House of Energy Markets & Finance

Vorhersage kritischer Netzzustände in Verteilnetzen – Ein probabilistischer Ansatz für Netze mit hohen Anteilen erneuerbarer Energien

Aiko Schinke, Paul Osinksi, Christoph Weber

Karlsruhe, 16.05.2019

GEFÖRDERT VOM Bundesministerium für Bildung und Forschung

UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

Offen im Denken

Agenda

UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

Offen im Denken

Motivation	1
Methodik	2
Deterministisches PV-Modell	3
Stochastische Modellierung	4
Monte-Carlo Simulation	5
Ausblick	6

Motivation

UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

Offen im Denken

- Erneuerbare Energien (PV)
- Dezentralität der Erzeugung
- Güte der Wetterprognosen
- Verteilnetz-Konfiguration

Verteilnetz-auslastung

Handlungs-strategien

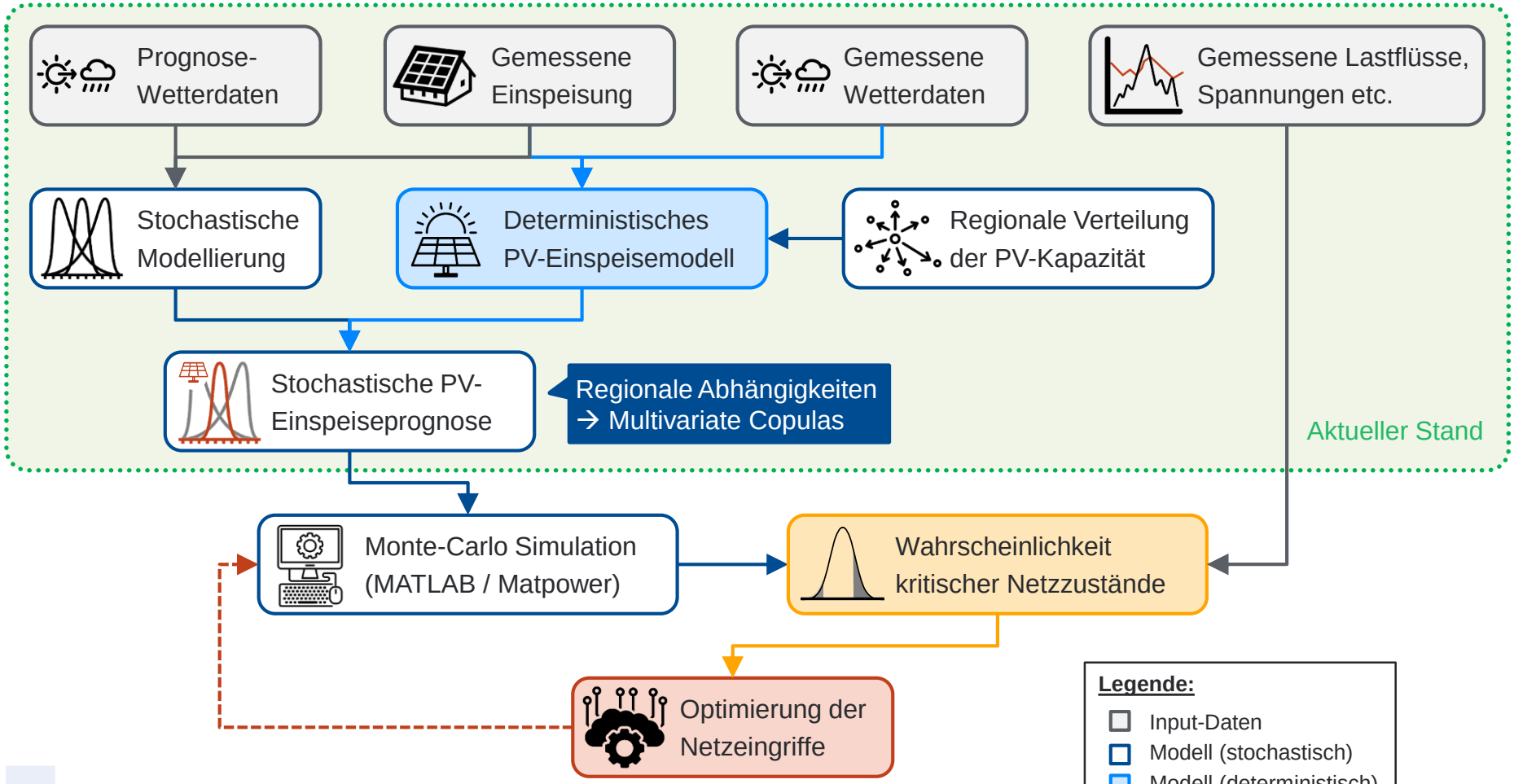
Agenda

UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

Offen im Denken

Motivation	1
Methodik	2
Deterministisches PV-Modell	3
Stochastische Modellierung	4
Monte-Carlo Simulation	5
Ausblick	6

Methodik


Prognose-Wetterdaten
Gemessene Einspeisung
Gemessene Wetterdaten
Gemessene Lastflüsse, Spannungen etc.
Stochastische Modellierung
Deterministisches PV-Einspeisemodell
Regionale Verteilung der PV-Kapazität
Stochastische PV-Einspeiseprognose
Regionale Abhängigkeiten → Multivariate Copulas
Aktueller Stand
Monte-Carlo Simulation (MATLAB / Matpower)
Wahrscheinlichkeit kritischer Netzzustände
Optimierung der Netzeingriffe
Legende:
Input-Daten
Modell (stochastisch)
Modell (deterministisch)
Zwischenergebnis
Endergebnis

Agenda

UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

Offen im Denken

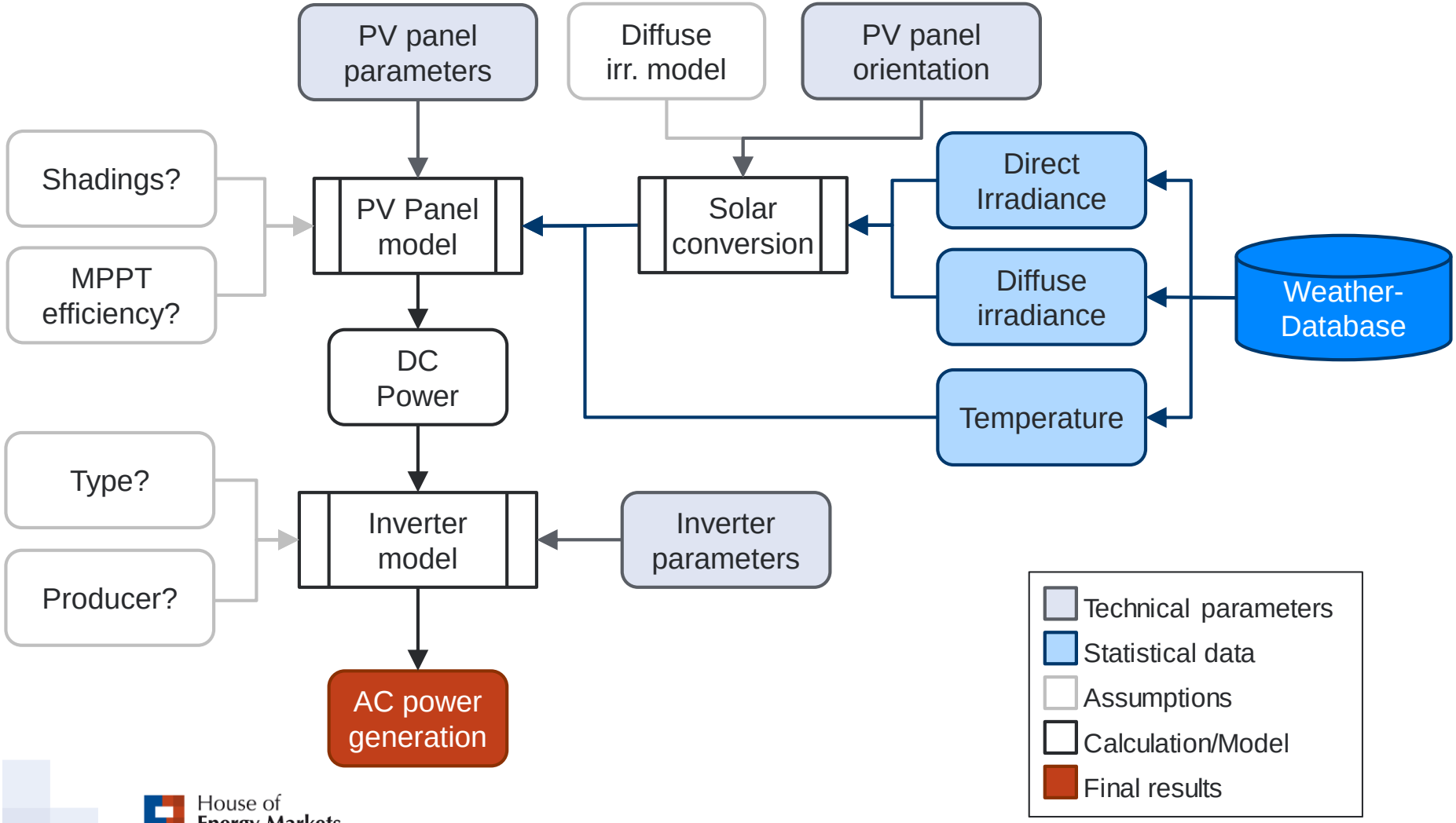
Motivation	1
Methodik	2
Deterministisches PV-Modell	3
Stochastische Modellierung	4
Monte-Carlo Simulation	5
Ausblick	6

Übersicht

UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

Offen im Denken

Deterministisches PV-Modell



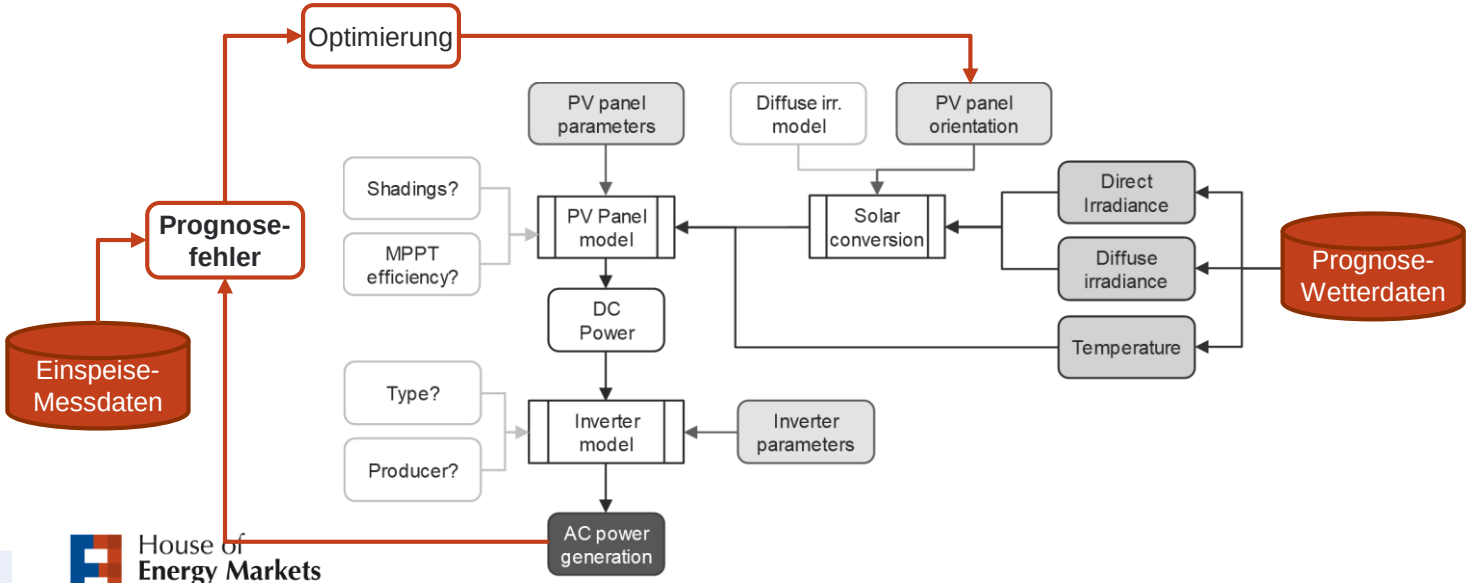
Parameteradaption (Konzept)

UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

Offen im Denken

Deterministisches PV-Modell

- Ausgangslage:
  - Einspeisedaten für über hundert größere PV-Anlagen verfügbar
- Problem:
  - Neigungs- und Ausrichtungswinkel mit Unsicherheit behaftet
- Ziel:
  - Bestimmung von Neigungs- und Ausrichtungswinkel durch nichtlineare Optimierung mit Nebenbedingungen



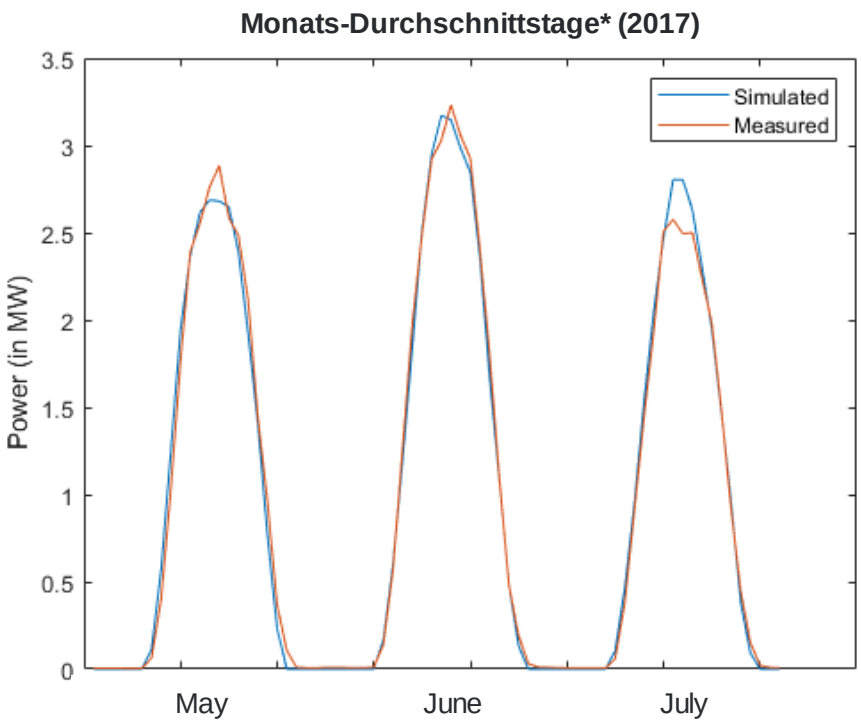
House of Energy Markets & Finance

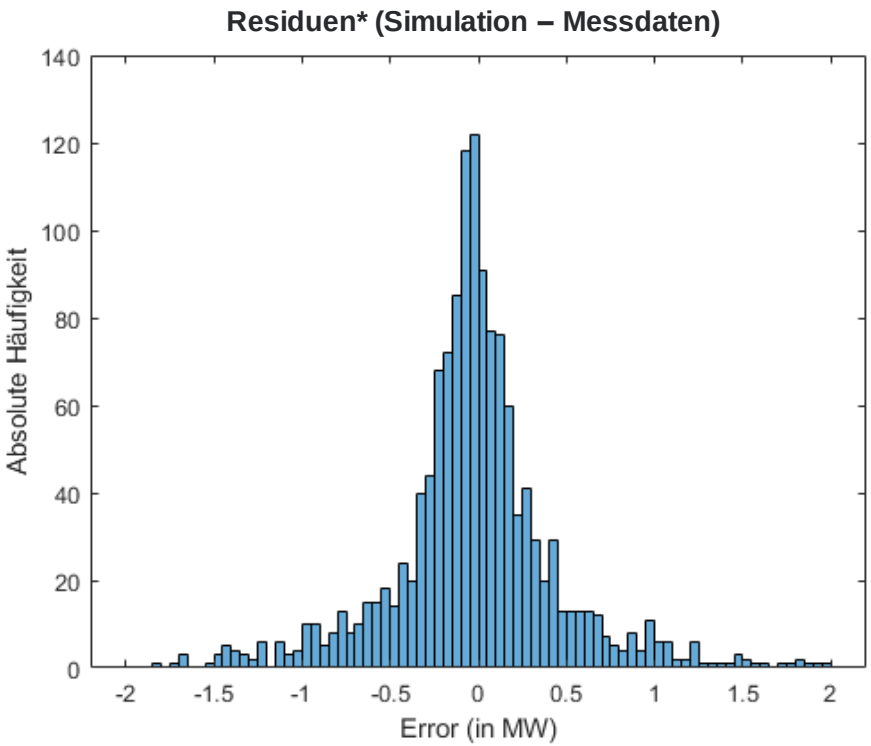
Parameteradaption (Ergebnisse)

UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

Offen im Denken

Deterministisches PV-Modell





*(Exemplarische PV-Anlage mit 5 MW)

Agenda

UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

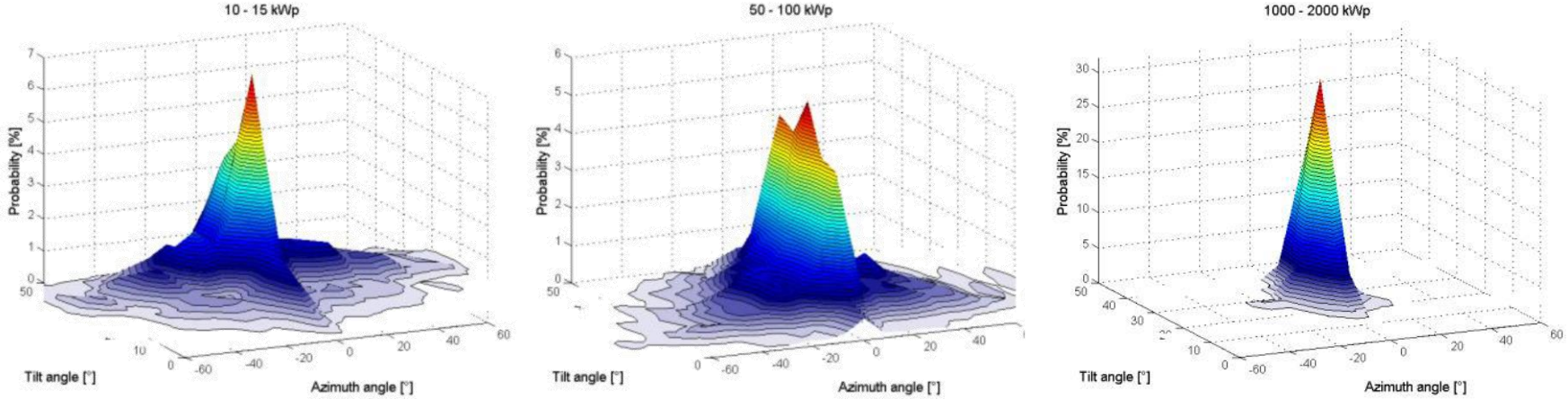
Offen im Denken

Motivation	1
Methodik	2
Deterministisches PV-Modell	3
Stochastische Modellierung	4
Monte-Carlo Simulation	5
Ausblick	6

Verwendung für probabilistische Analyse

Stochastische Modellierung

- Nutzung der Ergebnisse für Validierung von bivariaten Winkelverteilungen:
  - Auftrittswahrscheinlichkeit bestimmter Ausrichtungs- und Neigungswinkel
  - Klassifikation abhängig von der Nennleistung der PV-Anlagen
    - Unterscheidung in 10 verschiedene Größenklassen (nach [Saint-Drenan, 2015])
- Hohe Sensitivität der Güte des deterministischen Modells von tatsächlichen Neigungs- und Ausrichtungswinkeln:
  - Erzeugte Leistung stark abhängig von Neigungs- und Ausrichtungswinkel
  - Fehler in Stammdaten tangieren Prognosequalität



Probabilistische PV-Prognose

Stochastische Modellierung

- Voraussetzung für probabilistische Lastflussrechnung
  - Diese ist Basis für Entscheidungen zur Netzkonfiguration bzw. Einspeisemanagement
- Bei Vielzahl von Anlagen ergeben sich multivariate PV-Einspeise-Verteilungen
- ➢ Direkte Schätzung der multivariaten Verteilung schwierig
  - Wahl der Parametrierung beeinflusst Ergebnisse stark
  - Randverteilungen werden u. U. nicht gut getroffen
- ➢ Zweistufiger Ansatz
  1. Modellierung der Randverteilungen (Abweichungen von der gemessenen Einspeisung für einzelne PV-Anlagen)
  2. Modellierung des multivariaten Zusammenhangs über Copulae

Copulae (Konzept)

- Prognosefehler $\varepsilon(t)$:
  - Abweichung der modellierten Leistung $P_{\text{AC,Modell}}$ von der gemessenen Leistung $P_{\text{AC,Gemessen}}$ mit Prognosewetterdaten $\tilde{E}$ und $\tilde{\vartheta}$ als Modell-Input

$$P_{\text{AC,Gemessen}} = P_{\text{AC,Modell}}\left(\tilde{E}_{\text{Global}}, \tilde{\vartheta}, t\right) + \varepsilon(t)$$

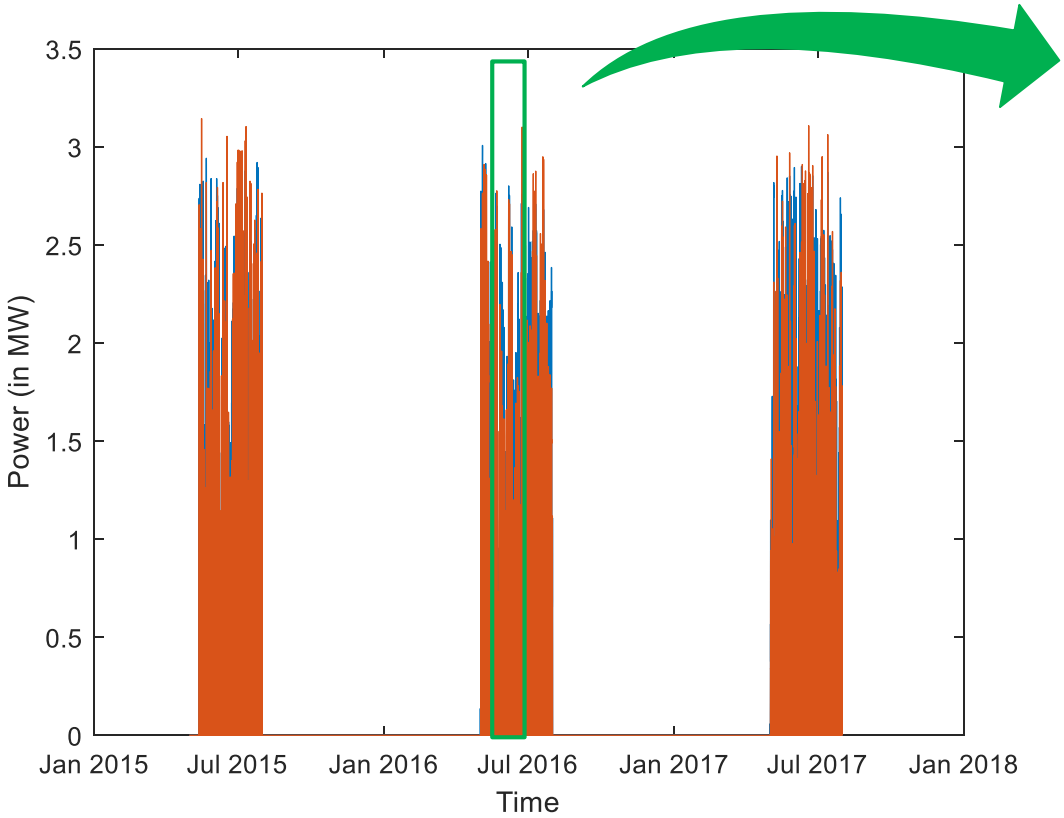
- Copulae (multivariate Verteilungsfunktion):
  - Beschreibung regionaler Abhängigkeiten der Prognosefehler $\varepsilon(t)$ räumlich-verteilter PV-Anlagen in einem Verteilnetz über eine Gauß'sche Copula
    - Korrelation ρ der normaltransformierten Verteilungen der Prognosefehler

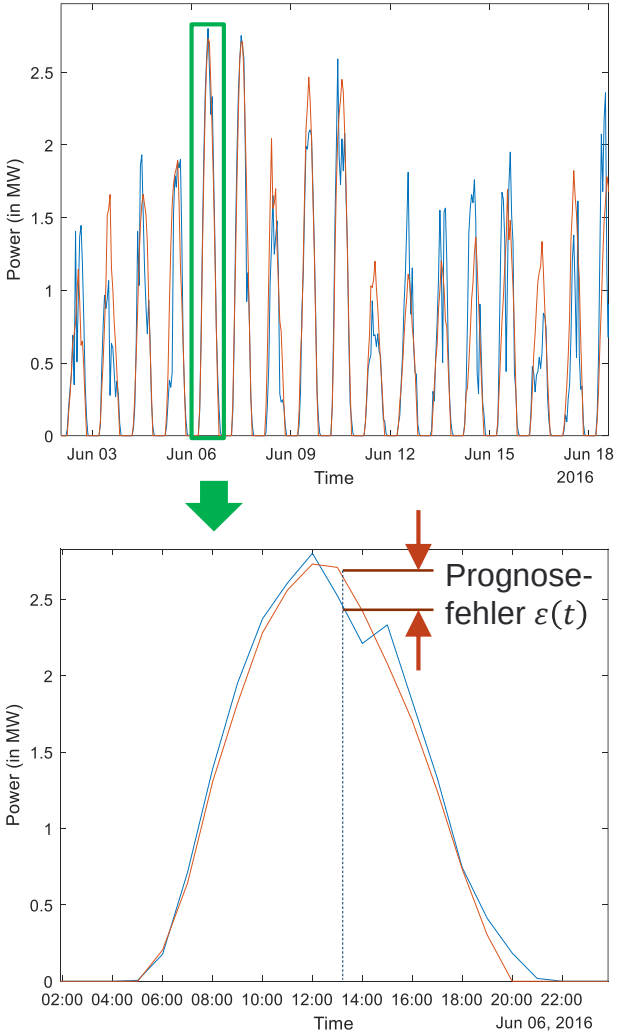
$$F(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \cdots, \varepsilon_{\text{N}}) = C_{\rho}^{Gauß}\left(F_1(\varepsilon_1), F_2(\varepsilon_2), \cdots, F_{\text{N}}(\varepsilon_{\text{N}})\right)$$

  - Ziel: Generierung stochastisch-abhängiger, multivariater Zufallszahlen

Erste Ergebnisse mit bivariater Copula (1/3)

- <u>Beispiel:</u> PV-Anlage (Nennleistungen: 3.5 MW)

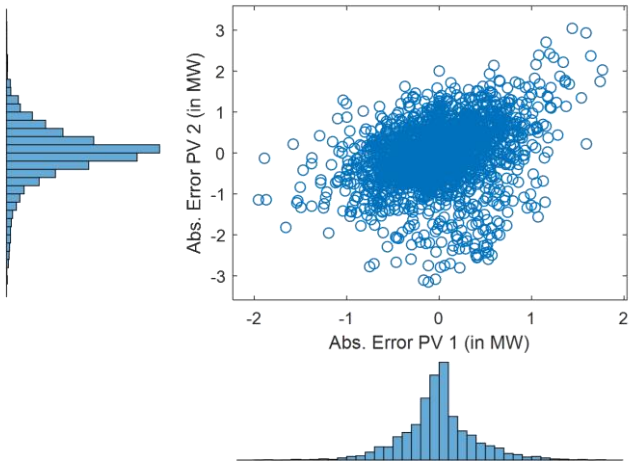




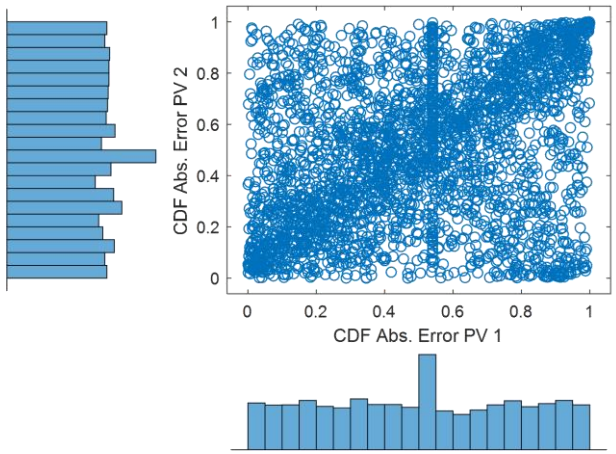
Erste Ergebnisse mit bivariater Copula (2/3)

- Beispiel: Bivariate Copula des Prognosefehlers von zwei PV-Anlagen
  - 50km Entfernung; Nennleistungen: 4.4 MW & 3.5 MW
  - Modellierung mit Prognosehorizont von 17 bis 19 Stunden
- Korrelation der Prognosefehler:
  1. Betrachtung der Prognosefehler für relevante Tageszeiten
  2. Bestimmung der zugehörigen CDF-Werte über Kerndichteschätzer inkl. Smoothing

1. Korrelation abs. Prognosefehler ε



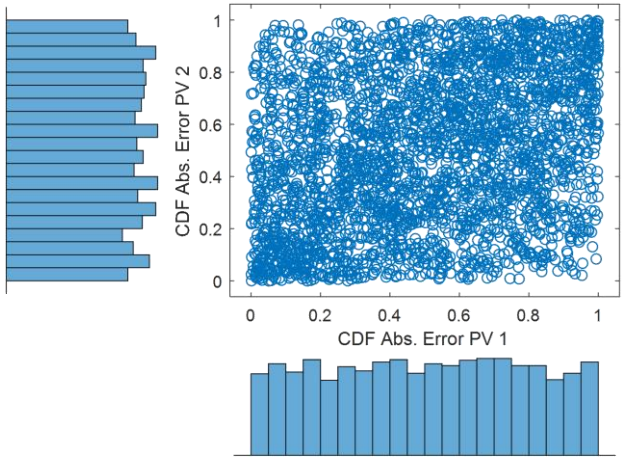
2. Korrelation der CDF(ε)



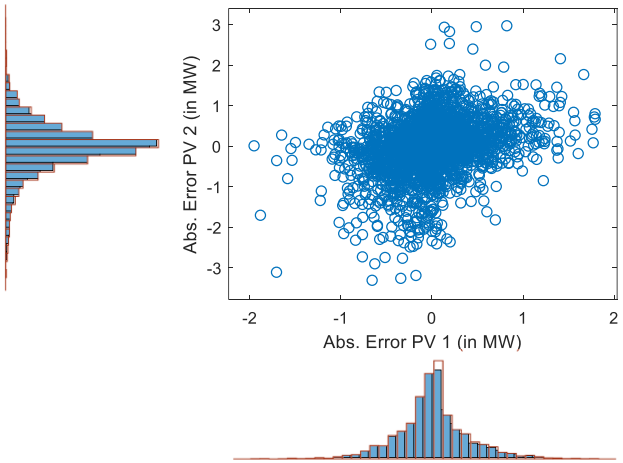
Erste Ergebnisse mit bivariater Copula (3/3)

- Bestimmung der Gauß'schen Copula:
  - Korrelationskoeffizient der Verteilungswerte nach Anwendung einer inversen Normalverteilung auf die CDFs der Prognosefehler (hier: $\rho = 0.3592$) → Copula-Input
- Generierung der Zufallszahlen:
  3. Generierung von bivariaten, abhängigen Zufallszahlen mittels Gauß-Copula
  4. Transformation mittels der Randverteilungen über Kerndichteschätzer

3. Zufallszahlen der CDFs(ε)



4. Zufallszahlen für abs. Prognosefehler ε



Weiterentwicklung

- Weiterentwicklung des Ansatzes:
  - Berücksichtigung der Zeitvarianz zur Beschreibung regionaler und zeitlicher Abhängigkeiten der Prognosefehler $\varepsilon(t)$ bspw. durch Klassifikation tageszeitabhängiger Copulae

$$F(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \cdots, \varepsilon_{\mathrm{N}}, t) = C_{\rho}^{Gauß}\big(F_1(\varepsilon_1, t), F_2(\varepsilon_2, t), \cdots, F_{\mathrm{N}}(\varepsilon_{\mathrm{N}}, t)\big)$$

- Stochastische Einspeiseprognose:
  - Problem: Nur für einen Teil der tatsächlich vorhandenen PV-Anlagen in unterlagerten Netzabschnitten (< 110 kV) liegen Messdaten vor
    - Modellierung nicht betrachteter PV-Anlagen über probabilistischen Ansatz und Anpassung der installierten Leistung in versch. Größenklassen (nichtlin. Optimierung)
  - Auswirkungen der Prognosefehler aller Anlagen auf die Unsicherheit der Prognose der Einspeisung in das Verteilnetz kann auch mit Hilfe von Coplae beschrieben werden

Agenda

UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

Offen im Denken

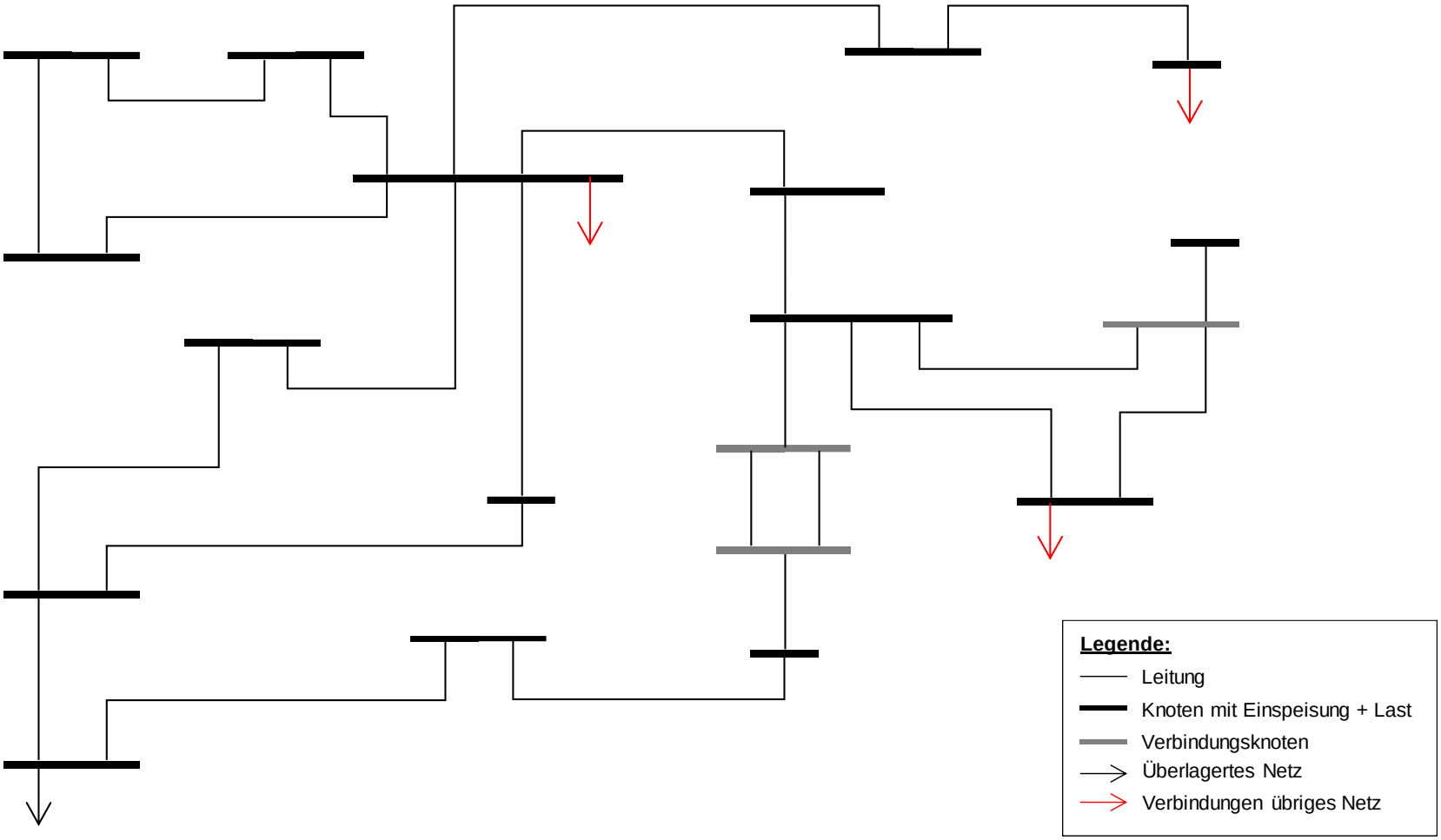
Motivation	1
Methodik	2
Deterministisches PV-Modell	3
Stochastische Modellierung	4
Monte-Carlo Simulation	5
Ausblick	6

Untersuchter Verteilnetz-Ausschnitt

UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

Offen im Denken

Monte-Carlo Simulation



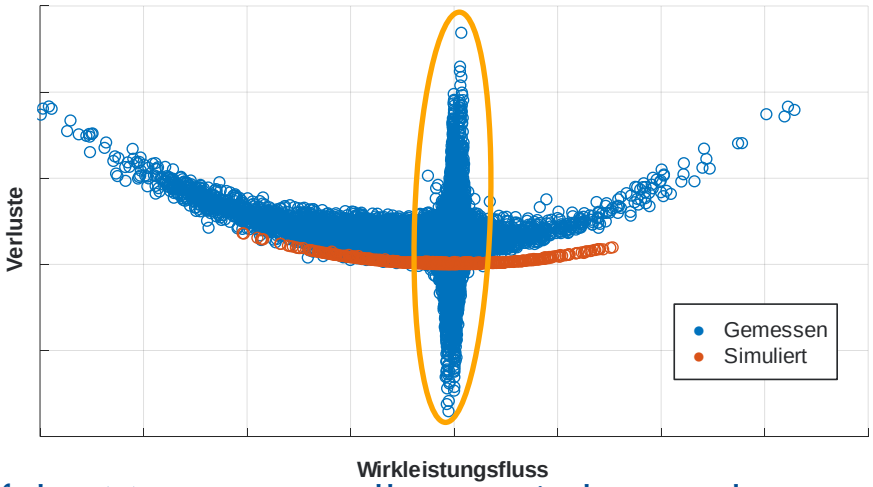
Validierung des Lastflussmodells mit Messwerten

UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

Offen im Denken

Monte-Carlo Simulation

- Beobachtungen:
  - Güte der Modell-Ergebnisse bei Wirkleistungsmessungen gut und bei Blindleistungs-messungen relativ hoch
  - Starke Streuung der Messdaten je niedriger die Messwerte sind (siehe Graphik)
- Maßnahmen:
  - Aufnahme der **Spannungen** an ausgewählten Knoten als **Eingangsgrößen** des Modells
  - Analyse der Messunsicherheit
    - Sehr hohe Messabweichungen bei kleinen Messwerten



- Implikationen:
  - Overfitting der Netzwerksimulation auf den Messwerten sollte vermieden werden
  - Möglichkeit zur Berücksichtigung der Messunsicherheit
    - Faltung mit übrigen Unsicherheiten

Agenda

UNIVERSITÄT DUISBURG ESSEN

Offen im Denken

Motivation	1
Methodik	2
Deterministisches PV-Modell	3
Stochastische Modellierung	4
Monte-Carlo Simulation	5
Ausblick	6

Weiteres Vorgehen

Ausblick

- Implementierung der Copulae für multiple PV-Anlagen und unterschiedliche Prognosehorizonte
- Durchführung von probabilistischen Lastflusssimulationen
- Ermittlung von Häufigkeit und Umfang von kritischen Netzzuständen (Überschreitung von Belastungsgrenzen)
- Verknüpfung der Lastflusssimulation mit Optimierung von Netzeingriffen

Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit

Aiko Schinke (M.Sc.)

Lehrstuhl für Energiewirtschaft
Prof. Dr. Christoph Weber

House of Energy Markets and Finance
Universität Duisburg-Essen

Weststadttürme | Berliner Platz 6-8 | 45127 Essen | Germany