

Gefördert durch:



aufgrund eines Beschlusses  
des Deutschen Bundestages



Andreas Winter, Selina Prinz, Johannes Diegler, Michael Igel, Peter Schegner

# *Monitoring in Niederspannungsnetzen mit Verfahren der künstlichen Intelligenz*

## Validierung der Methodik in einem realen Stromnetz

17. Symposium Energieinnovation, 16.-18.02.2022, Graz/Austria



**htw saar**





# Inhalt

- Motivation
- Grundlagen künstlich neuronaler Netze (KNN)
- Methodik und Vorgehensweise
- Simulation und Ergebnisse
- Zusammenfassung und Ausblick

# Motivation

## Ziele für den Klimaschutz in Europa

- 55 % Treibhausgaseinsparung bis 2030
- Klimaneutral bis 2050

## Vorschläge zur Umsetzung

- Ausweitung des Emissionshandels auf Verkehr und Gebäude
- CO<sub>2</sub>-Grenzwerte für PKW
- Ausbau der Ladeinfrastruktur
- Ausbau Erneuerbare Energien
- ...

## Auswirkungen auf den Netzbetreiber

- Zunehmend dezentrale Energieversorgung
- Veränderungen der Last- und Einspeisesituation in der Niederspannungsebene durch:

Elektro-Ladesäulen

Photovoltaik

Speicher

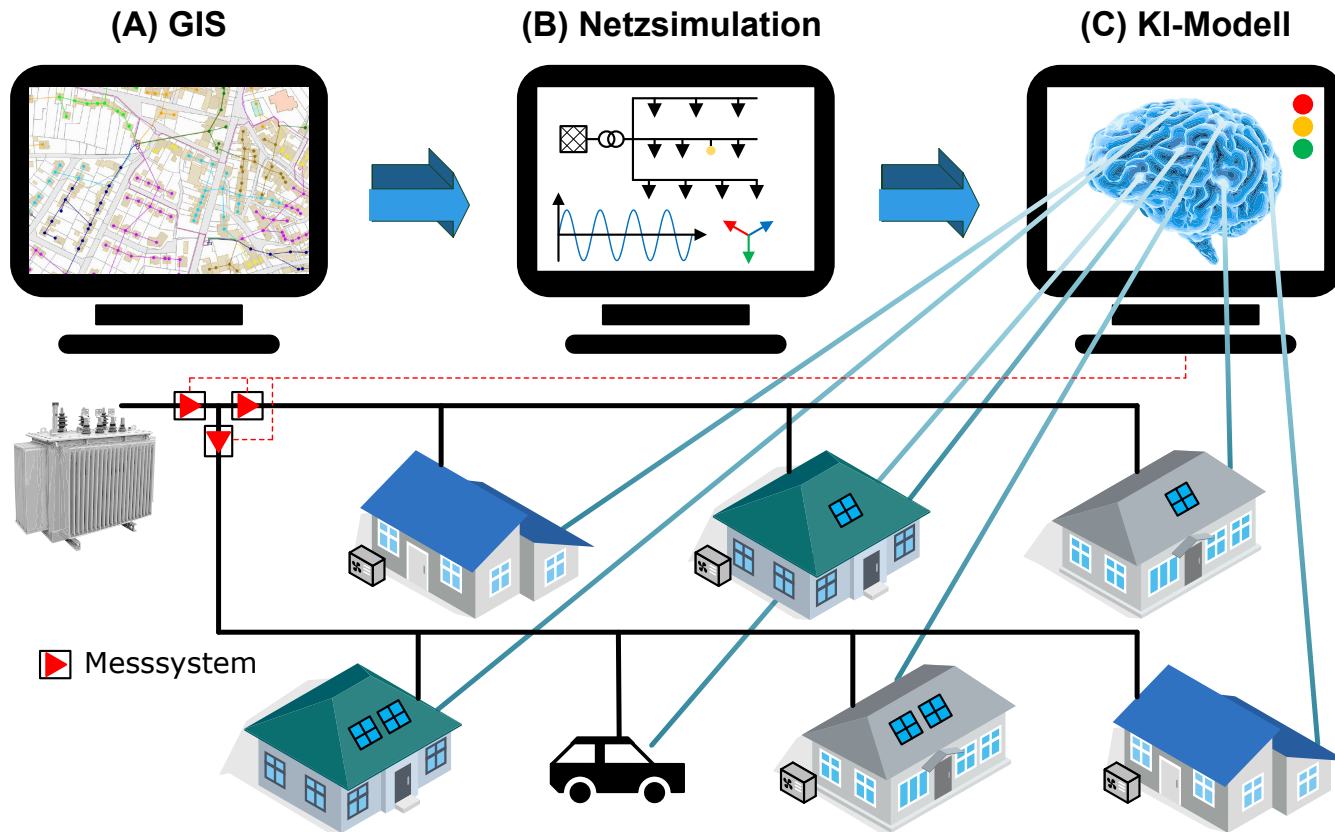
Wärmepumpen

...

## Maßnahmen des Netzbetreibers

- Verstärkte **Netzplanungsmaßnahmen** durch z.B. anlagenspezifische Prognoseprofile
- Netzbetrieb in der Niederspannungsebene  
→ innovative Lösungen zur **Netzzustandsschätzung**

# Gesamtsystem



## (A) GIS

- Automatisierter Aufbau der Netztopologie in der Netzsimulation
- Automatisierter Import von Betriebsmittel- und Topologiedaten

## (B) Netzsimulation

- Berechnung relevanter Lastflussszenarien
- Speicherung der Ergebnisse in einer Datenbank

## (C) KI-Modell

- KI-basierte Netzzustandsschätzung (KI-SE)
- KI-basierte Lastflussberechnung (KI-LF)

Gefördert durch:



Bundesministerium  
für Wirtschaft  
und Klimaschutz

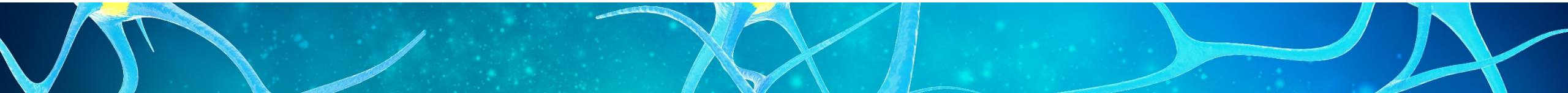
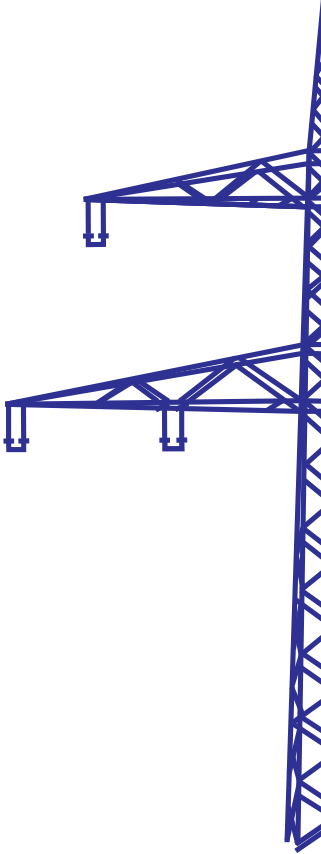


Projektträger Jülich  
Forschungszentrum Jülich

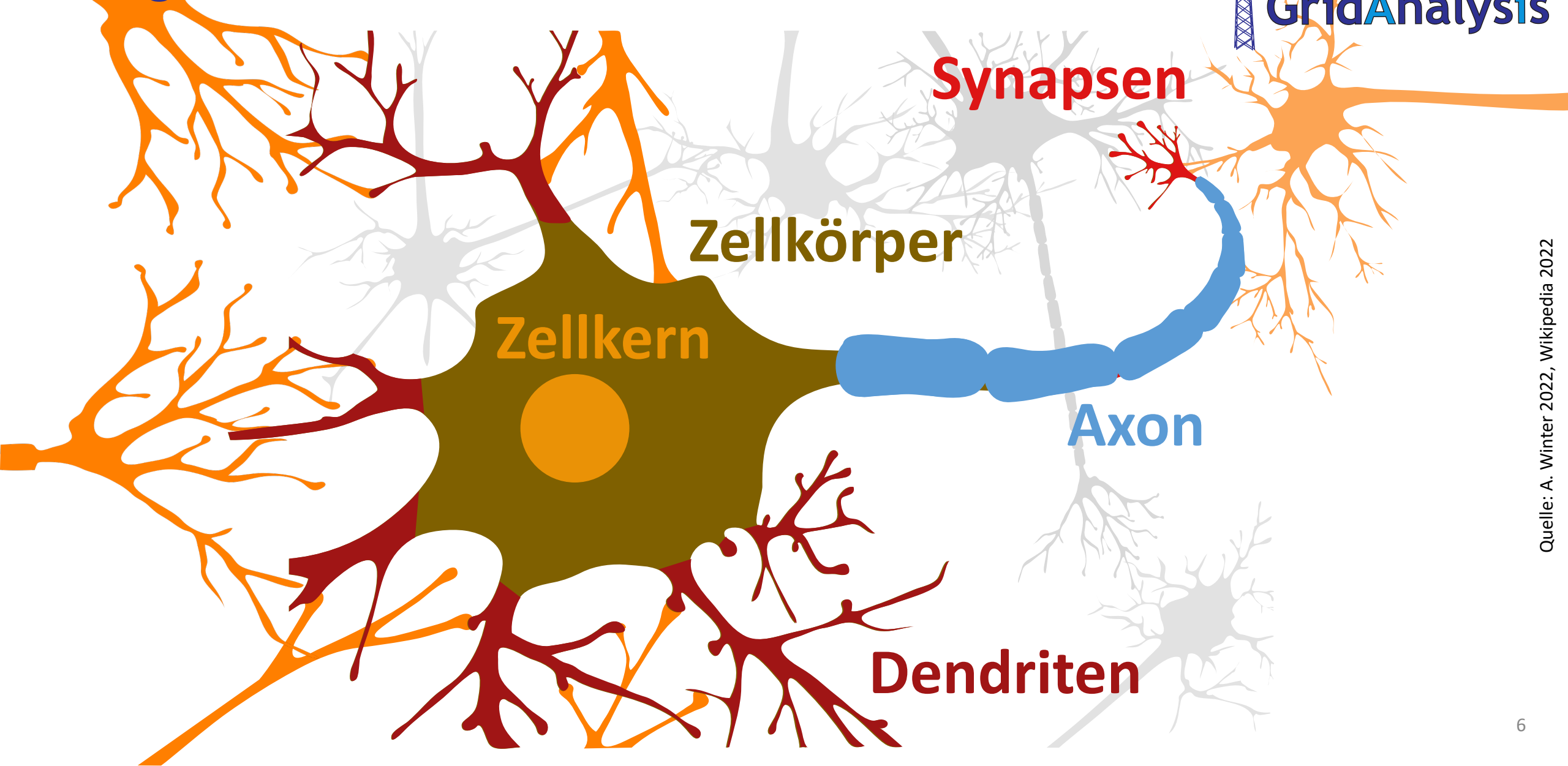
aufgrund eines Beschlusses  
des Deutschen Bundestages



# *Grundlagen Künstlich neuronaler Netze (KNN)*

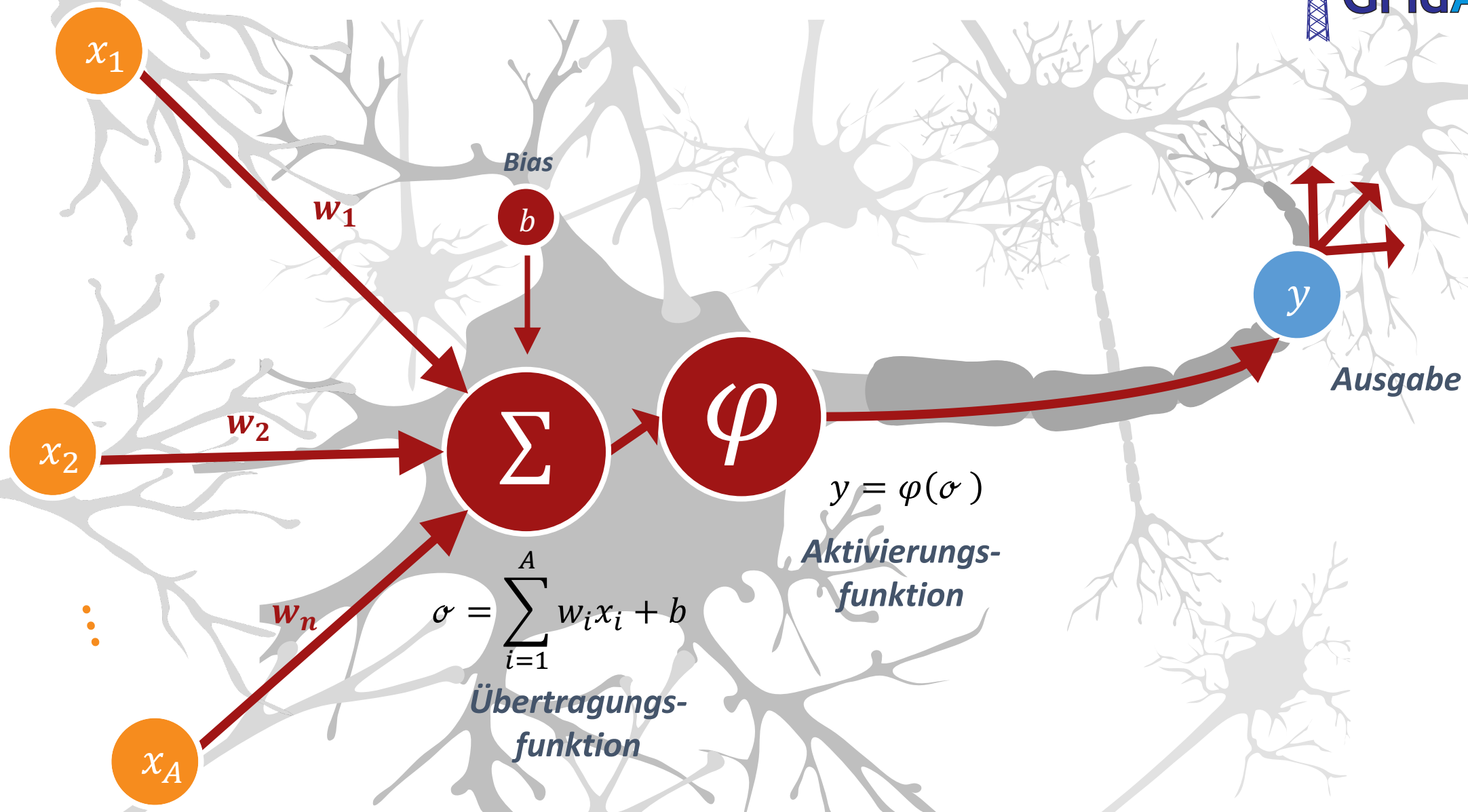


# Biologisches Vorbild – Nervenzelle



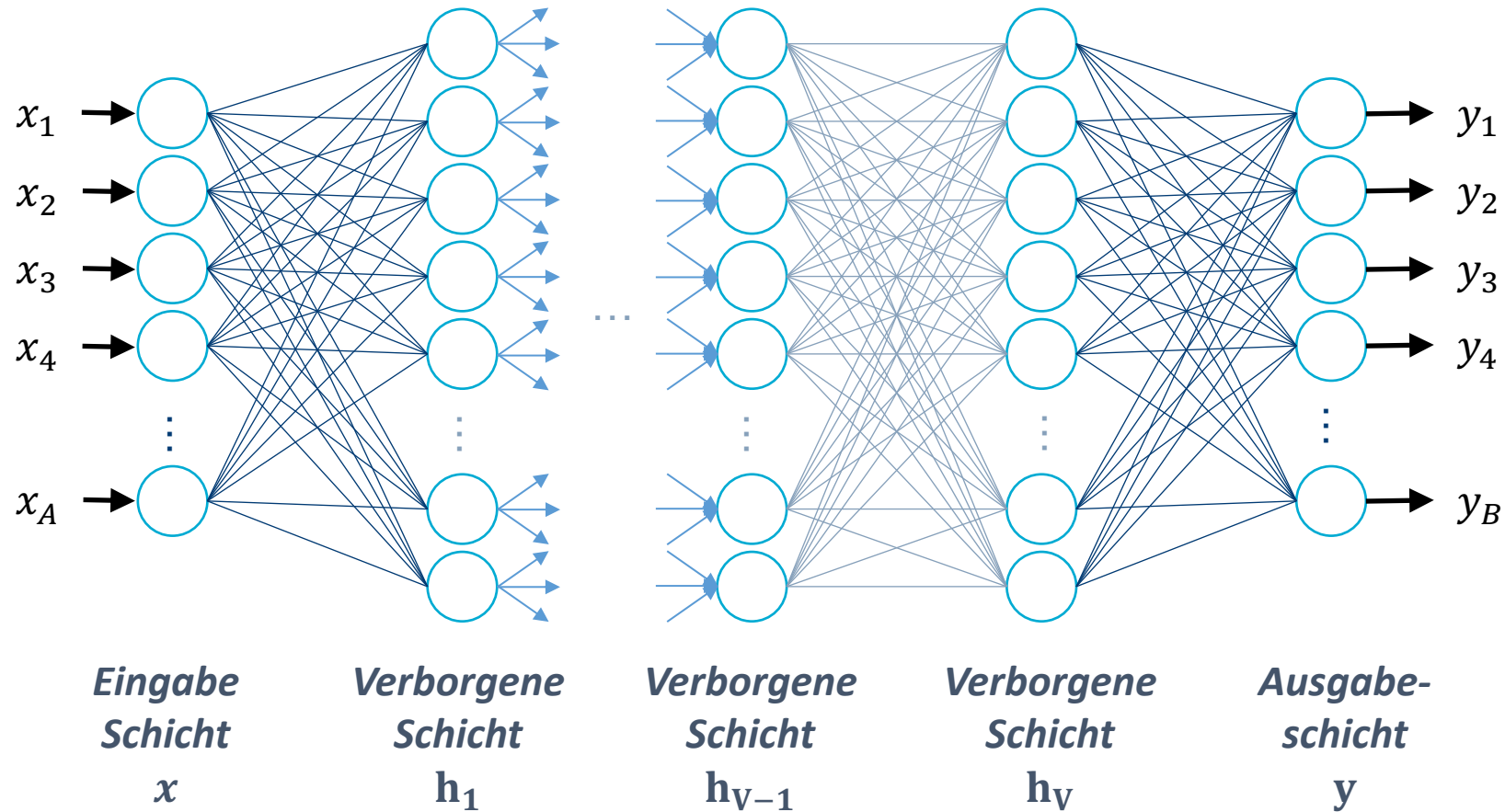


# Biologisches Vorbild – Nervenzelle (Neuron)





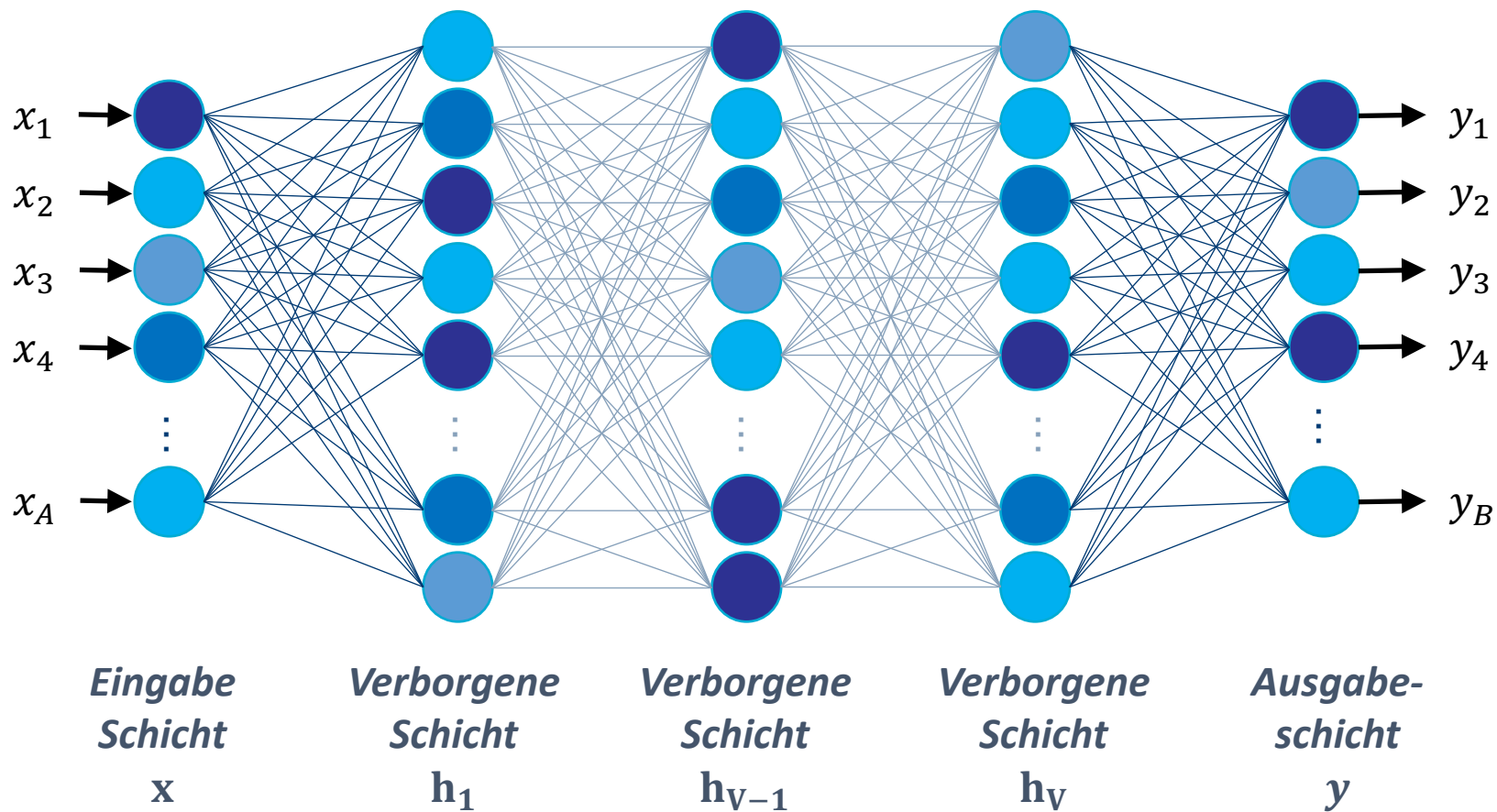
# Neuronales Netz - Berechnung







# Neuronales Netz - Berechnung



Gefördert durch:



Bundesministerium  
für Wirtschaft  
und Klimaschutz

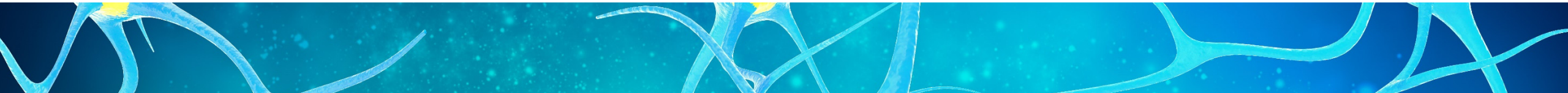
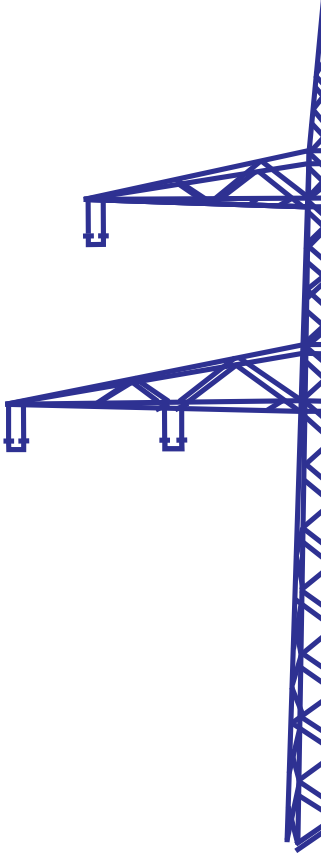


aufgrund eines Beschlusses  
des Deutschen Bundestages



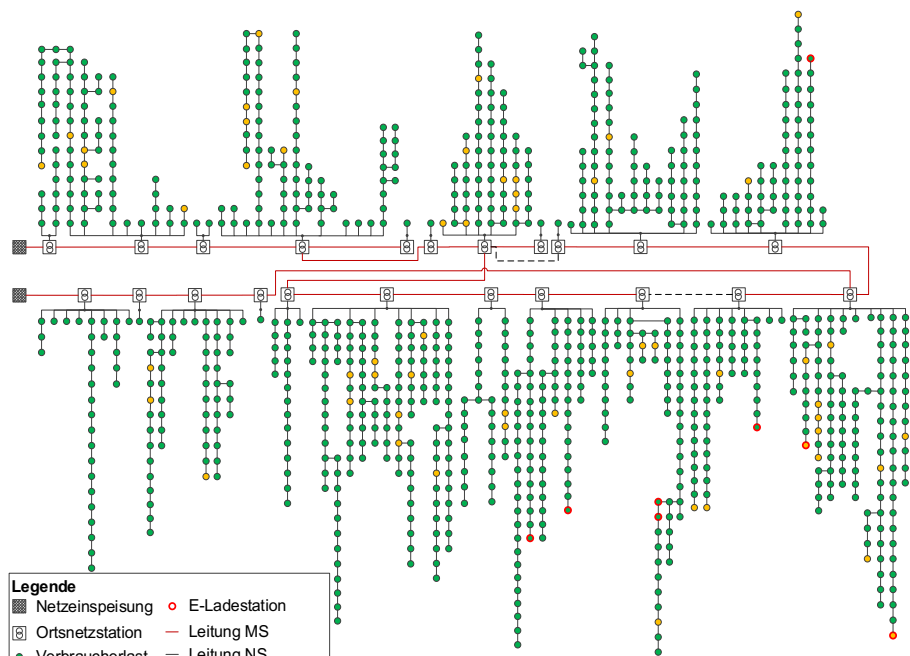
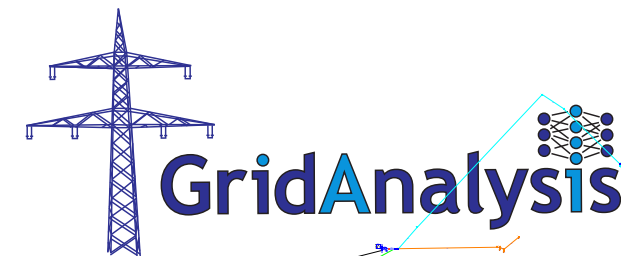
# *Methodik und Vorgehensweise*

KI-basierte Lastflussrechnung und Netzzustandsschätzung

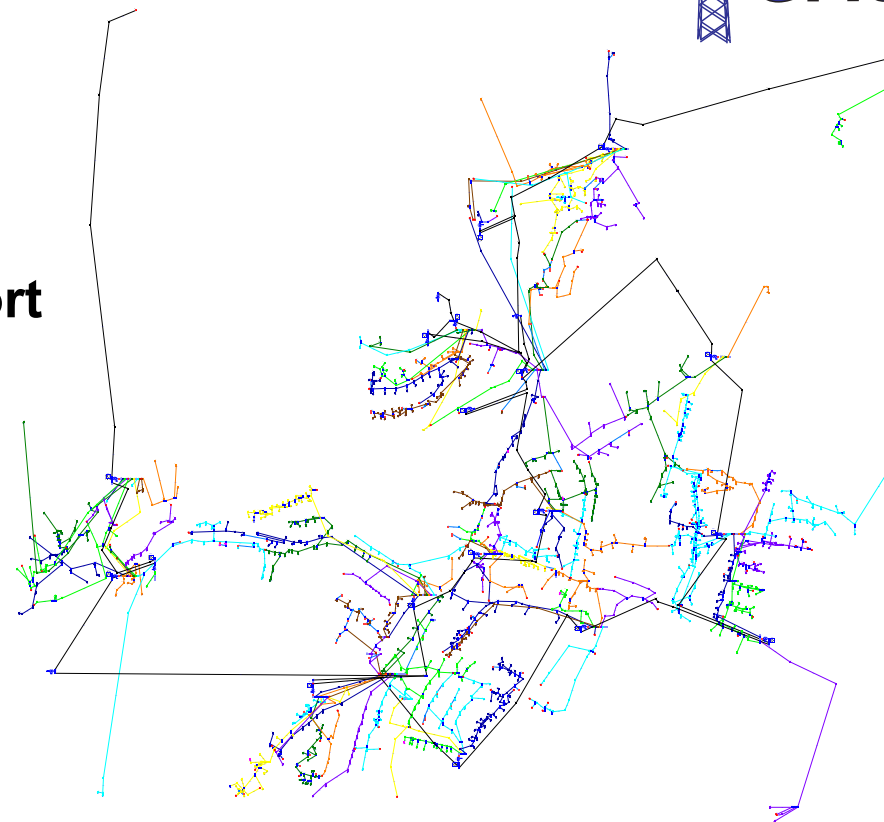
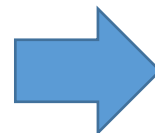




# Untersuchtes Niederspannungsnetz



GIS-Import



71 km Leitung

1087 Verbraucherlasten

63 PV-Anlagen

# Methodik

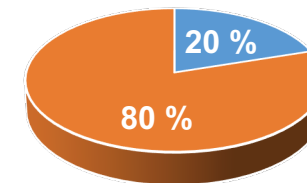


Daten



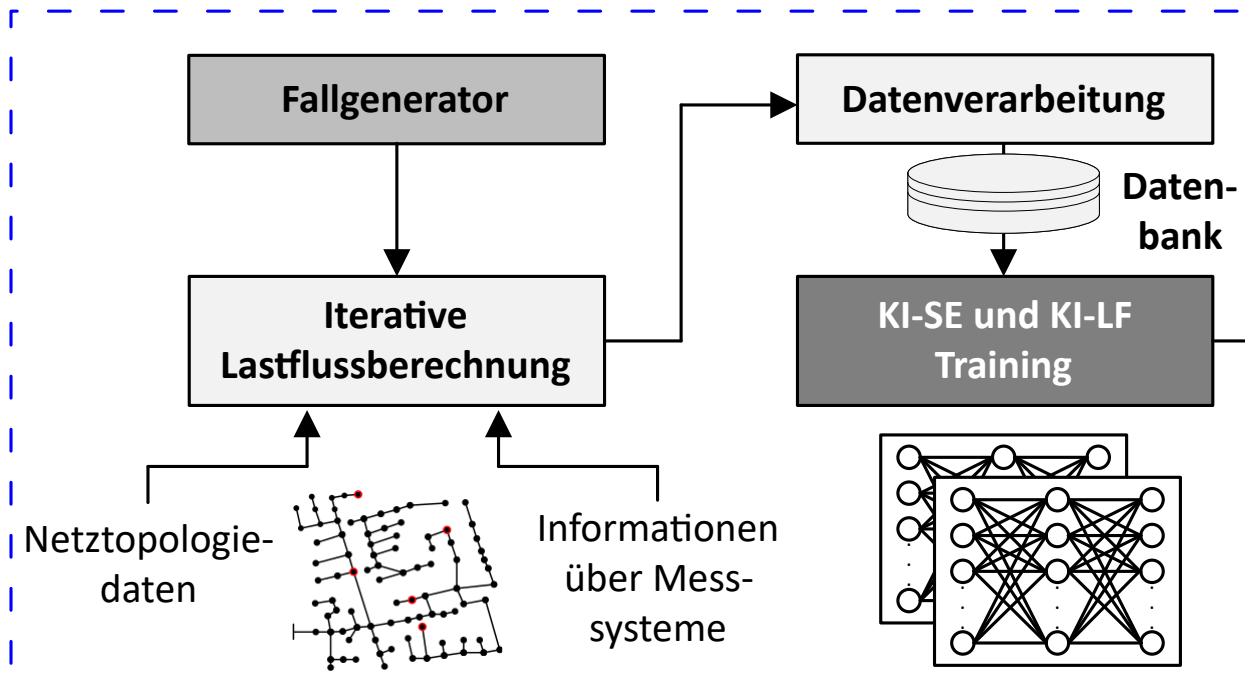
KI-LF: 50513

KI-SE: 131328

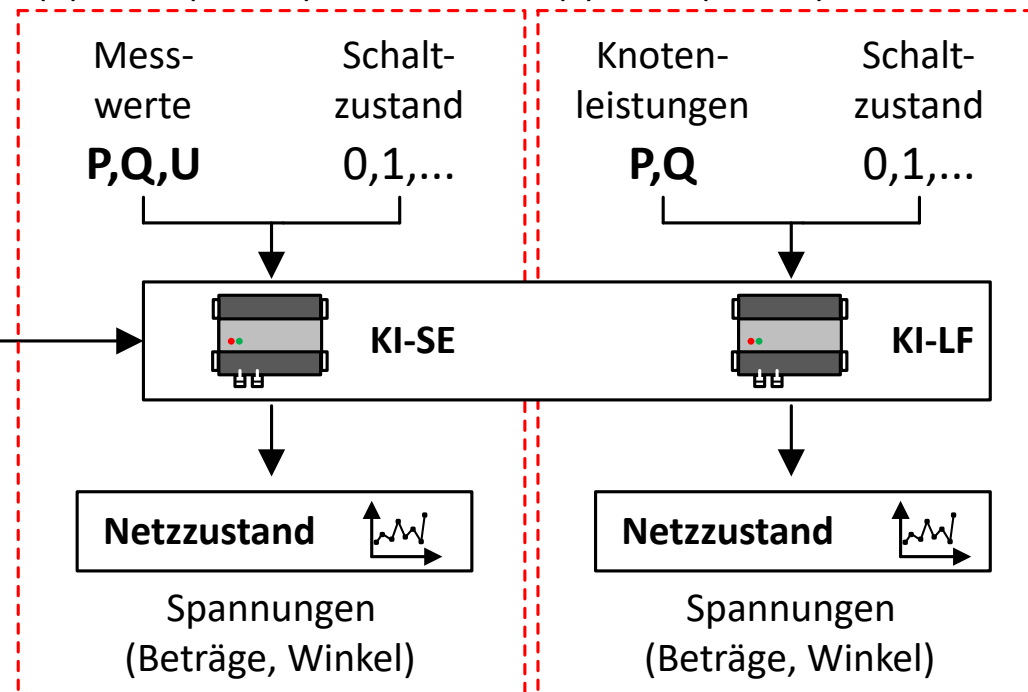


■ Test  
■ Training

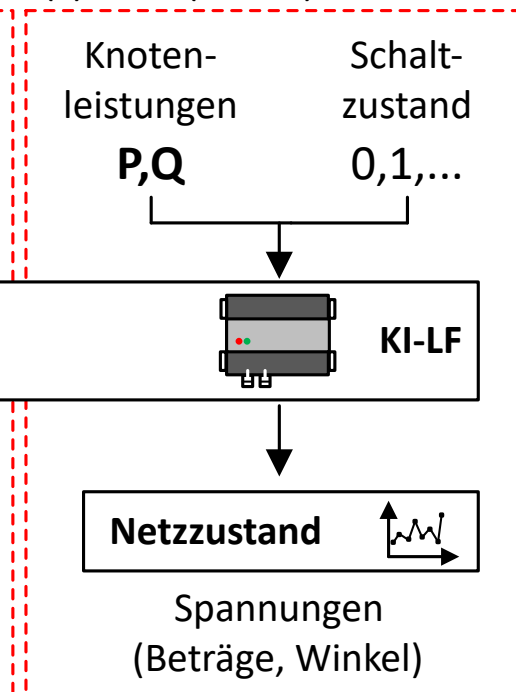
(a) Vorbereitungsphase (offline)



(b) KI-SE (online)



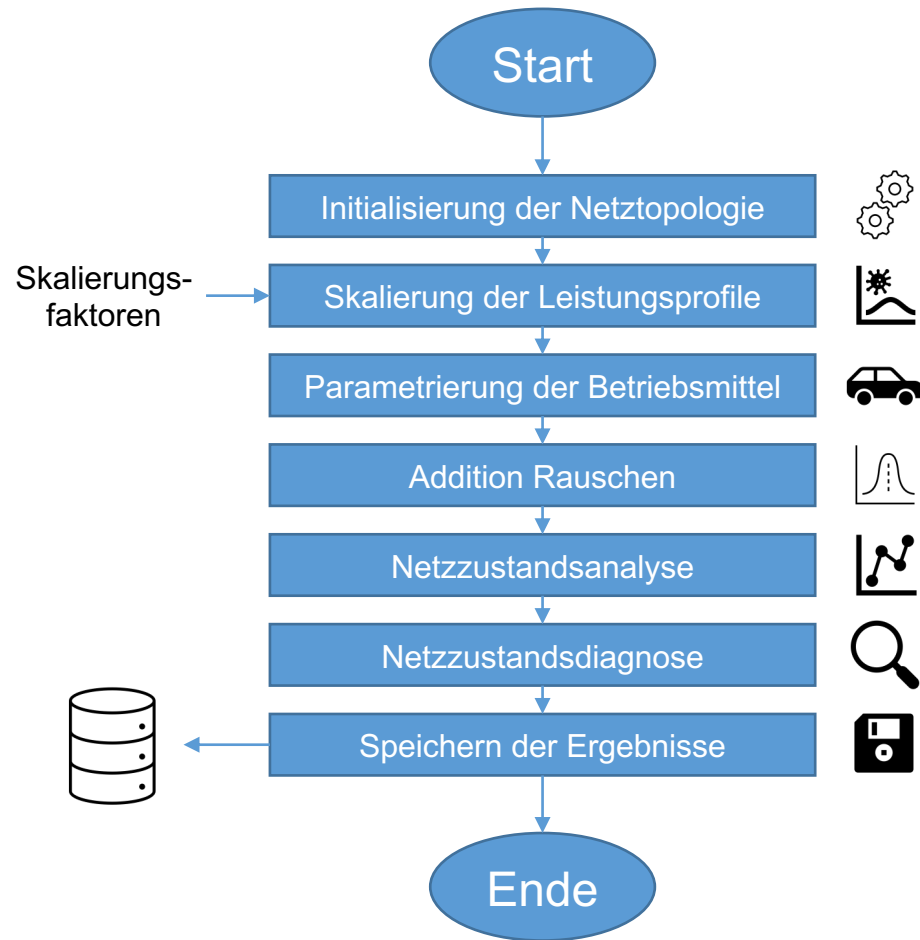
(c) KI-LF (online)



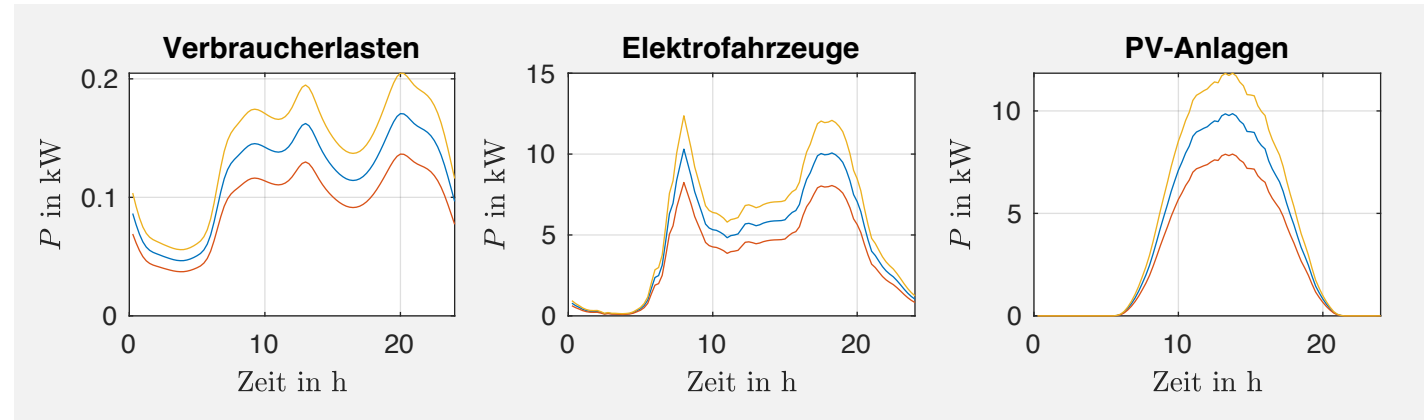
Quelle: A. Winter 2021: 2, Winter 2020: 129



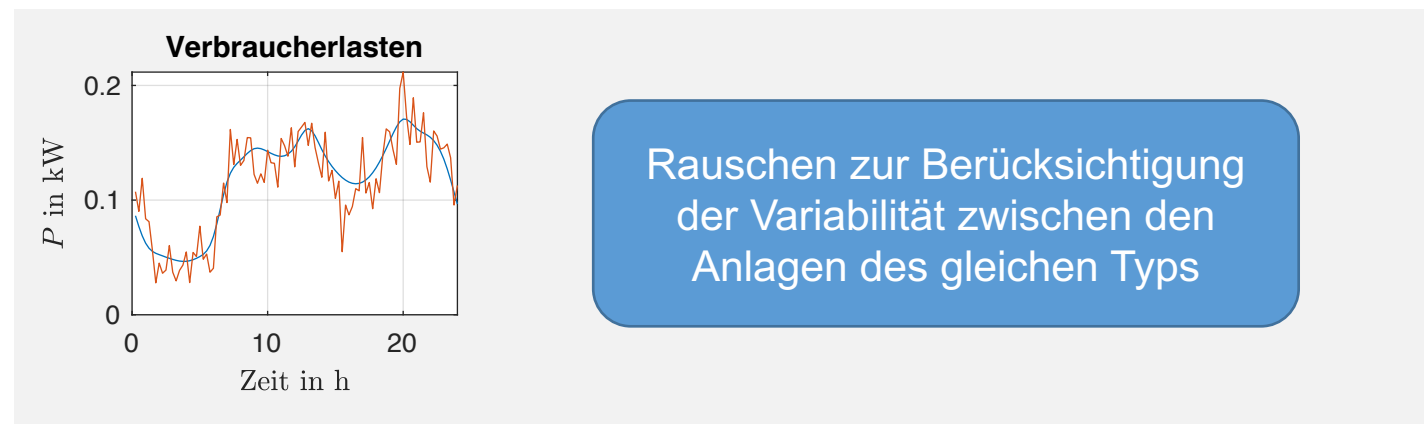
# Fallgenerator



## Skalierung der Leistungsprofile



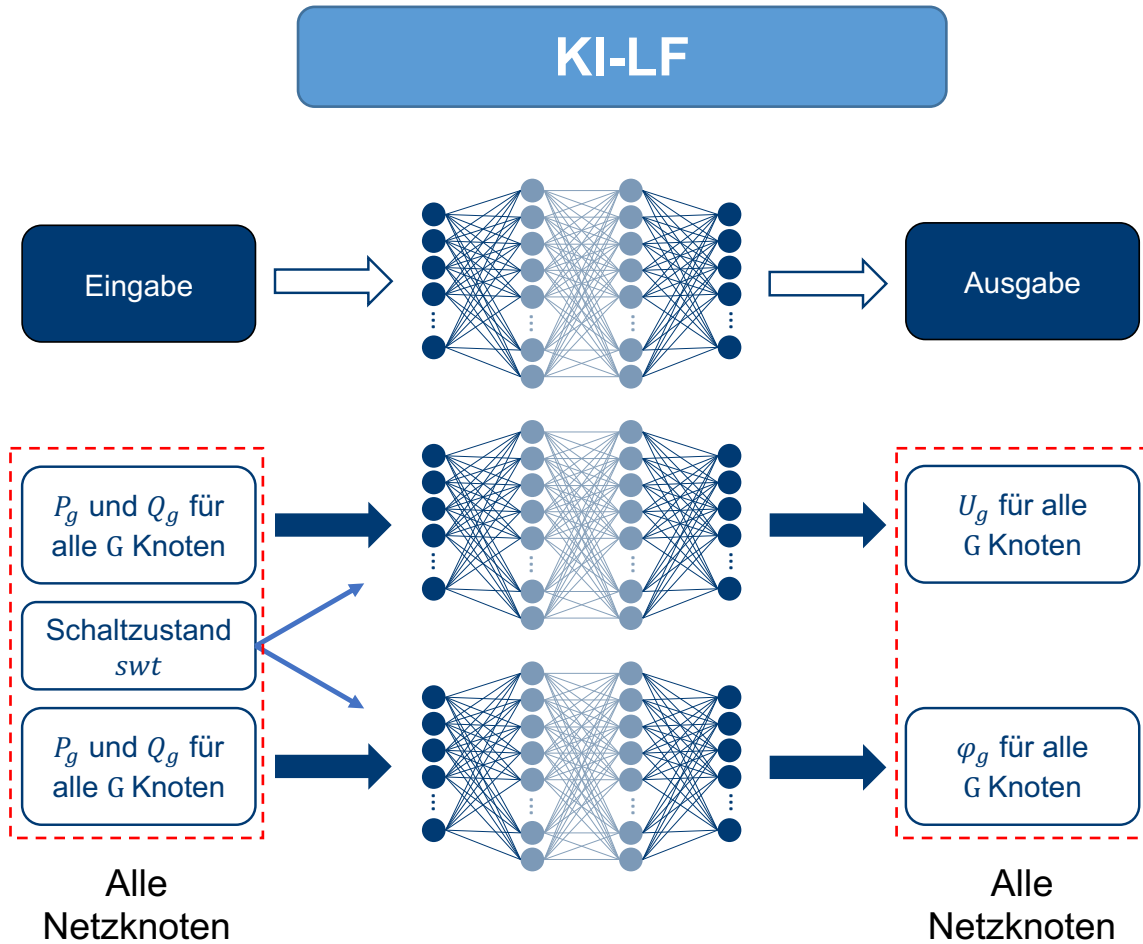
## Addition Rauschen



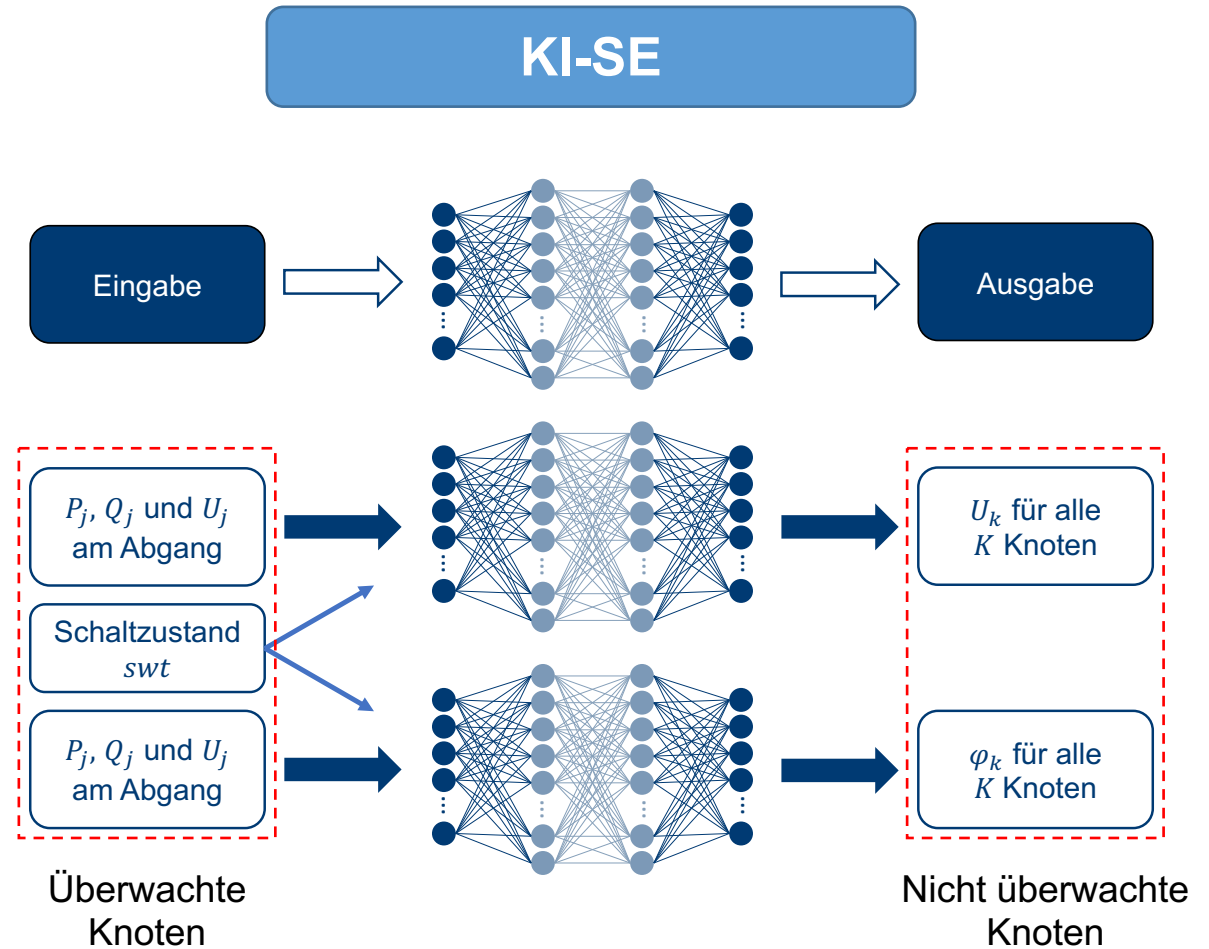
# KI-Systeme



## KI-LF



## KI-SE



Gefördert durch:



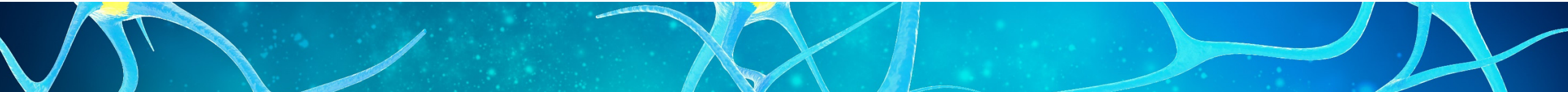
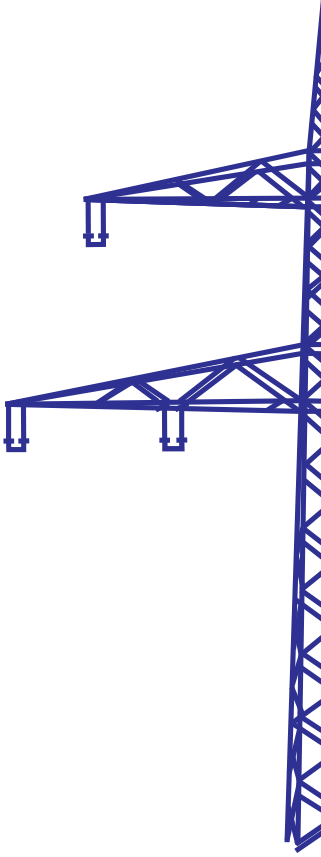
Bundesministerium  
für Wirtschaft  
und Klimaschutz



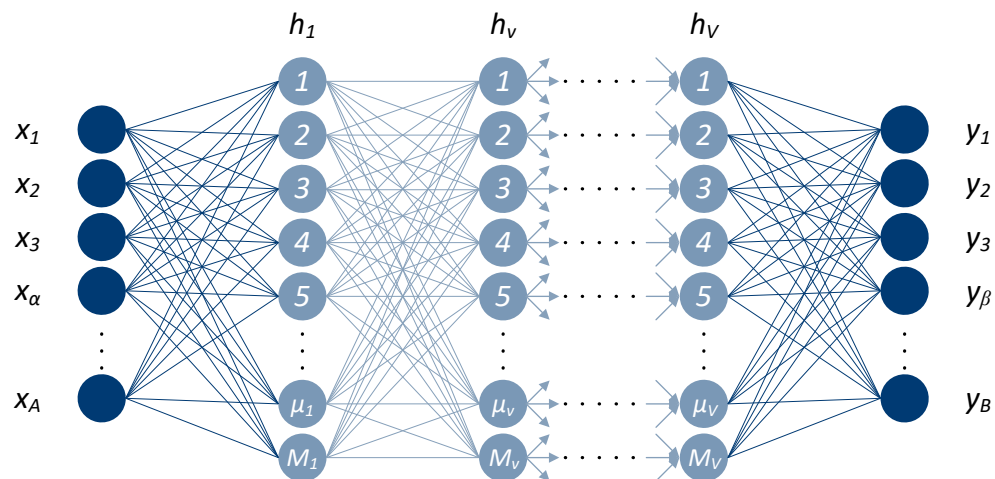
aufgrund eines Beschlusses  
des Deutschen Bundestages



# *Simulation und Ergebnisse*



# Hyperparameteroptimierung



Eingabeneuronen

$$\alpha = 1 \dots A, \alpha \in \mathbb{N}$$

Ausgabeneuronen

$$\beta = 1 \dots B, \beta \in \mathbb{N}$$

Verdeckte Schichten

$$v = 1 \dots V, v \in \mathbb{N}$$

Neuronen in  
verdeckten Schichten

$$\mu = 1 \dots M, \mu \in \mathbb{N}$$

ID	KI-LF				KI-SE			
	$M$	$V$	$bs$	$\phi$	$M$	$V$	$bs$	$\phi$
1	2683	3	10	ReLU	20	3	10	ReLU
2	4600	4	10	ReLU	40	4	10	ReLU
3	2683	2	10	ReLU	20	2	10	ReLU
4	2683	2	128	ReLU	20	2	128	ReLU
5	2683	3	128	ReLU	20	3	128	ReLU
6	2683	4	128	ReLU	20	4	128	ReLU
7	2683	4	64	ReLU	20	4	64	ReLU
8	2683	4	64	sigmo	20	4	64	sigmo
9	2683	4	32	sigmo	20	4	32	sigmo

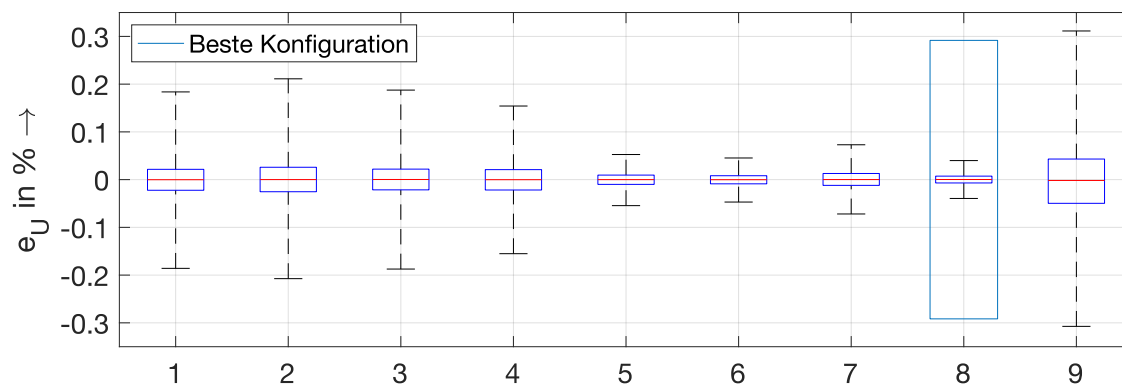
sigmo: sigmoid-Funktion, ReLU: Rectified Linear Unit, bs: Batch Größe,  $\phi$ : Aktivierungsfunktion



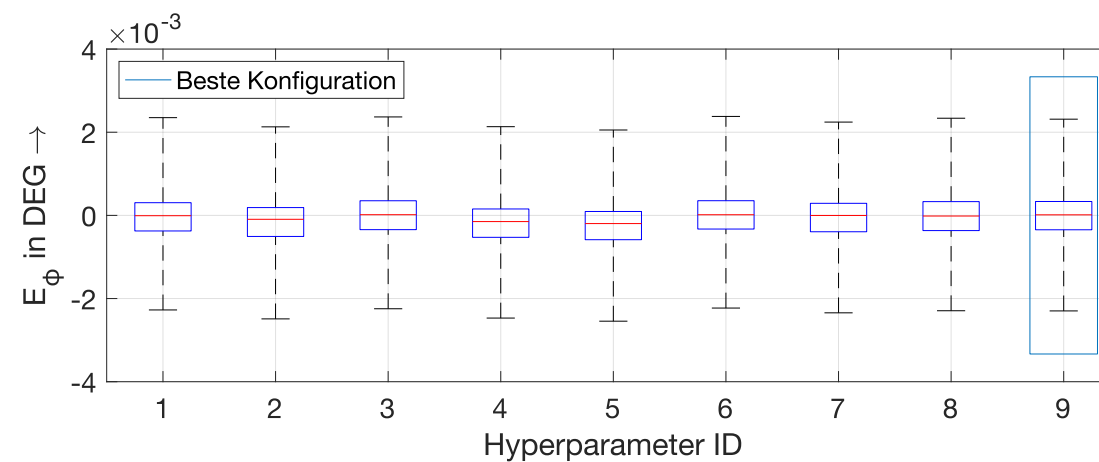
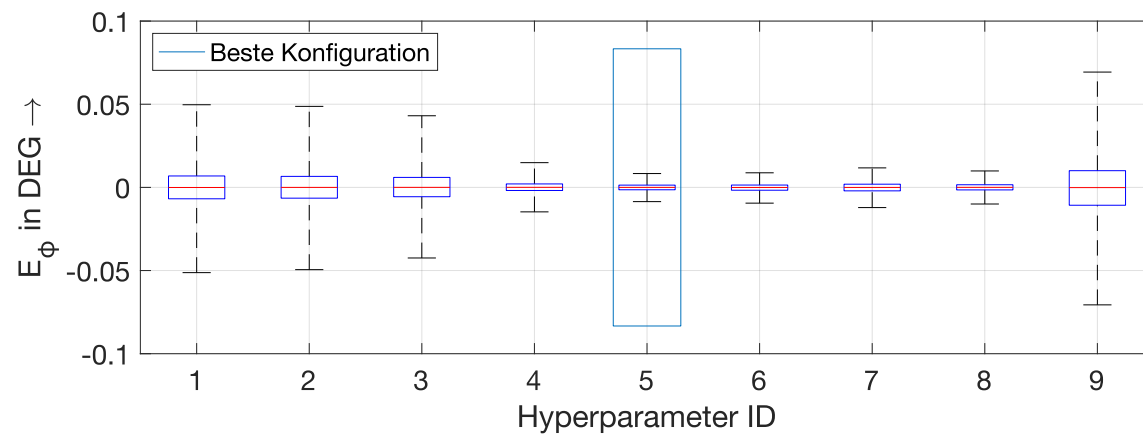
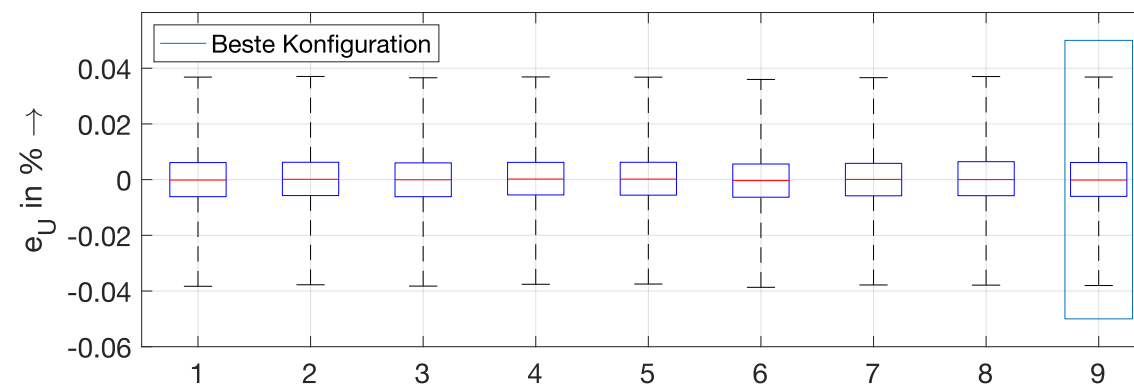


# Hyperparameteroptimierung

KI-LF



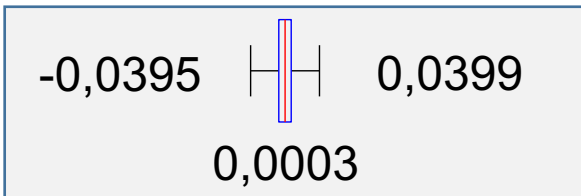
KI-SE



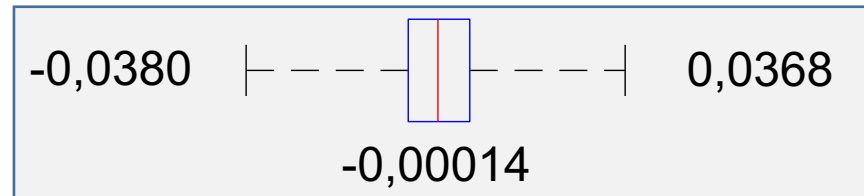
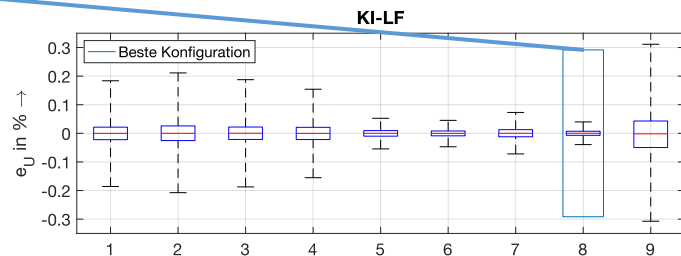
Boxplots: 95 % Quantil



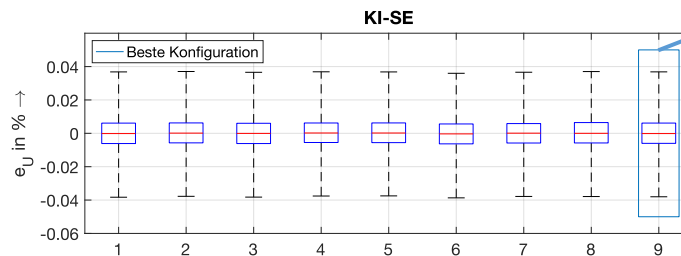
# Hyperparameteroptimierung



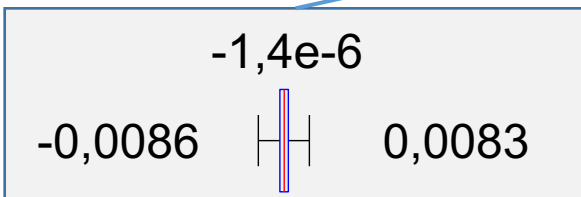
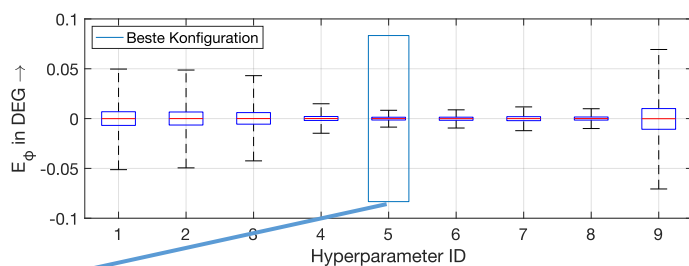
$|e_U| \leq 0,0399 \%$



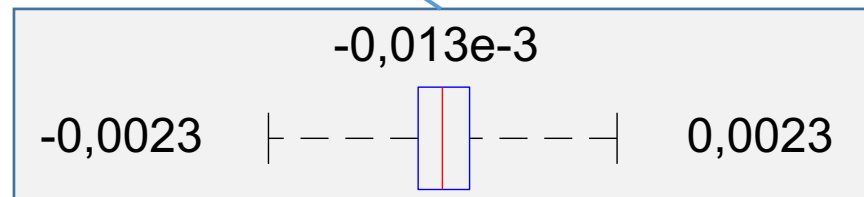
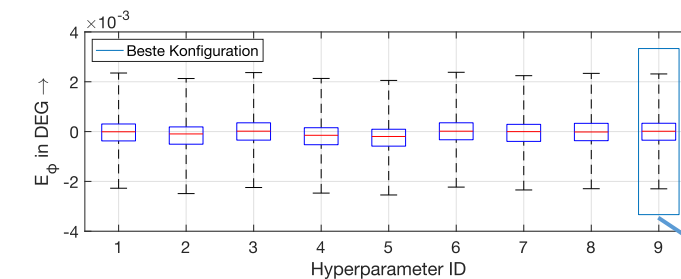
$|e_U| \leq 0,038 \%$



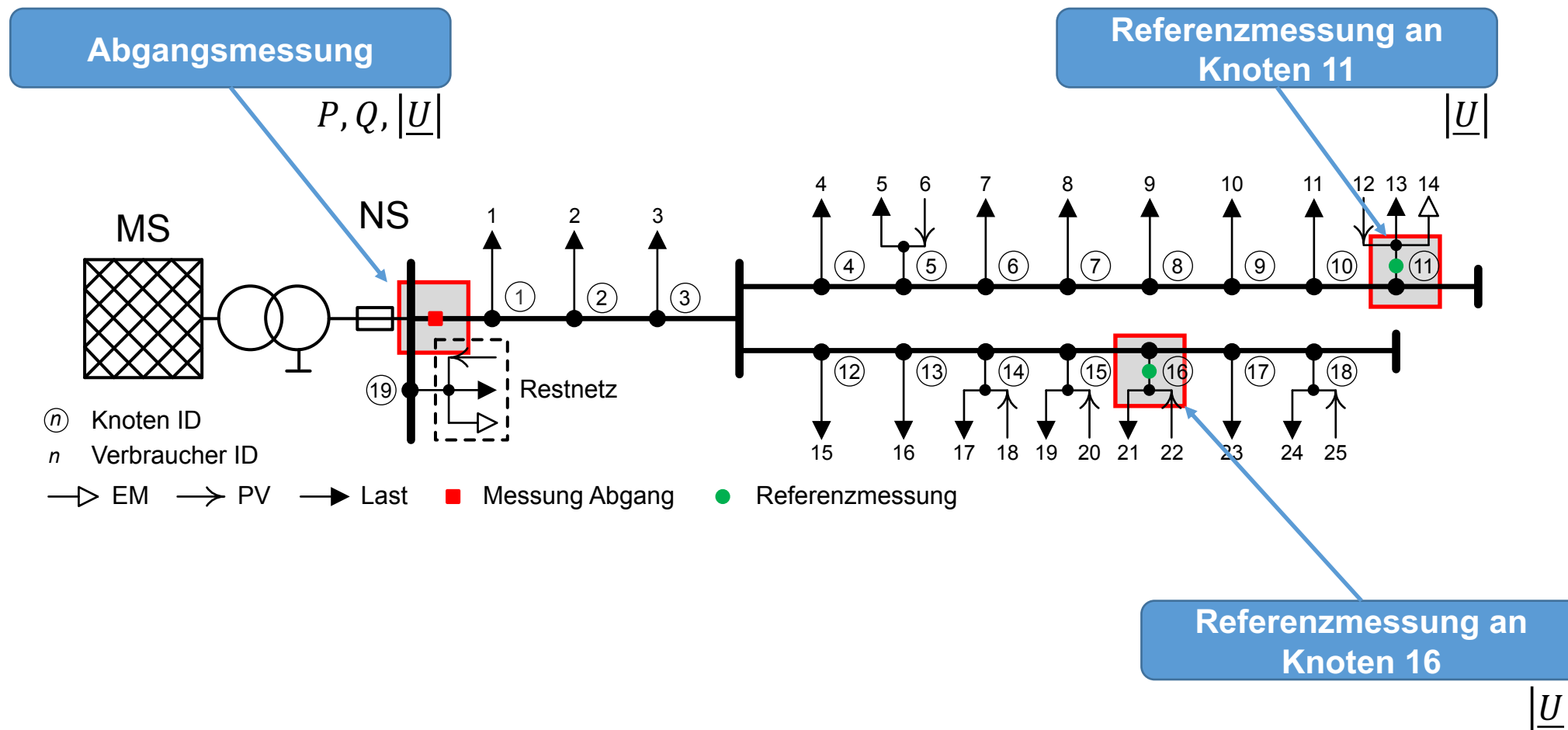
$|E_\phi| \leq 0,0086^\circ$



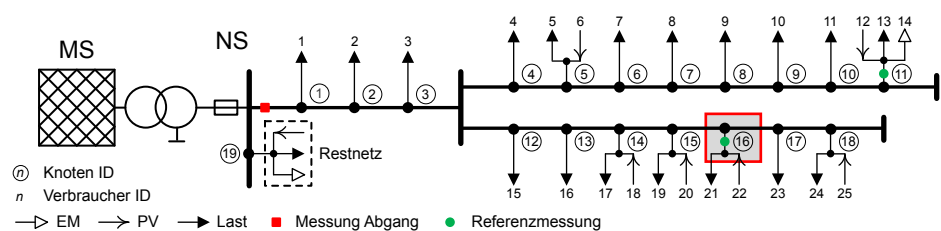
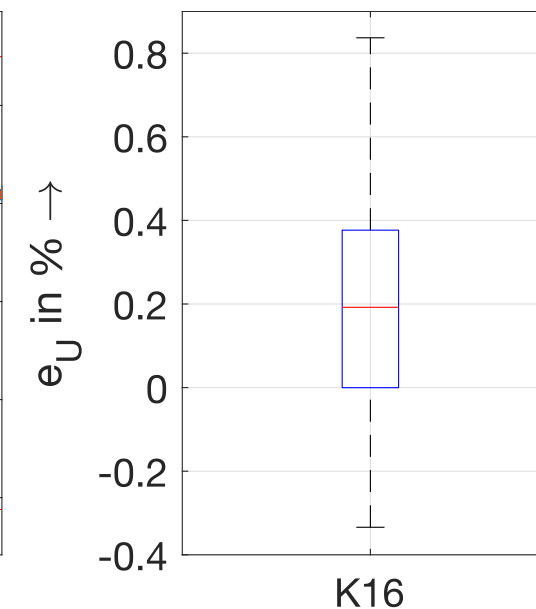
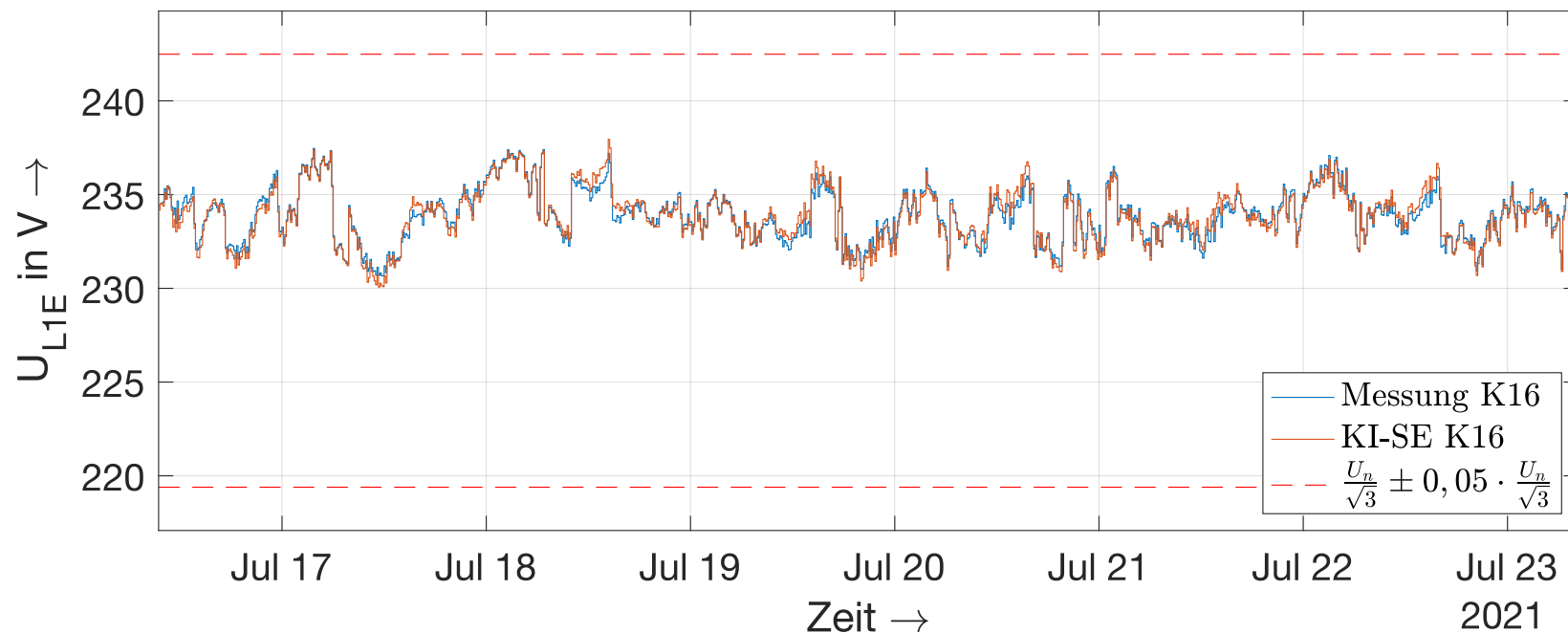
$|E_\phi| \leq 0,0023^\circ$



# KI-basierte Netzzustandsschätzung Ergebnisse



# KI-basierte Netzzustandsschätzung Ergebnisse



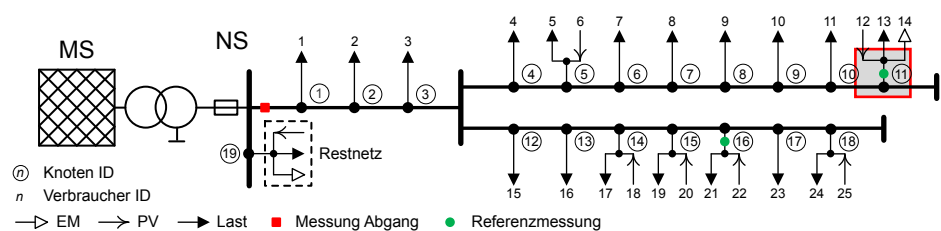
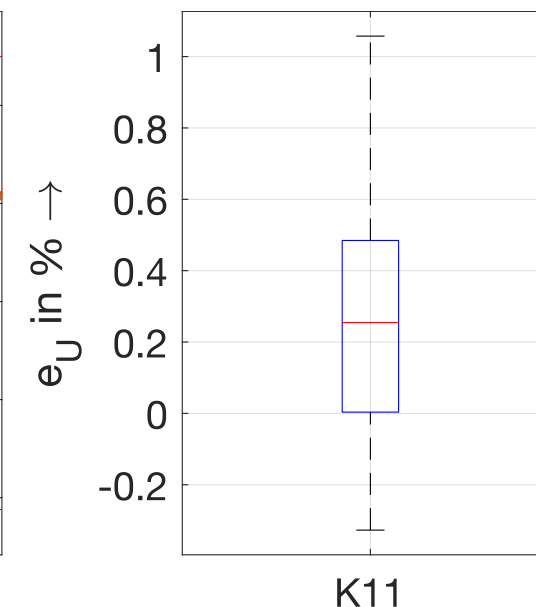
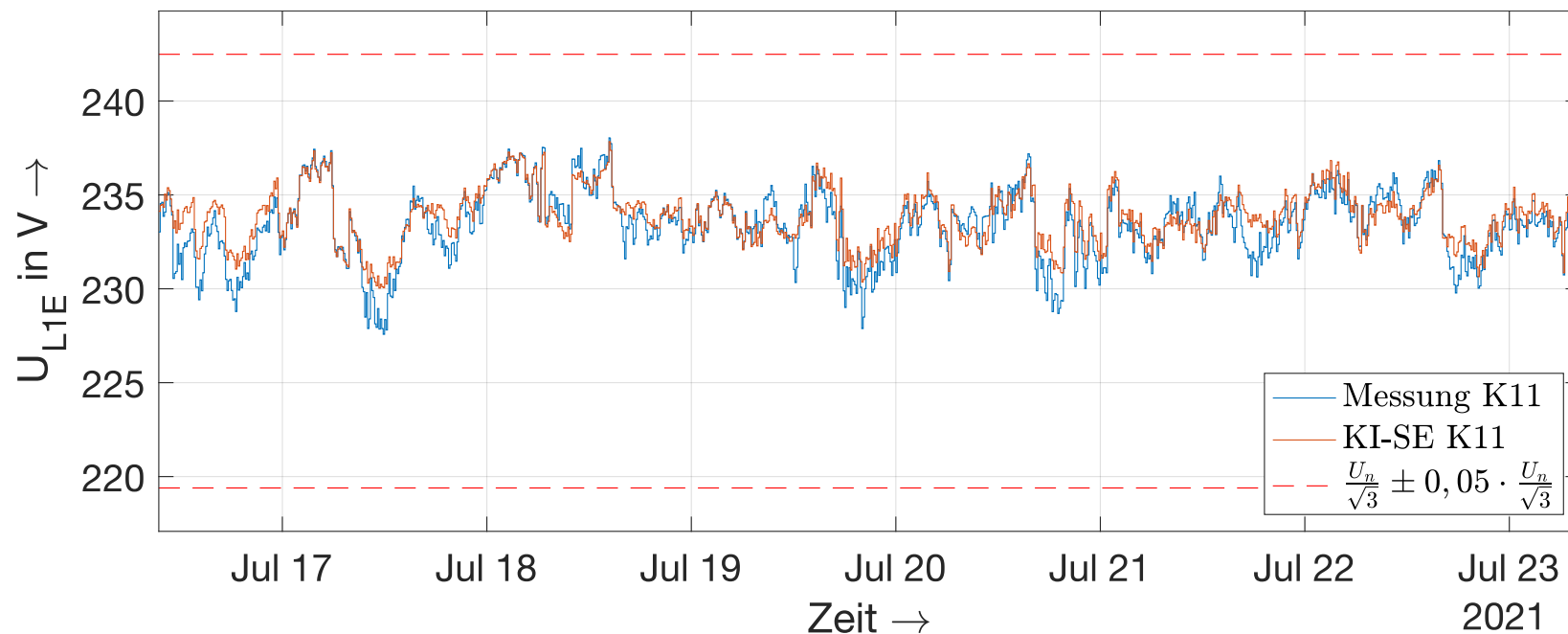
$$e_U = \frac{U_{L1E,KI} - U_{L1E,Mess}}{\frac{U_n}{\sqrt{3}}}$$

**Validierungskriterium:**

$$-1\% \leq e_U \leq 1\%$$

Boxplots: 95 % Quantil

# KI-basierte Netzzustandsschätzung Ergebnisse



$$e_U = \frac{U_{L1E,KI} - U_{L1E,Mess}}{\frac{U_n}{\sqrt{3}}}$$

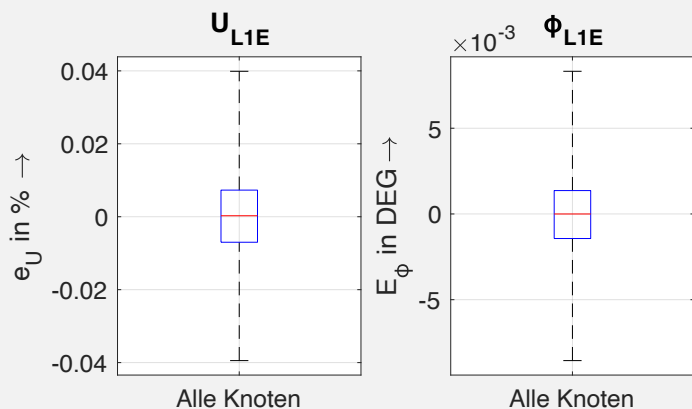
**Validierungskriterium:**

$$-1\% \leq e_U \leq 1,1\%$$

Boxplots: 95 % Quantil



# KI-basierte Lastflussberechnungen Ergebnisse

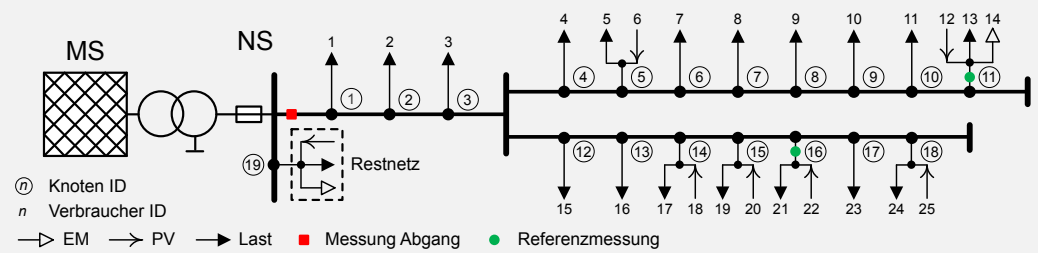
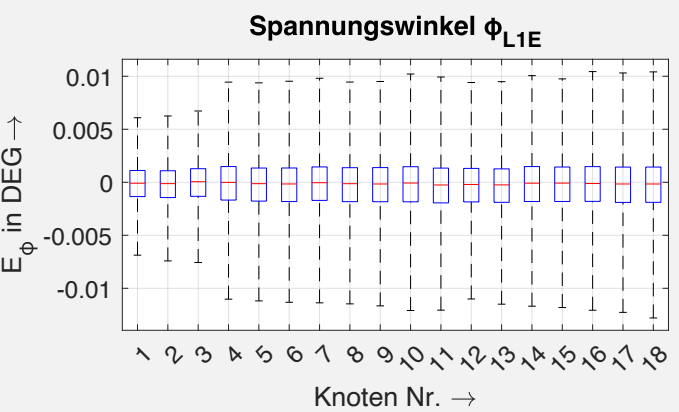
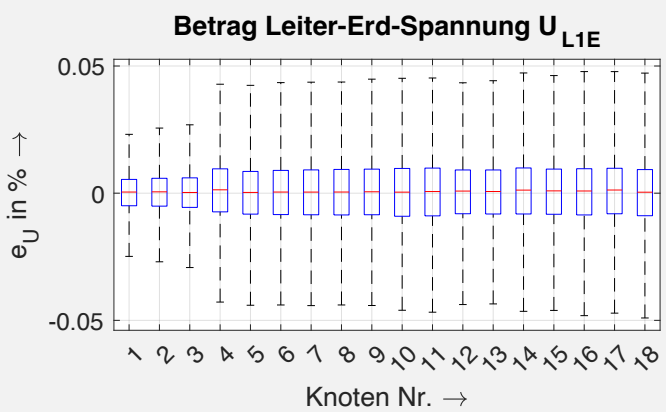
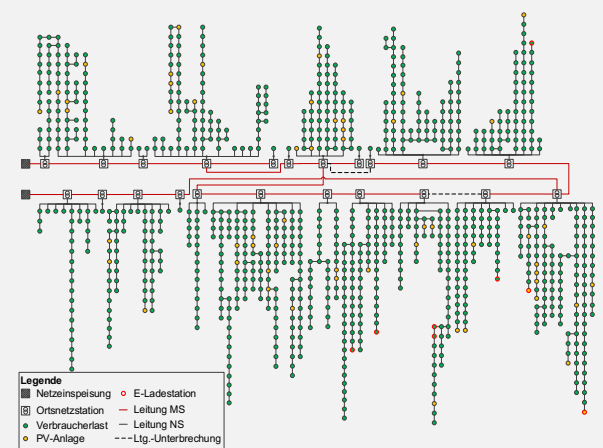


$$E_\phi = \phi_{L1E,KI} - \phi_{L1E,Testdaten}$$

$$e_U = \frac{U_{L1E,KI} - U_{L1E,Mess}}{\frac{U_n}{\sqrt{3}}}$$

$|e_U| \leq 0,4 \%$

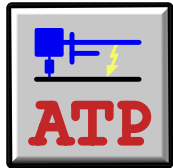
$|E_\phi| \leq 0,009^\circ$



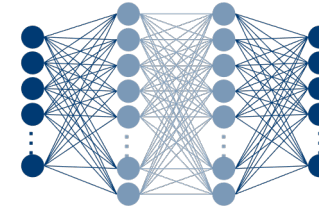
$|e_U| \leq 0,5 \%$

$|E_\phi| \leq 0,013^\circ$

# Vergleich der Rechenzeiten



ATPDesigner

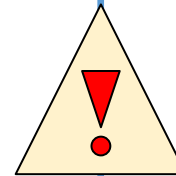


KI-System

➔ Eine Lastflussberechnung  $\approx 5,9 \text{ s}$

➔ 35.040 Lastflussberechnungen  $\approx 57 \text{ h}$

- Anwenderorientiertes Netzberechnungsprogramm
- Darstellung der Netzgrafik mit Anzeige der Rechenergebnisse
- Verschiedene Import- und Exportfunktionen
- Analyse der Rechenergebnisse



➔ Eine Lastflussberechnung  $\approx 0,036 \text{ s}$

➔ 35.040 Lastflussberechnungen  $\approx 50,76 \text{ s}$

- „Nur“ die Berechnung des vollständigen Netzzustandes (Spannungsbeträge und Spannungswinkel)
- Generierung der Trainingsdaten und Training der KI-Systeme müssen mitberücksichtigt werden (**offline**)
- **Sehr gut geeignet für die Durchführung von Lastflussberechnungen im Onlinebetrieb (z.B. zur Ableitung von Handlungsempfehlungen)**
- **Sehr gut geeignet für die Berechnung vieler Szenarien (z.B. im Rahmen der Netzplanung)**

# Zusammenfassung und Ausblick

- KI in der **Netzplanung**

- Erweiterung der konventionellen Netzplanung durch **Schnelligkeit** des Rechenprozesses
- Einsatz für **Niederspannungsnetze**
- Wahrscheinlichkeitsbasierte Auslastungsanalysen
- Untersuchung anlagenspezifischer Prognoseprofile

**35.040 Lastflussberechnungen**  
 $\approx 50,76 \text{ s}$

- KI in der **Netzführung**

- **KI-basierte Netzzustandsschätzung** liefert hinreichend genaue Ergebnisse, auch bei einer geringen Anzahl an Messsystemen
- **Validierung** der Ergebnisse mit Messwerten erfolgreich abgeschlossen
- **Steigerung der Genauigkeiten** durch die Weiterentwicklung der KI-Modelle

$-1 \% \leq e_U \leq 1,1 \%$

$-1 \% \leq e_U \leq 1 \%$



Gefördert durch:



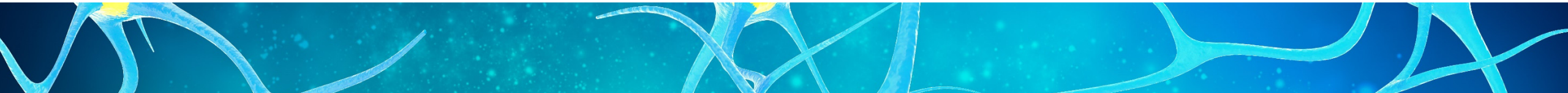
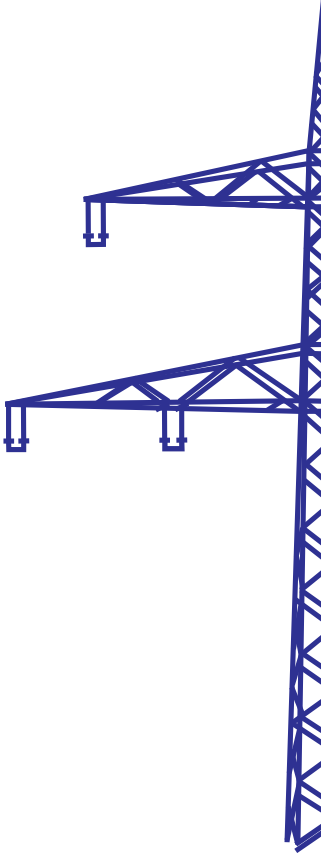
aufgrund eines Beschlusses  
des Deutschen Bundestages



*Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit.*



**htw saar**



# Kontakt



**Selina Prinz**

energis-Netzgesellschaft mbH

[selina.prinz@energis-netzgesellschaft.de](mailto:selina.prinz@energis-netzgesellschaft.de)

Tel.: +49 681 4030-1229

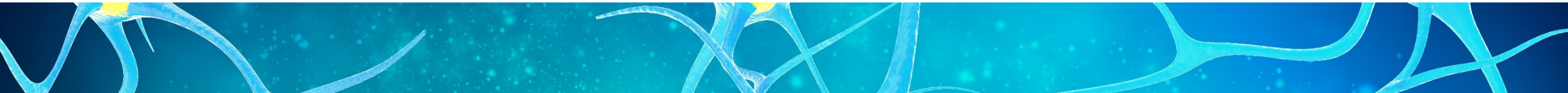
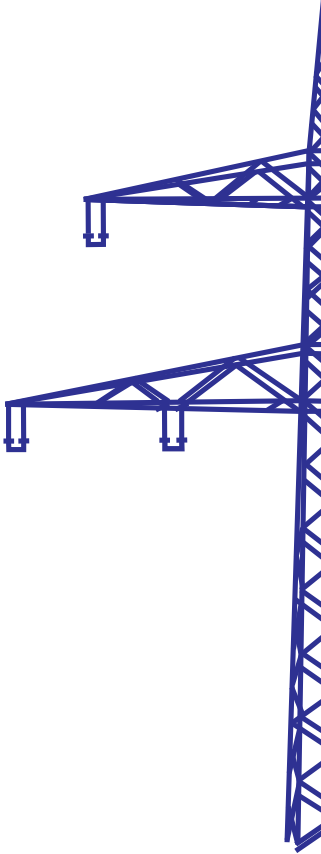


**Andreas Winter**

Hochschule für Technik und Wirtschaft des Saarlandes - Institut für Elektrische Energiesysteme

[andreas.winter@htwsaar.de](mailto:andreas.winter@htwsaar.de)

Tel.: +49 681 5867-356



# Referenzen



- Bundesregierung (2021): Klimaschutzpaket der EU-Kommission, [online] <https://www.bundesregierung.de/breg-de/suche/klimaschutzpaket-der-eu-kommission-1942402#:~:text=Europa%20soll%20bis%202050%20klimaneutral,diese%20Ziele%20erstmals%20gesetzlich%20fest.&text=Die%20Vorsch%20A4ge%20m%20BCssen%20noch%20mit,Rat%20verhandelt%20und%20beschlossen%20werden> [abgerufen am 11.02.2022].
- A. Winter, M. Igel, und P. Schegner, „Application of artificial intelligence in power grid state analysis and -diagnosis“, in NEIS 2020. Conference on Sustainable Energy Supply and Energy Storage Systems, Hamburg, 15.09 2020, S. 128–133.
- A. Winter, M. Igel, und P. Schegner, „Supervised Learning Approach for State Estimation in Distribution Systems with missing Input Data“, in 2021 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT Europe), Espoo, Finland, Okt. 2021, S. 1–5. doi: 10.1109/ISGTEurope52324.2021.9639949.
- Wikipedia: Complete neuron cell diagram de.svg, [online] [https://de.wikipedia.org/wiki/Datei:Complete\\_neuron\\_cell\\_diagram\\_de.svg](https://de.wikipedia.org/wiki/Datei:Complete_neuron_cell_diagram_de.svg) [abgerufen am 12.02.2022].
- A. Winter, B. Brandherm, M. Igel, P. Schegner, „Klassische Stromnetzberechnung in Kombination mit künstlicher Intelligenz zur Analyse und Diagnose von Stromverteilnetzen“, in Tutorial Schutz- und Leittechnik: Online Preview 2022, Berlin, 2022.