

# KI gestützte Sensitivitätsanalyse für Energiesysteme im industriellen Kontext

Jana Reiter, Carles Ribas Tugores, Sara Meitz, Jürgen Fluch

- **Digitalisierung zur effizienten Dekarbonisierung industrieller Energie- und Produktionssysteme**
  - Simulation
  - Analyse
  - Vorhersage
  - ...
- **Herausforderungen**
  - Hochdimensionale Parameterräume
  - Komplexe Zusammenhänge

# Warum Globale Sensitivitätsanalyse?

- **Systemverständnis**
  - Auswirkung der Varianz der Inputparameter auf die Varianz des jeweiligen KPI
  - Auch unter Einbezug der Interaktionen mit den Varianzen der anderen Inputparameter
- **Simulationsdesign**
  - Erkennen konzeptioneller Fehler
  - Erkennen von Potentialen zur Vereinfachung der Simulation durch
    - Festlegen von Parametern
    - Vernachlässigung von Teilprozessen
- **Hilfestellung Optimierungsaufgaben**
  - Identifikation wichtiger Parameter
  - Aussage über Definitionsbereiche der Parameter

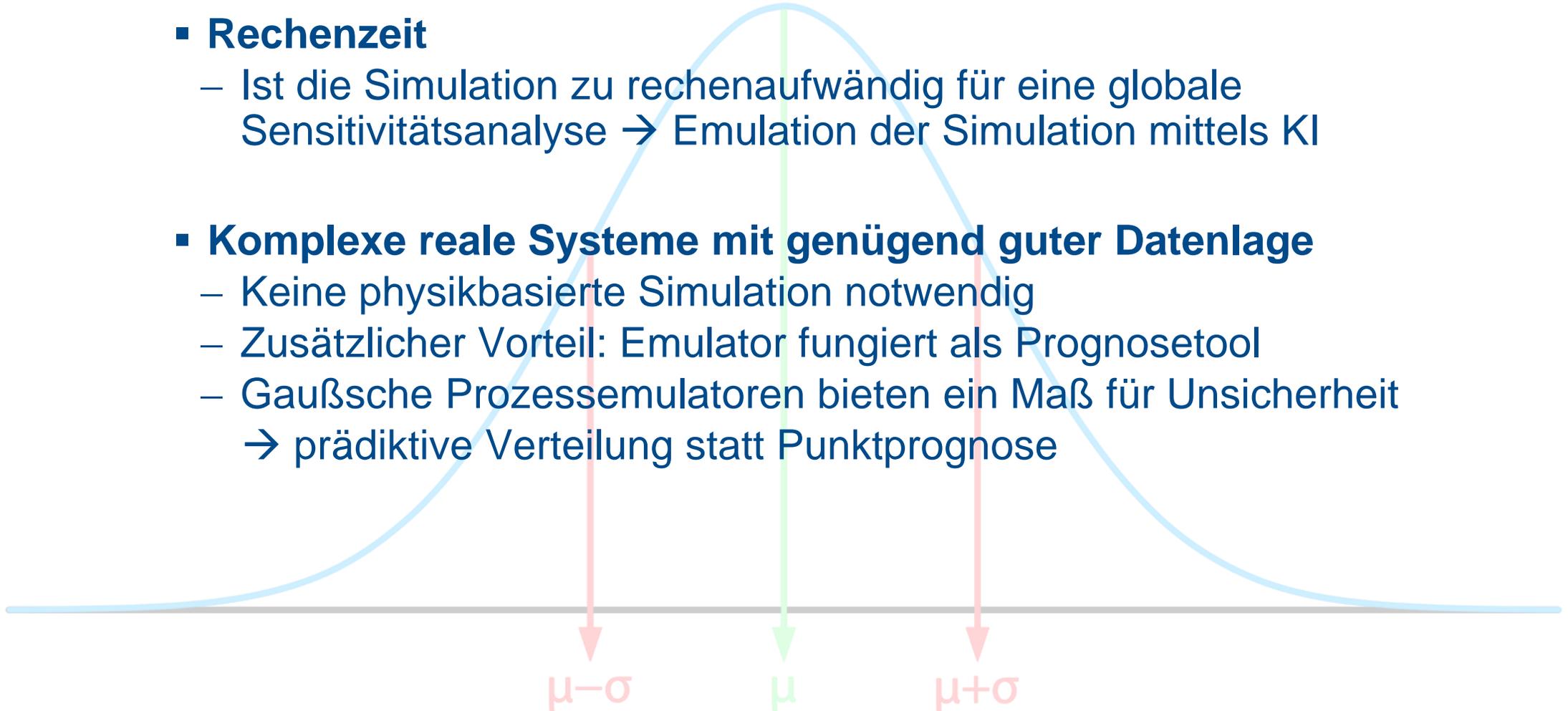
# Ist Künstliche Intelligenz hier wirklich nötig?

## ▪ Rechenzeit

- Ist die Simulation zu rechenaufwändig für eine globale Sensitivitätsanalyse → Emulation der Simulation mittels KI

## ▪ Komplexe reale Systeme mit genügend guter Datenlage

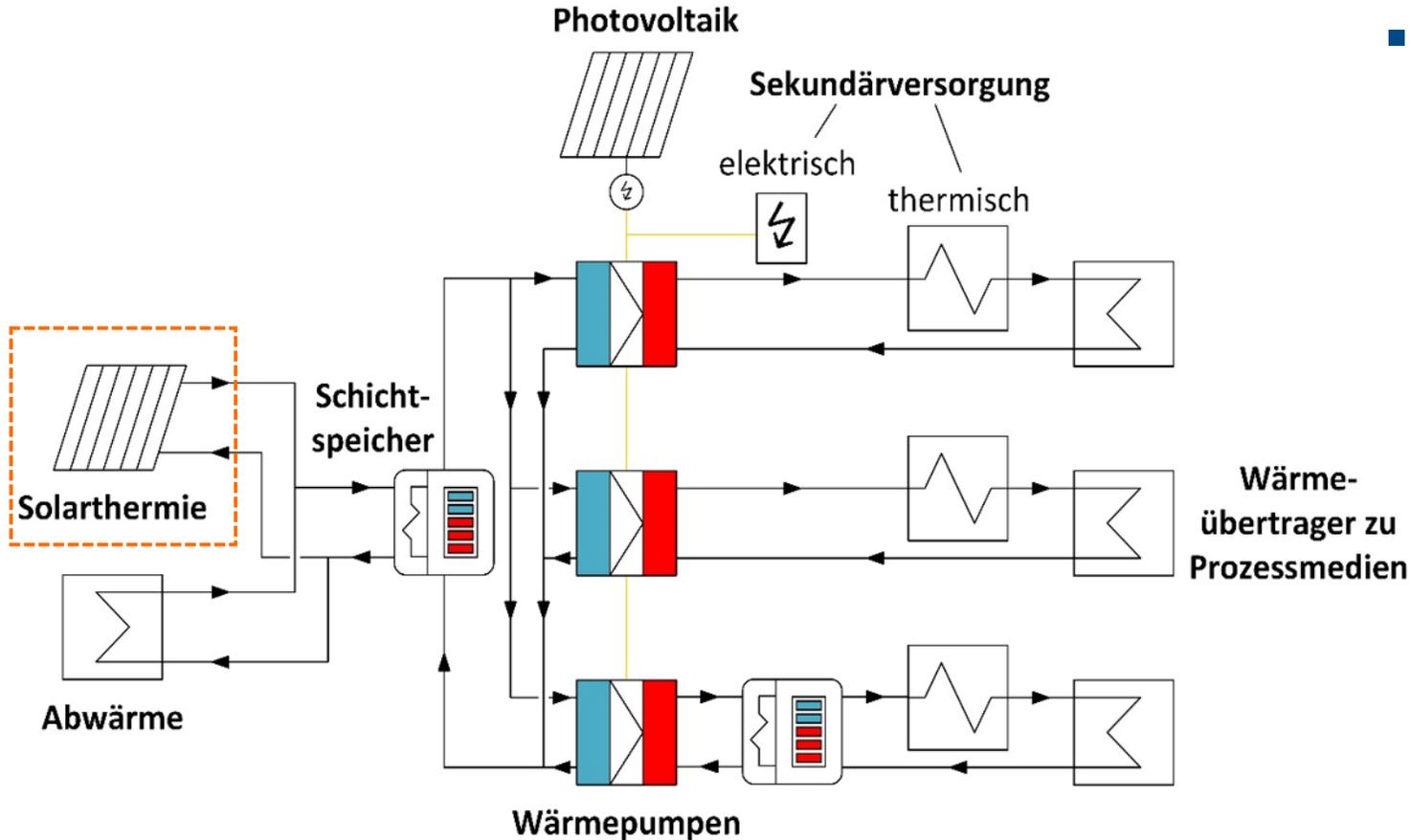
- Keine physikbasierte Simulation notwendig
- Zusätzlicher Vorteil: Emulator fungiert als Prognosetool
- Gaußsche Prozessesemulatoren bieten ein Maß für Unsicherheit → prädiktive Verteilung statt Punktprognose



# Zwei Anwendungsbeispiele

- **Training eines Emulators anhand einer Systemsimulation**
  - CORES - Technische und ökonomische Optimierung von Kombinationen erneuerbarer Technologien zur Energieversorgung industrieller Systeme
- **Training eines Emulators anhand einer Datenbasis**
  - DSM\_Opt - Energetische Optimierung des Produktionssystems einer Bäckerei

# Anwendung 1: Training eines Emulators anhand einer Systemsimulation



## ■ KPIs

- Share of Renewables

$$SOR = \frac{E_n}{E_{ges}}$$

- CO<sub>2</sub> Emissionen

$$\varepsilon = \varepsilon_{Gas} + \varepsilon_{el}$$

- Levelized Cost of Heat

$$LCOH = \frac{\left(\frac{A_0}{TN} + A_t\right)}{E_{ges,t}}$$

# Anwendung 1: Arbeitsschritte

## 1. Generieren von Trainingsdaten

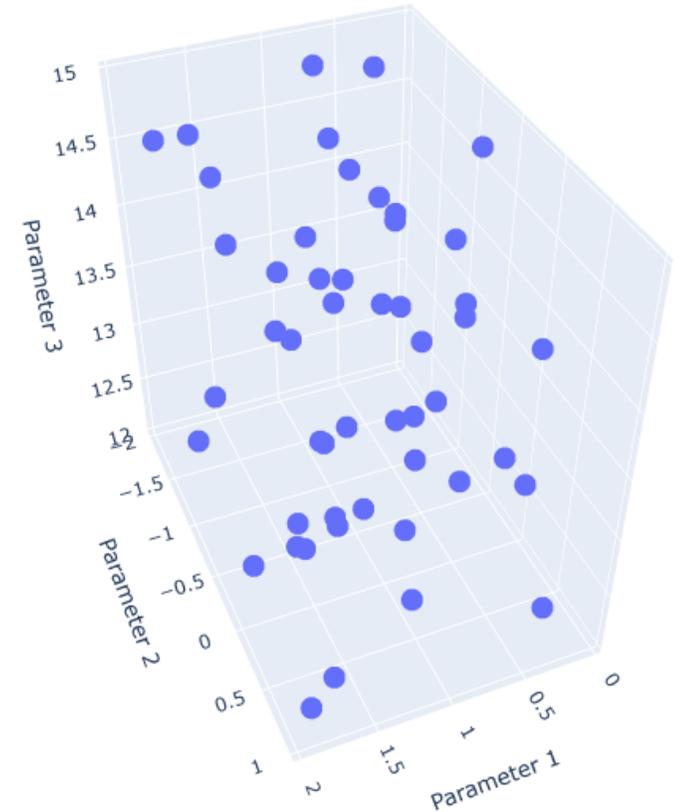
- Latin Hypercube Sampling aus SALib zur Erstellung der Trainingsdaten

## 2. Trainieren des Emulators

- Gaußsche Prozessemulatoren mit GPERks

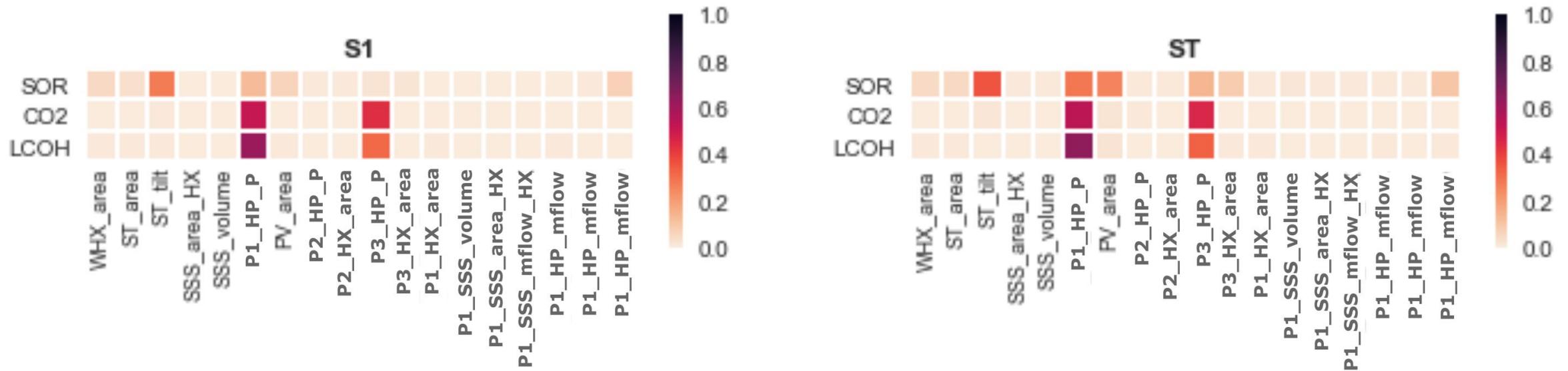
## 3. Sensitivitätsanalyse

- Berechnen der Sobol Indizes mit Emulator



# Anwendung 1: Sensitivitätsanalyse Ergebnisse

- **Sobol Index erster Ordnung (S1)**
  - Direkter Einfluss eines Inputparameters auf KPI
- **Gesamteffekt Sobol Index (ST)**
  - Einfluss eines Inputparameters auf KPI unter Berücksichtigung der Wechselwirkungen mit anderen Inputparametern



# Anwendung 2: Training eines Emulators anhand einer Datenbasis

- **Produktionssystem einer Bäckerei**
  - Viele verschiedene Produkte und Produktionswege
  - Saisonale Sortimentsschwankungen
  - Physikalische Systemsimulation extrem aufwändig
- **Training des Emulators direkt aus vorhandenen Daten**
  - Produktionslisten
  - Wetterdaten
  - Wochentage
  - Energieverbrauch
- **Zusatznutzen des Emulators**
  - Vorhersage des zu erwartenden Energieverbrauches aus der Produktionsliste

# Anwendung 2: Arbeitsschritte

## 1. Aufbereitung der verfügbaren Daten

- Hauptdatenquelle: Produktionsplanungsdaten
- Gruppieren der 439 Produkte in 20 Kategorien
- Anpassen des Zeitfensters an Produktionsbetrieb
- Fokus auf fertiggebackene Ware und Gasverbrauch
- Zusätzliche Daten zur Verbesserung der Datenlage: Außentemperatur, Wochentage, potentiell: saisonale Effekte mit Laufindex/Kalenderwoche

## 2. Trainieren des Emulators

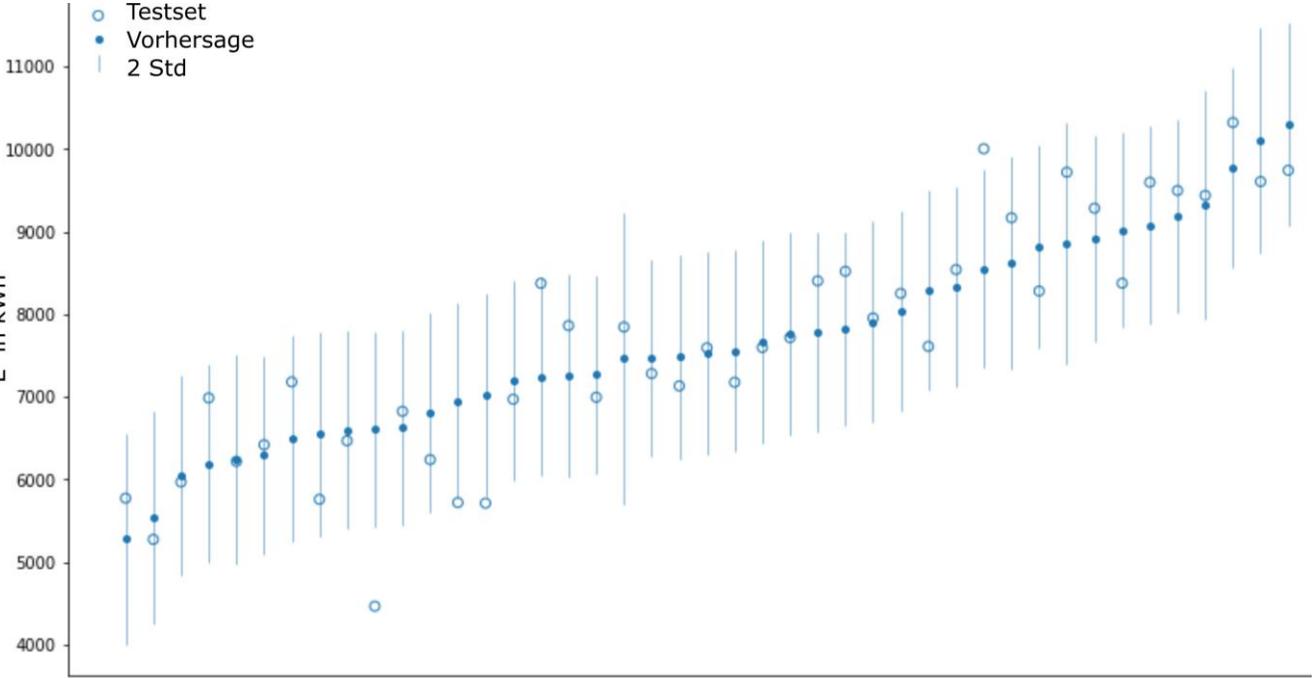
- Gaußsche Prozessementoren mit GPERks

## 3. Sensitivitätsanalyse

- Berechnen der Sobol Indizes mit Emulator

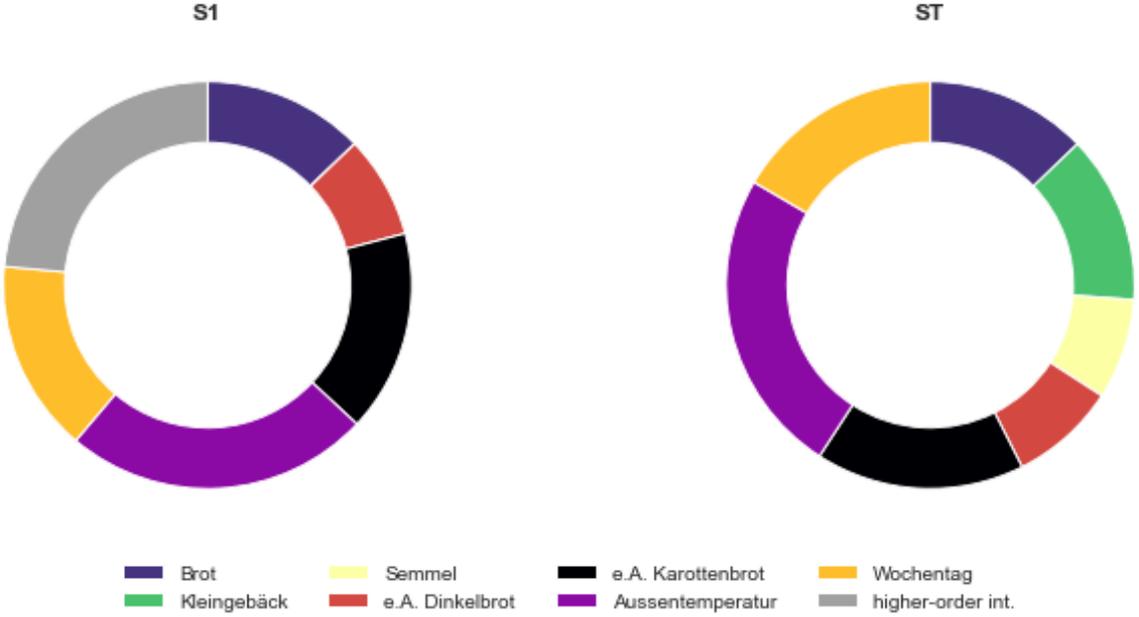
# Anwendung 2: Ergebnisse

## Prognose



## Sensitivitätsanalyse

### Energiebedarf



- **Verbessertes Systemverständnis**
- **Erhebliche Verkürzung der Rechenzeit ermöglicht Sensitivitätsanalyse**
- **Hilfestellung bei Simulationsentwicklung und Systemoptimierung**
- **Zusatznutzen im Fall von Training direkt anhand von Daten zur Prognose**

- **GPERks - A Python library to bene(fit) Gaussian Process Emulators**
  - <https://github.com/stelong/GPERks>
- **GPyTorch - Gaussian processes for modern machine learning systems**
  - Gardner, J. R., Pleiss, G., Bindel, D., Weinberger, K. Q., Wilson, & Gordon, A. (2018). GPyTorch: Blackbox Matrix-Matrix Gaussian Process Inference with GPU Acceleration. *Advances in Neural Information Processing Systems*
- **SALib - Sensitivity Analysis Library in Python**
  - Iwanaga, T., Usher, W., & Herman, J. (2022). Toward SALib 2.0: Advancing the accessibility and interpretability of global sensitivity analyses. *Socio-Environmental Systems Modelling*.

# Acknowledgements

**Dieser Beitrag wurde im Rahmen der Forschungsprojekte DSM\_Opt und CORES erstellt.**

- DSM\_Opt (Projektnummer 880772) ) wurde im Rahmen der Vorzeigeregion Energie 2019 durch den österreichischen Klima- und Energiefonds finanziert.
- CORES (Projektnummer 871669) wurde im Rahmen des Energieforschungsprogrammes 2018 durch den österreichischen Klima- und Energiefonds finanziert.





**AEE INTEC**

**IDEA TO ACTION**

AEE – Institute for Sustainable Technologies (AEE INTEC)  
8200 Gleisdorf, Feldgasse 19, Austria

Website: [www.aee-intec.at](http://www.aee-intec.at)  
Twitter: [@AEE\\_INTEC](https://twitter.com/AEE_INTEC)

**Jana Reiter**  
[j.reiter@aee.at](mailto:j.reiter@aee.at)