteorol. Rundschau*, Bd. 38, 1985.

- [4] Fernuni Hagen, Randverteilungen. Adresse: http://www.fernuni-hagen.de/ksw/neu-estat%20istik/content/Fallstudie%5C_Wahrscheinlichkeit/lernmodule/02%5C_03/html/a8b.html.
- [5] G. Papaefthymiou und D. Kurowicka, „Using copulas for modeling stochastic dependence in power system uncertainty analysis“, IEEE Transactions on Power Systems, Bd. 24, Nr. 1, 2009.
- [6] Hlawatsch, S., Reichling, P., Konstruktion und Anwendung der Copulas in der Finanzwirtschaft, Otto von- Guericke-Universität Magdeburg, Hrsg., 2010.
- [7] T. M. Inc, Matlab doc. Adresse: <http://de.mathworks.com/help/stats/examples/simulating-dependent-random-variables-using-copulas.html>.