

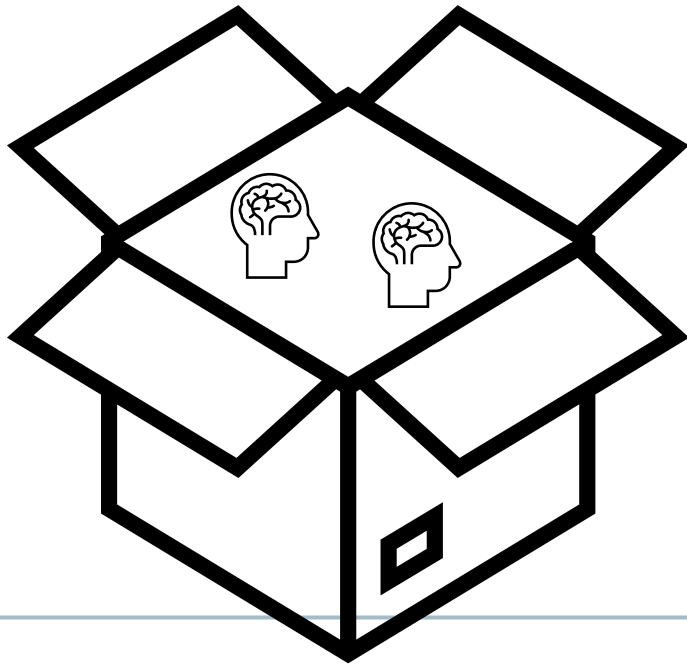
Dr.-Ing. Dinah Elena Hollermann, Stefan Faulstich, Dr.-Ing. Anna Cadenbach, Nürnberg, 25.06.2025

Prädiktive Wartung und Instandhaltung von HAST als Teil eines
FW-Systems mit Hilfe von Grey-Box-Verfahren

Definition Grey-Box-Verfahren

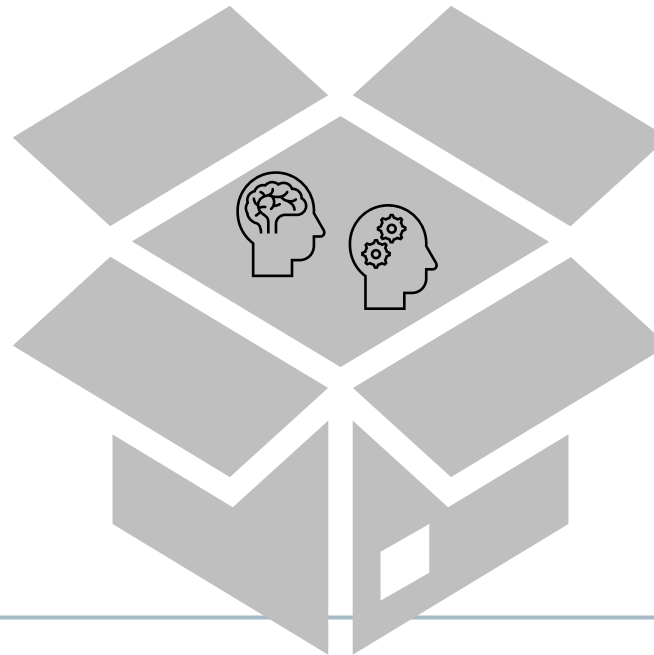
White-Box-Verfahren

- (Physikalische) Zusammenhänge werden abgebildet
- Simulation
- Modell ist bekannt



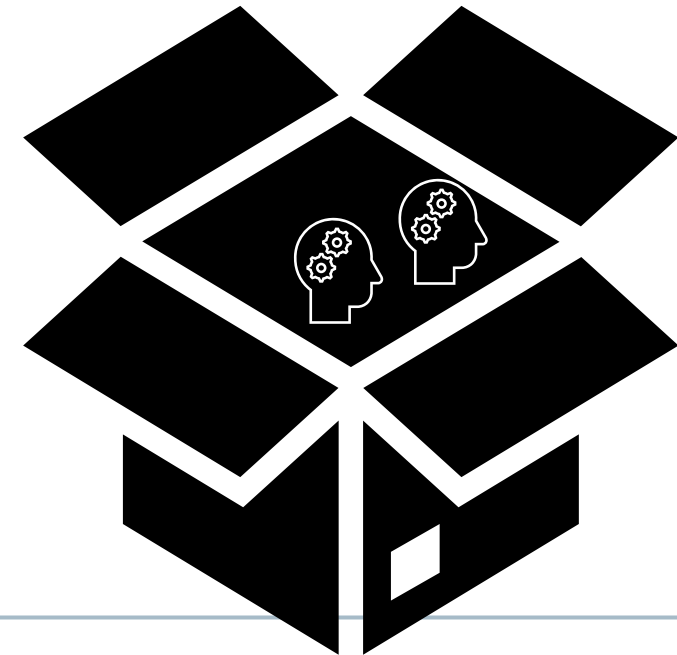
Grey-Box-Verfahren

- Maschinelles Lernen
- (Physikalische) Zusammenhänge sind bekannt
- Wissen wird in das Modell integriert



Black-Box-Verfahren

- Machine Learning
- Rein datengetriebenes Modell (beispielsweise Feature Auswahl über Principle Component Analysis PCA)



Dr.-Ing. Dinah Elena Hollermann, Koordination: Dr.-Ing. Anna Cadenbach
KI und maschinelles Lernen in der Fernwärme, 25.06.2025

Prädiktive Instandhaltung von Hausübergabestationen (EnEff:Wärme:PreDist)

Gefördert durch:



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Klimaschutz



aufgrund eines Beschlusses
des Deutschen Bundestages

PreDist – Predictive Maintenance for District Heating

Hintergrund und Motivation

- Fernwärme (FW) ist Schlüsseltechnologie zur Einbindung erneuerbarer Energien oder Abwärmequellen
- FW umfassen viele tausend Hausstationen (HAST)
- Störungen wirken sich auf Infrastruktur aus
- Wartung und Instandsetzung HAST, um Versorgungssicherheit zu gewährleisten
- Ansätze der Digitalisierung und die Nutzung moderner IKT bietet Optimierungspotenzial bei Wartungs- und Instandhaltungsprozesse (IH-Prozesse)
- Methoden des maschinellen Lernens (ML) Verfahren und Ansätze der prädiktiven IH bieten hohe Potenziale



Die Digitalisierung ist eine zentrale Maßnahme für die Transformation, Dekarbonisierung und Flexibilisierung der Fernwärme«



Die Digitalisierung macht Wärmenetze nachhaltiger und zuverlässiger«

Die prädiktive IH in FW-Systemen bieten durch den innovativen Charakter für neue Technologien bei der Fernwärmeversorgung, die zu Effizienzsteigerungen im gesamten Wärmesektor führen werden und somit einen zentralen Baustein für das Gelingen der Energiewende darstellen

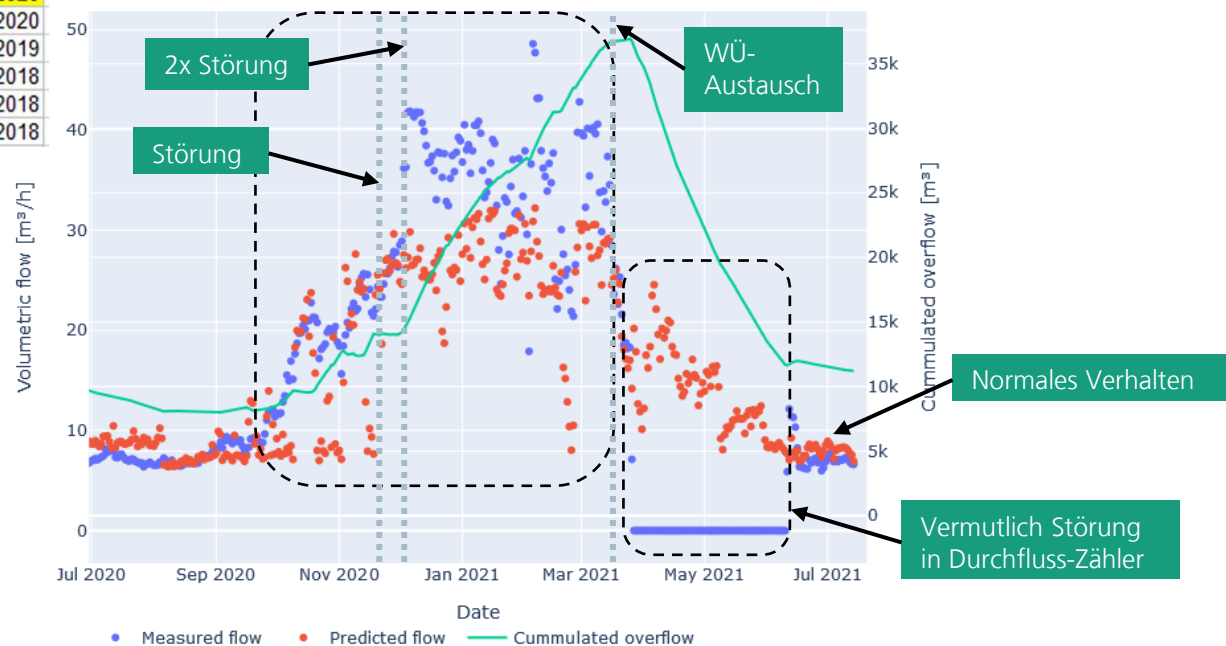
Untersuchung von Ansätzen zur Anomalieerkennung im Projekt Smartheat

Motivation

Validierung der Anomalieerkennung mit Ereignisdaten

- Die 3 Störungen der Wärmebereitstellung könnten in Verbindung mit einem defekten Wärmeübertrager stehen.
- Ab ca. 1,5 Monate vor Eintreten der Störungen steigt der Anomalie-Score an.
- Nach dem Austausch des Wärmeübertragers gibt es zunächst eine Störung der Datenübertragung.
- Nach Behebung dieser Störung ist wieder Normalverhalten zu beobachten.

OBJEKT	TÄTIGKEIT	DATUM
WÜ_Heizung	RW	16.03.2021
REGELUNG	INST	04.02.2021
STATION	WART	02.02.2021
REGELUNG	NEUBAU	02.02.2021
STATION	STÖR	04.12.2020
STATION	STÖR	02.12.2020
STATION	STÖR	20.11.2020
STATION	WART	13.10.2020
STATION	WART	16.07.2019
STATION	INST	24.08.2018
KOMPAKT	INSP	10.08.2018
KOMPAKT	INST	11.05.2018



Projektübersicht

Zielsetzung

Entwicklung von Grey-Box-Verfahren:

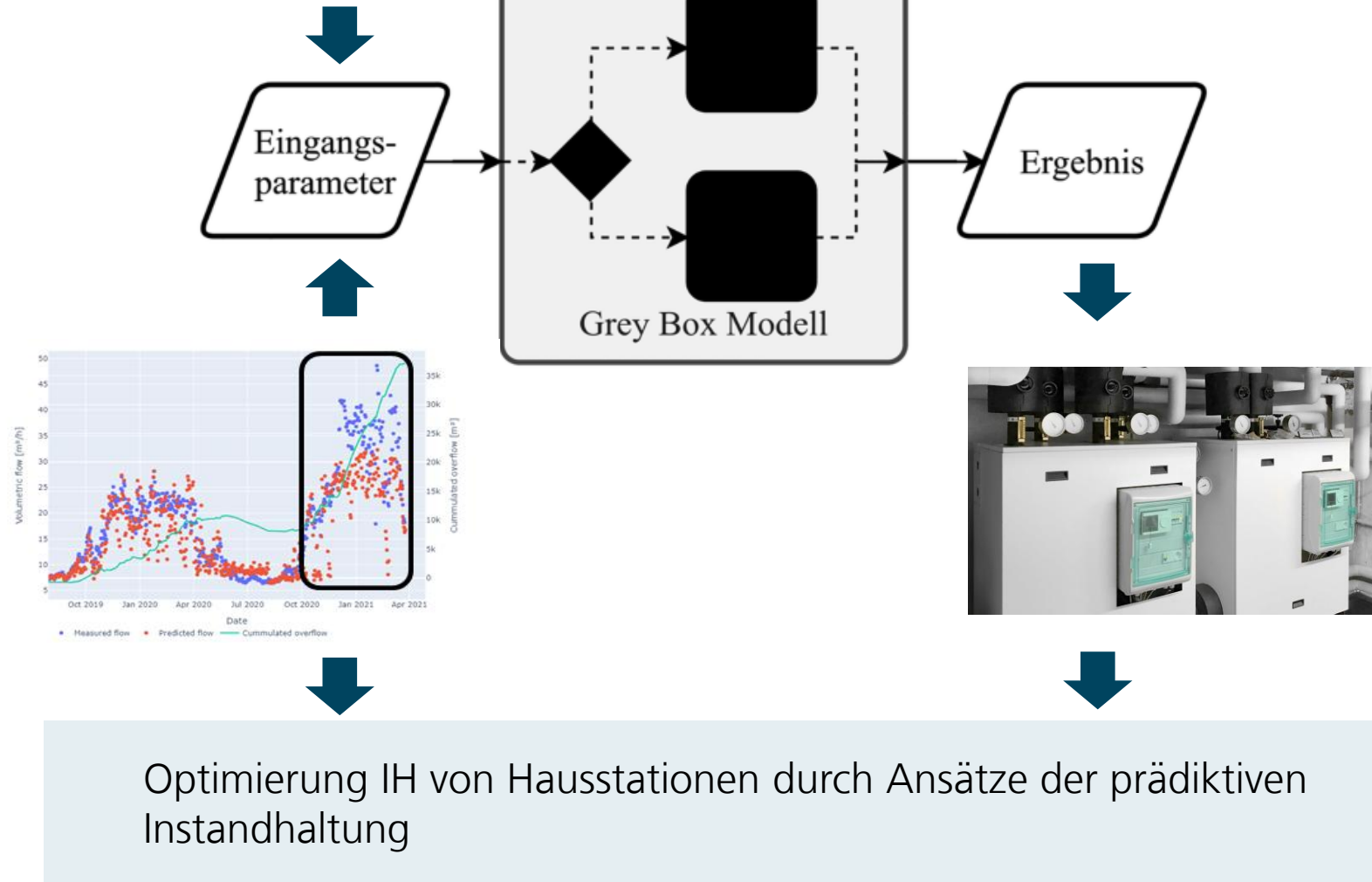
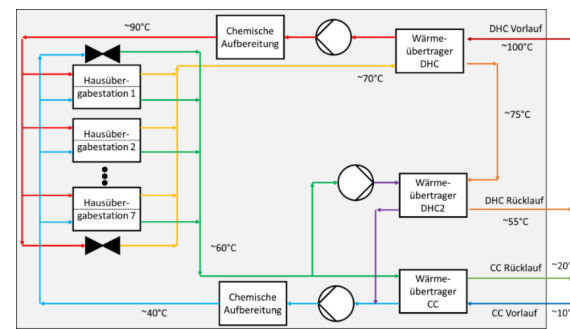
- Erweiterung datengetriebener Anomalieerkennung durch Einbeziehung physikalischer Informationen und Domänenwissen für Fehlerdiagnose, -früherkennung und Restnutzungsdauerprognose

Nutzung einer Labor-Infrastruktur:

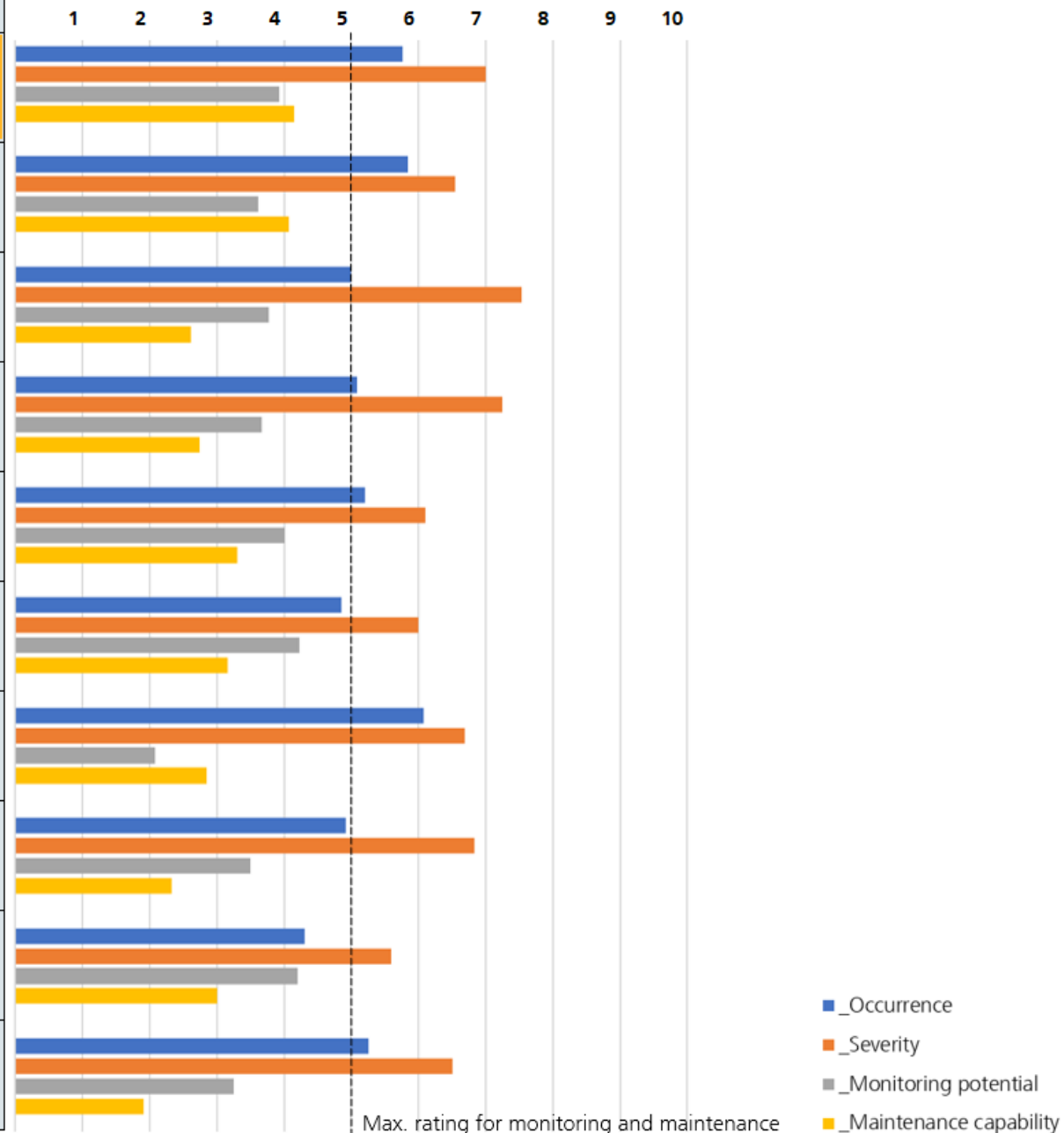
- Entwicklung und Testung der Ansätze, Bereitstellung physikalischer Informationen und experimenteller Daten für relevante Ausfallmechanismen.

Durchführung von Feldversuchen:

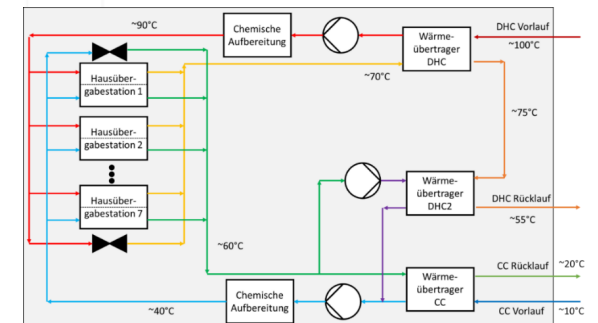
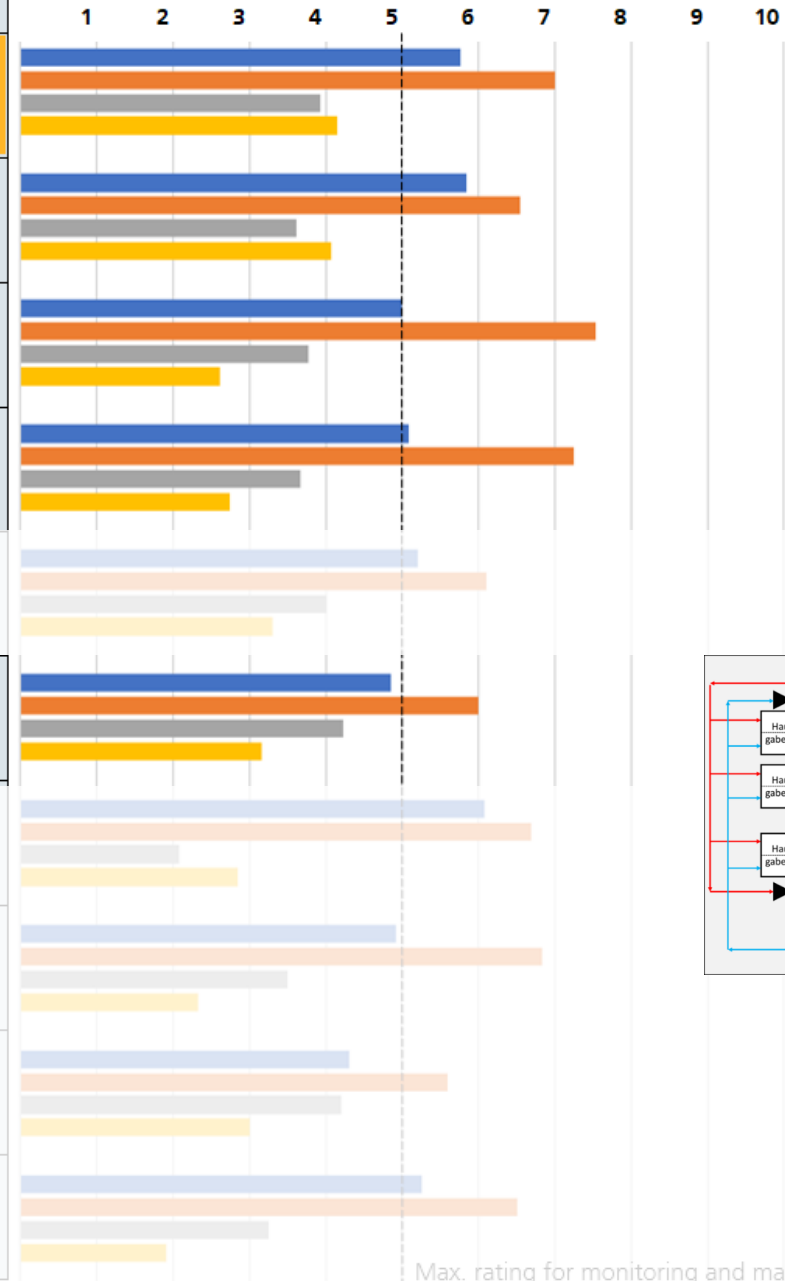
- Test von Grey-Box-Verfahren für prädiktive Instandhaltung durch Einbeziehung von Instandhaltungsdaten und physikalischen Informationen in datengetriebene Ansätze.



Rank	Komponenten	Fehlerbeschreibung	MPN
1	Schmutzfänger (Primärseite)	schlechter Durchfluss (Schmutzfänger verunreinigt)	326
2	Schmutzfänger (Sekundärseite)	schlechter Durchfluss (Schmutzfänger verunreinigt)	294
3	Heizkreispumpe	Fehlfunktion der Heizkreispumpe	237
4	Speicherladepumpe	Fehlfunktion der Speicherladepumpe	234
5	Regeleinheit	Falsche Parametrisierung	230
6	Wärmeübertrager	Schlechte Wärmeübertragung, schlechter Durchfluss (Verschmutzung)	212
7	Rohrleitungen	Luft im Rohrleitungssystem	198
8	Drei-Wege-Ventil-TWE	Drei-Wege-Ventil-TWE Antrieb defekt	192
9	Außentemperaturfühler	Außentemperaturfühler am falschen Ort	171
10	Drei-Wege-Ventil-TWE	Drei-Wege-Ventil-TWE Ventil defekt	170



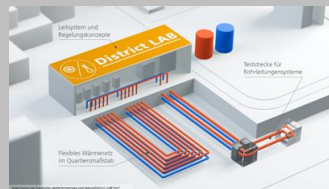
Rank	Komponenten	Fehlerbeschreibung	MPN
1	Schmutzfänger (Primärseite)	schlechter Durchfluss (Schmutzfänger verunreinigt)	326
2	Schmutzfänger (Sekundärseite)	schlechter Durchfluss (Schmutzfänger verunreinigt)	294
3	Heizkreispumpe	Fehlfunktion der Heizkreispumpe	237
4	Speicherladepumpe	Fehlfunktion der Speicherladepumpe	234
5	Regeleinheit	Falsche Parametrisierung	230
6	Wärmeübertrager	Schlechte Wärmeübertragung, schlechter Durchfluss (Verschmutzung)	212
7	Rohrleitungen	Luft im Rohrleitungssystem	198
8	Drei-Wege-Ventil-TWE	Drei-Wege-Ventil-TWE Antrieb defekt	192
9	Außentemperaturfühler	Außentemperaturfühler am falschen Ort	171
10	Drei-Wege-Ventil-TWE	Drei-Wege-Ventil-TWE Ventil defekt	170



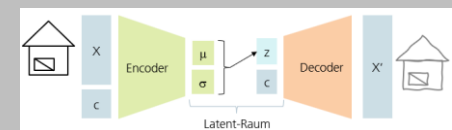
- _Occurrence
- _Severity
- _Monitoring potential
- _Maintenance capability

Gewählte Grey-Box-Verfahren Ansätze in PreDist

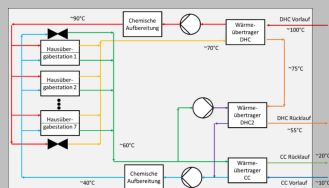
Messwerte als Eingabewerte



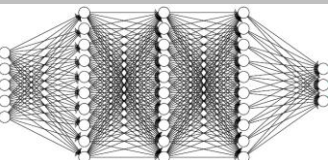
Autoencoder



Simulationsbasierte Eingabewerte



Physik-informierte neuronale Netze



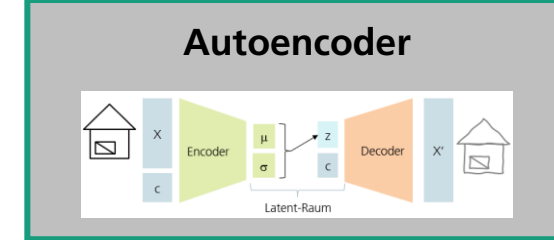
Feature Auswahl

- Expertenwissen

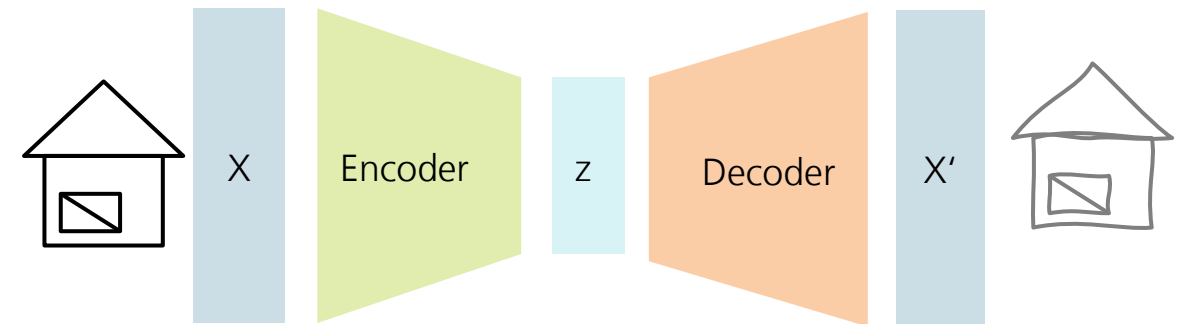
Grey-Box-Verfahren

Einbeziehung der Sekundärseite und zusätzlicher Informationen

- Inputs-Merkmale werden im Latent-Raum zu den relevanten Informationen komprimiert (Encoder)
- Die komprimierten Informationen werden zu der Inputs-Dimension rekonstruiert (Decoder)
- Das Modell lernt Normalverhalten zu rekonstruieren, während anomales Verhalten schlecht rekonstruiert wird
- Anomalieerkennung anhand des Rekonstruktionsfehlers



Autoencoders-Modell



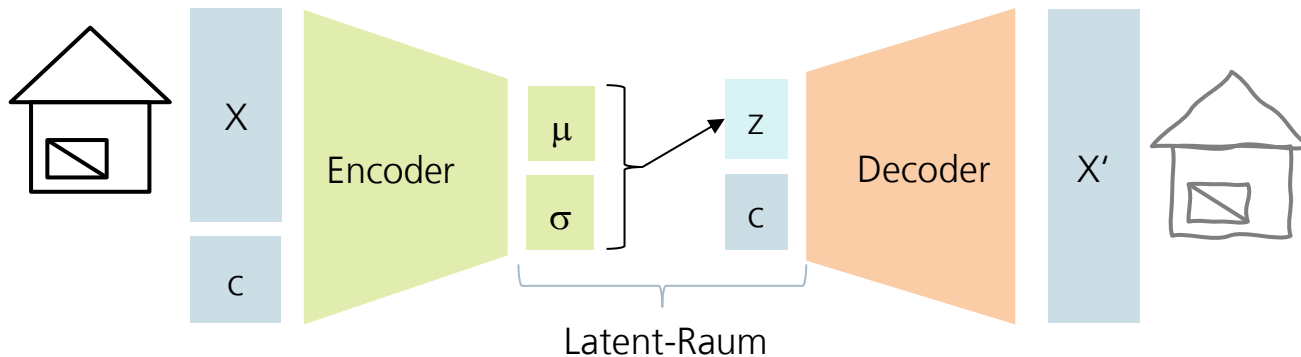
Existierendes Verfahren

Grey-Box-Verfahren

Einbeziehung der Sekundärseite und zusätzlicher Informationen

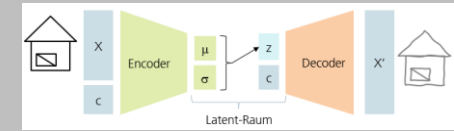
Um die Komplexität der verschiedenen Features optimal aufnehmen zu können und ihre Repräsentation im Latent-Raum zu verbessern, wird ein **Conditional-Variational-Autoencoder** umgesetzt.

Conditional-Variational-Autoencoder



Existierendes Verfahren

Autoencoder



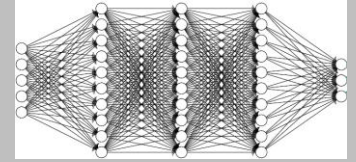
Vorteile:

- Ermöglicht die Repräsentation der Abhängigkeiten zwischen zahlreichen Parametern (Primär-, Sekundärseite und zusätzliche Informationen)
- Erhöhte Interpretierbarkeit des Latent-Raums, um Verhaltensmuster zu clustern
- Optimale Aufnahme von zusätzlichen Informationen durch Konditionen: u.a. Außentemperatur, Komponenten-Kennlinien
- Ermöglicht einen probabilistischen Anomaly-Score, um Unsicherheiten zu berücksichtigen

Grey-Box-Verfahren

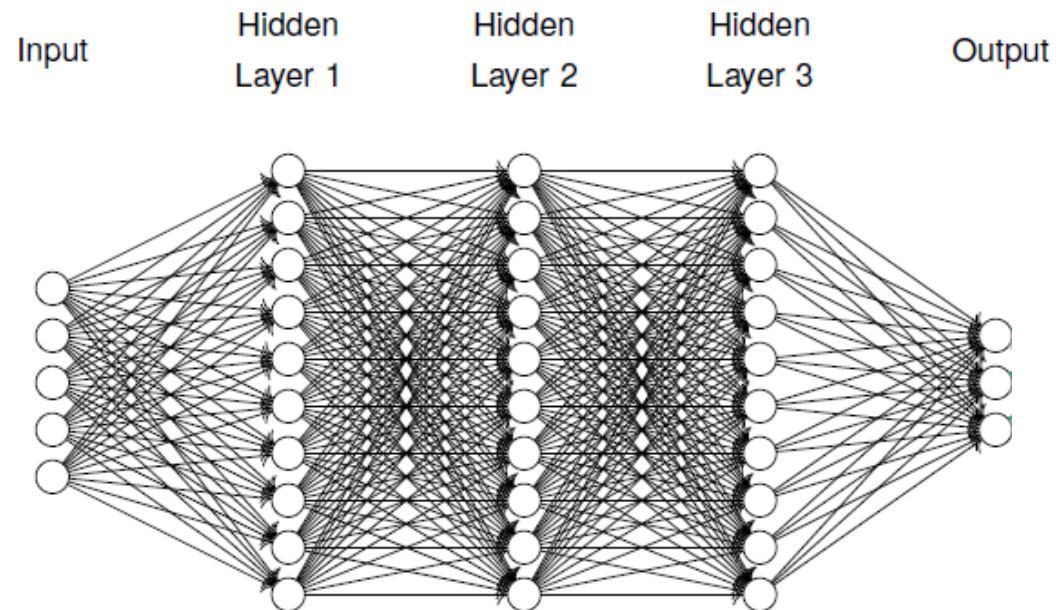
Einbeziehung des physikalischen Zusammenhangs

Physik-informierte neuronale Netze



Physik-informierte neuronale Netze

- Neben der Normalen Fehlerfunktion des neuronalen Netzes geht gewichtet eine Partielle Differentialgleichung mit ein
- Die Partielle Differentialgleichung beschreibt das physikalische Verhalten

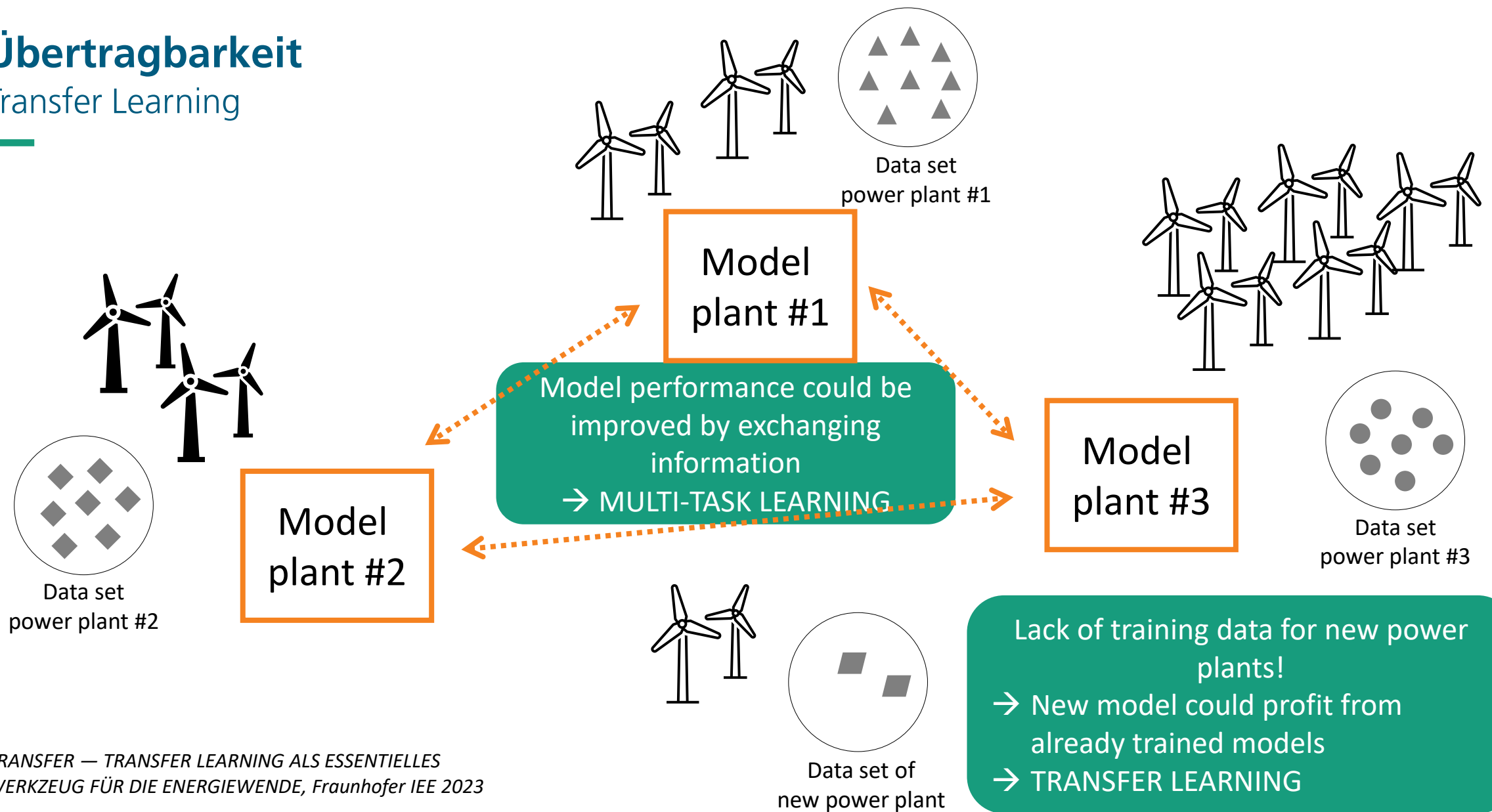


Quelle Konzept: Rassi et al. 2019; Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations

Quelle Bild angepasst: Sachbericht: TRANSFER — TRANSFER LEARNING ALS ESSENTIELLES WERKZEUG FÜR DIE ENERGIEWENDE, Fraunhofer IEE 2023

Übertragbarkeit

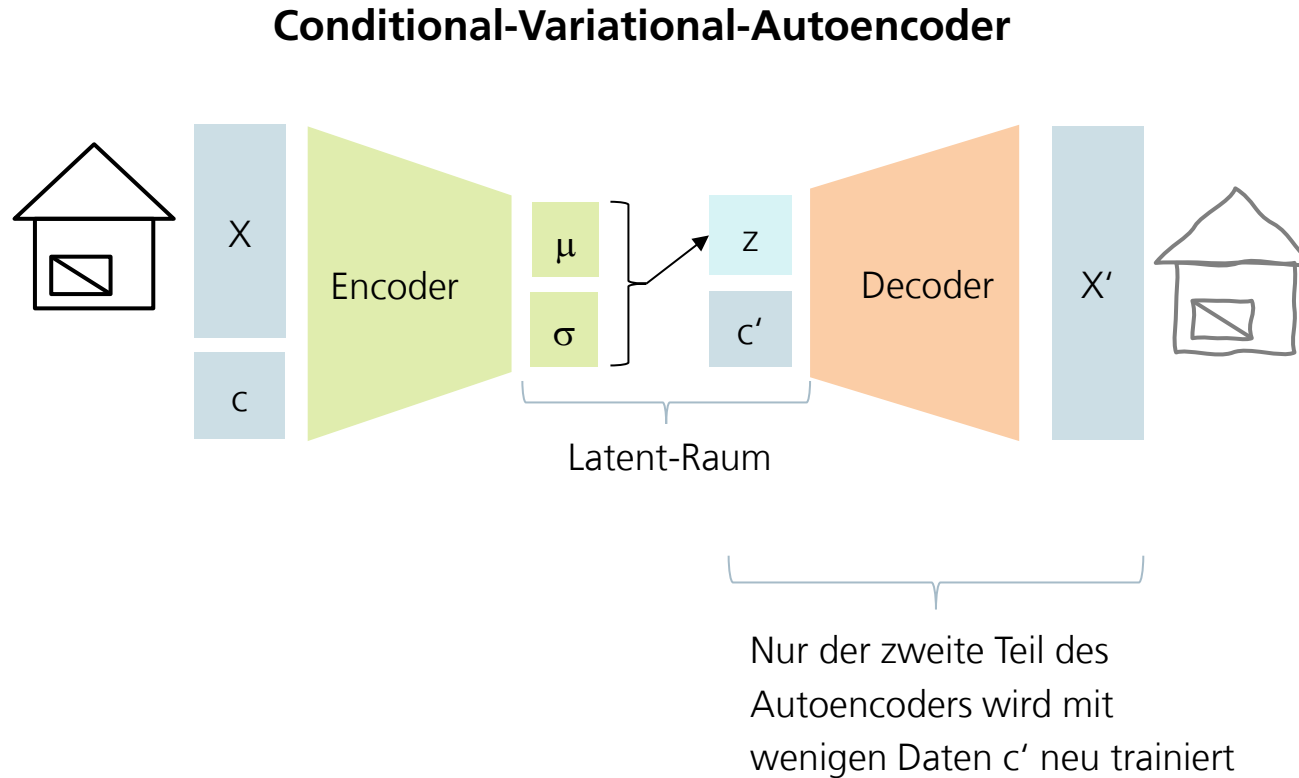
Transfer Learning



TRANSFER — TRANSFER LEARNING ALS ESSENTIELLES
WERKZEUG FÜR DIE ENERGIEWENDE, Fraunhofer IEE 2023

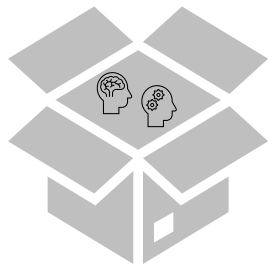
Übertrag von Transfer Learning auf die Anwendung in PreDist

Conditional-Variational-Autoencoder



Zusammenfassung und Fazit

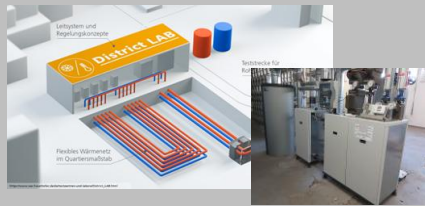
Gray-Box-Verfahren



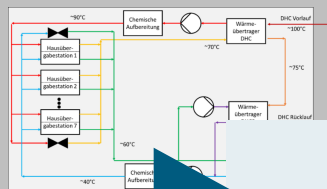
Grey-Box-Verfahren

- Maschinelles Lernen
- (Physikalische) Zusammenhänge sind bekannt
- Wissen wird in das Modell integriert

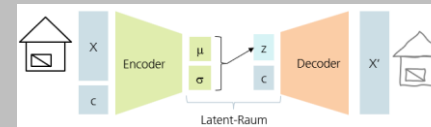
Messwerte als Eingabewerte



Simulationsbasierte Eingabewerte

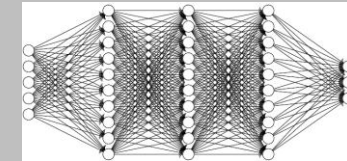


Conditional-Variational-Autoencoder



- Physikalisches Wissen fließt direkt in den Latent-Raum mit ein
- Eingabe erhält eine höhere Gewichtung

Physik-informierte neuronale Netze



- Einhaltung der physikalischen Zusammenhänge hat Einfluss auf das Trainingsergebnis
- Durch Gewichtung lässt sich die Priorität einstellen

Transfer Learning ermöglicht die Übertragbarkeit

Vielen Dank für Ihre
Aufmerksamkeit



Dr.-Ing. Dinah Elena Hollermann (geb. Majewski)

Stellv. Abteilungsleiterin Thermische Energiesystemtechnik
Fraunhofer-Institut für Energiewirtschaft und
Energiesystemtechnik IEE

Mail: dinah.elena.hollermann@iee.fraunhofer.de
<http://www.iee.fraunhofer.de>

Dr.-Ing. Anna Marie Cadenbach (geb. Kallert)

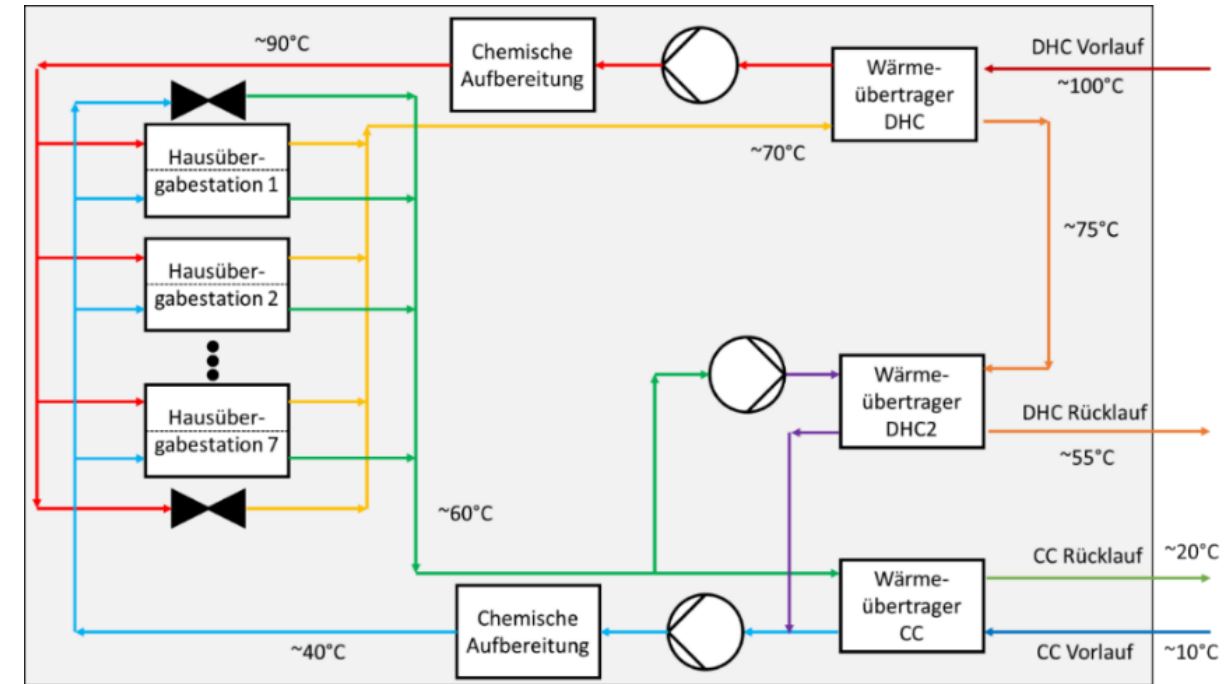
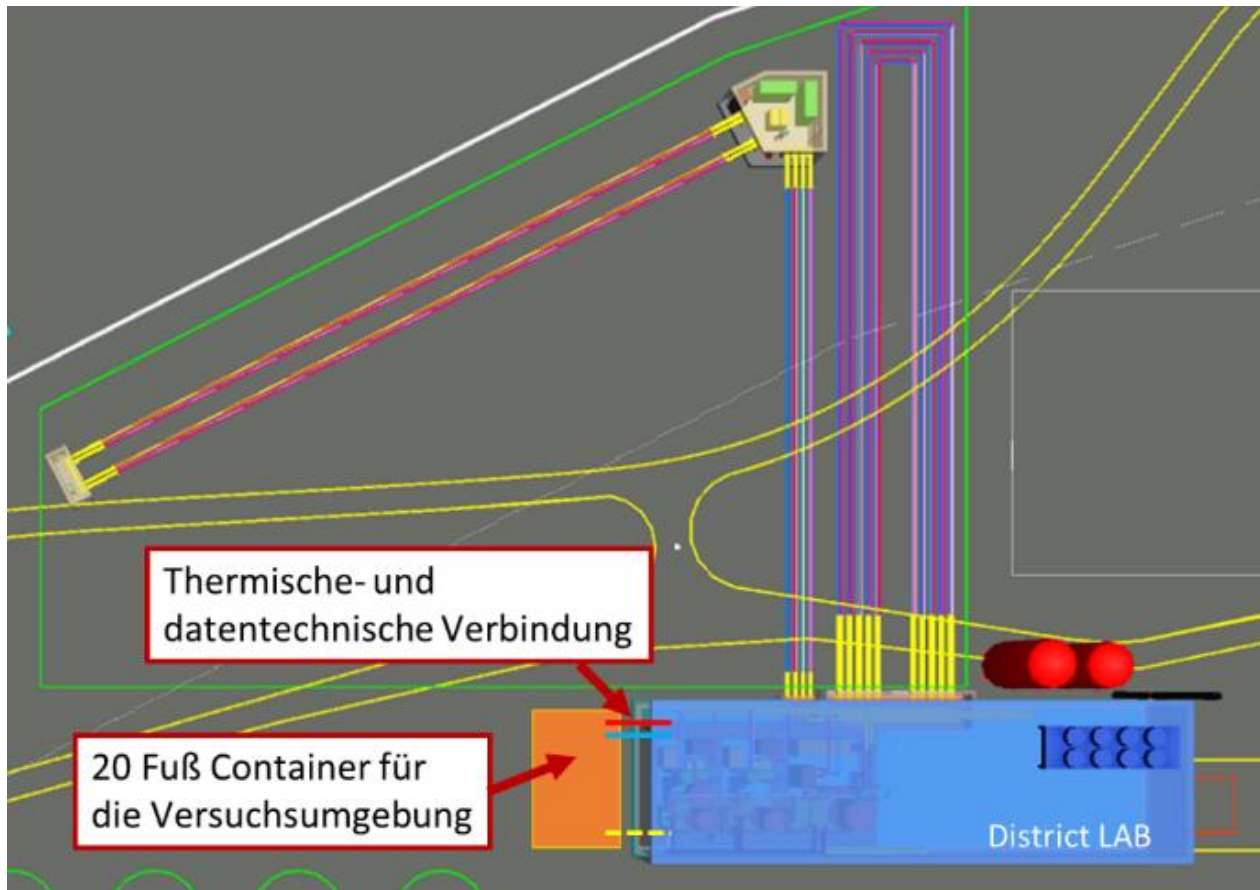
Abteilungsleiterin Thermische Energiesystemtechnik
Fraunhofer-Institut für Energiewirtschaft und
Energiesystemtechnik IEE

Mail: anna.cadenbach@iee.fraunhofer.de
<http://www.iee.fraunhofer.de>

Backup

Nutzung einer Labor-Infrastruktur

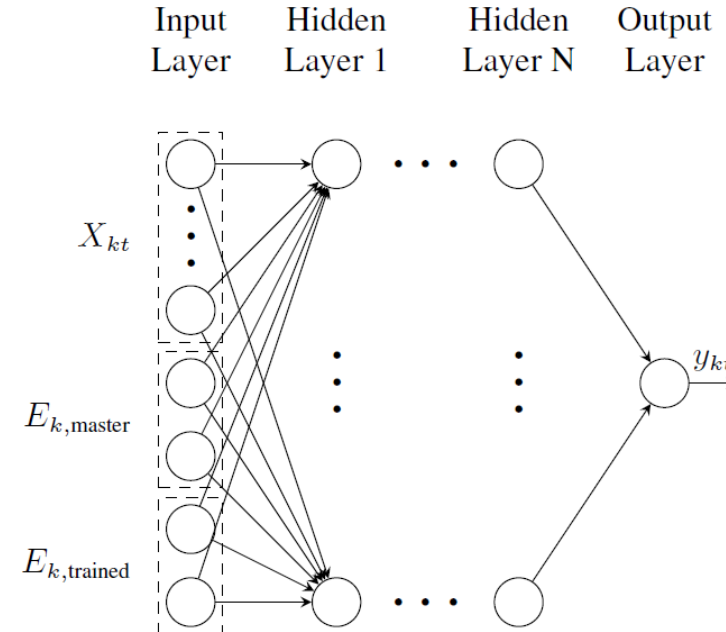
District LAB-Untersuchungen - IEE



Übertrag von Transfer Learning auf die Anwendung in PreDist

Zero-Shot Learning mit Metadaten

- Metadaten gehen als Embedding direkt als Feature ein
- Wenn weitere Daten vorhanden sind, kann ein Embedding trainiert werden
- Wenn keine Daten vorhanden sind, wird das Embedding auf 0 gesetzt



Vogt et al. 2019; Wind Power Forecasting Based on Deep Neural Networks and Transfer Learning

Beinert et al. 2024; Estimation and Aggregation of Wind Power Forecasts utilizing Master Data and Zero-shot Learning