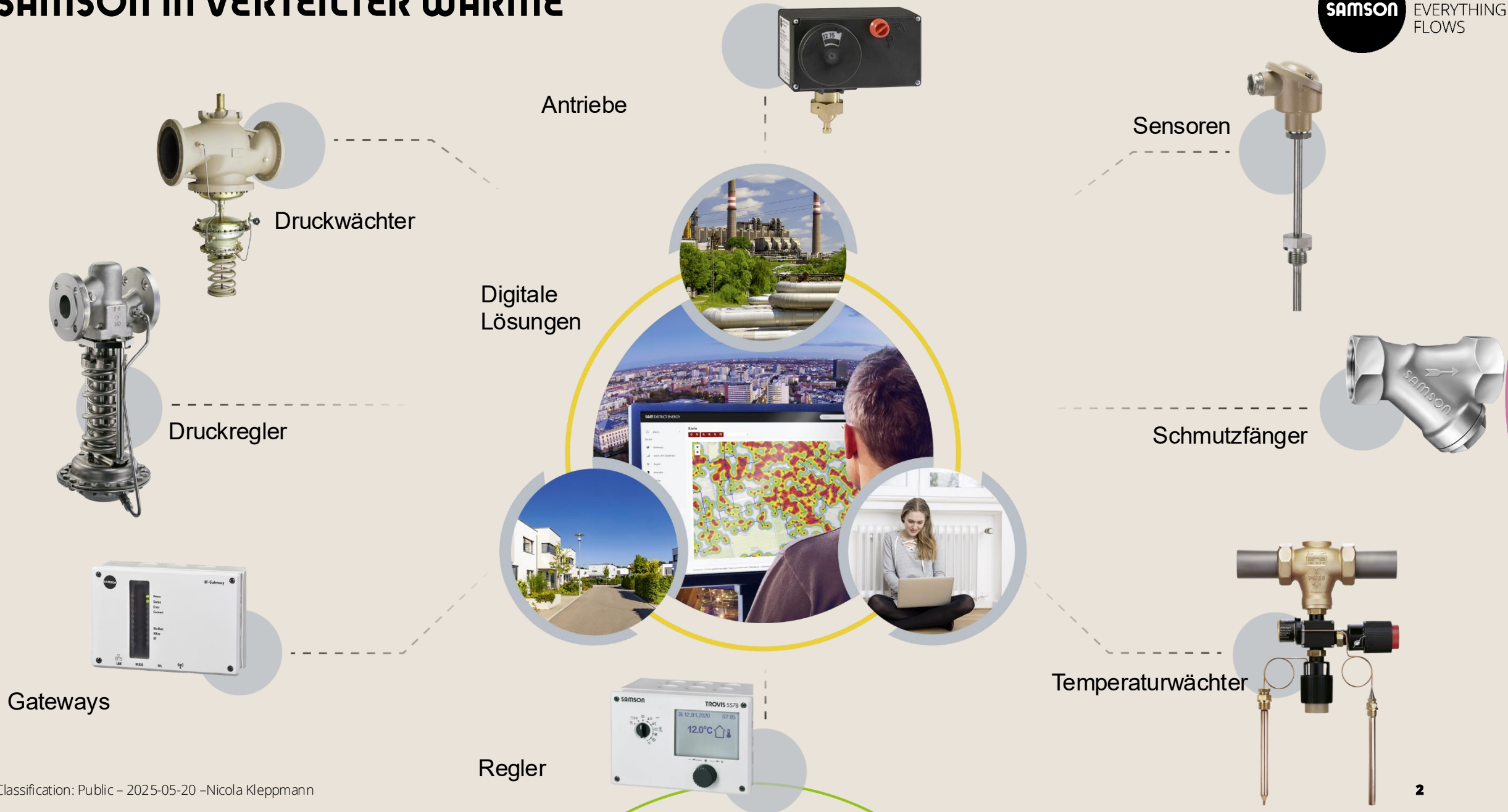




# KÜNSTLICHE INTELLIGENZ FÜR FERNWÄRME: ZWISCHEN EFFIZIENZSTEIGERUNG UND REALITÄTSHECK

# SAMSON IN VERTEILTER WÄRME



# HAST-MASSENDATEN IN DER PRAXIS

## Größenordnung

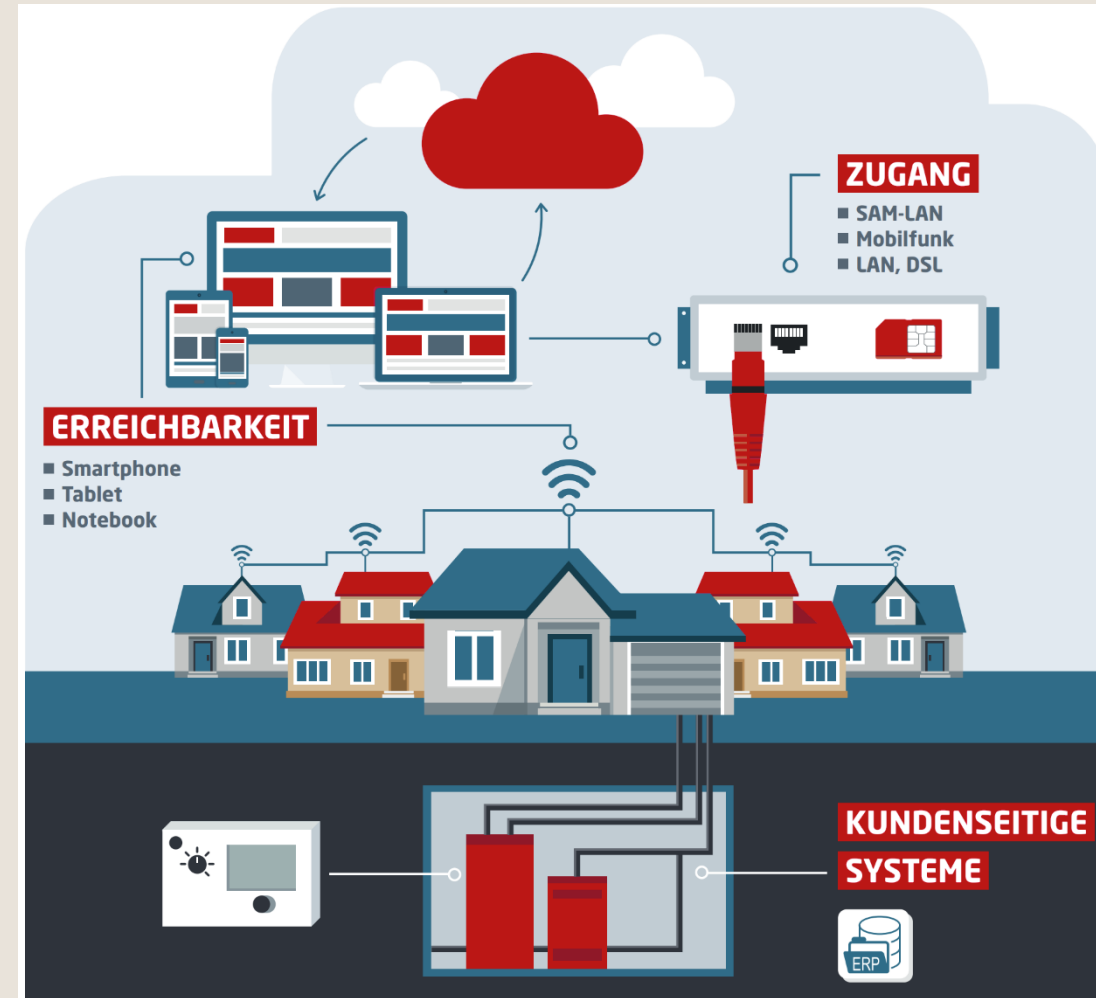
- 250 Netze
- >100.000.000.000 Datenwerte

## Was ich hier nur ankratze:

- Schnittstellen
- Datenaufbereitung/Datenreinigung
- Datenmapping

## Schwerpunkt Vortrag:

Worin ist KI gut und was gibt's da in der Fernwärme



## Stärken von KI

- Zeitreihen fortsetzen
- Mustererkennung
- Klassifizierung
- Clustering
- Optimierung (mit Reinforcement Learning – das System muss Fehler machen dürfen)



# BEISPIEL 1: BEDARFSVORHERSAGE

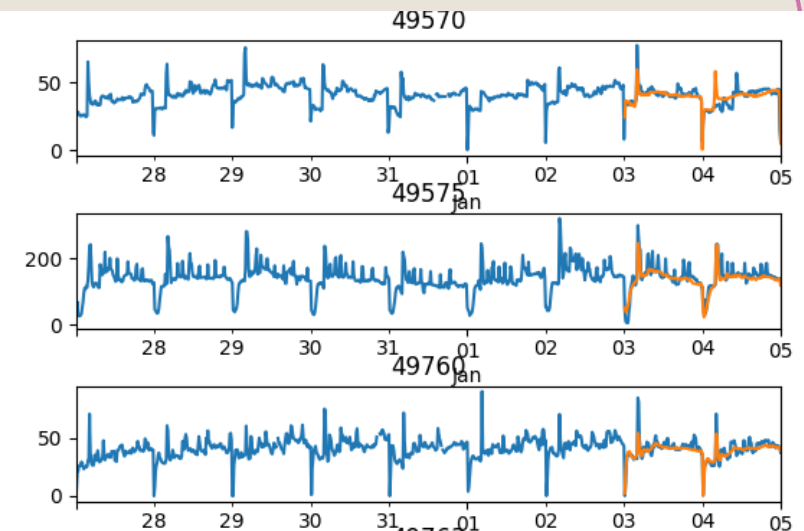
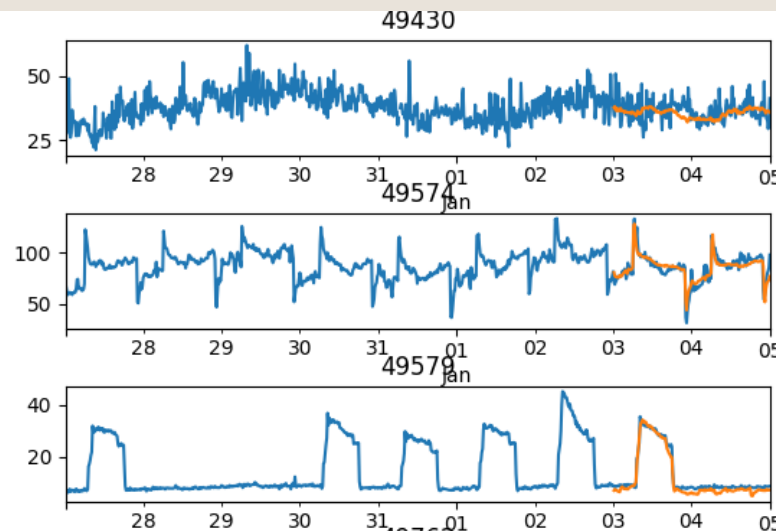
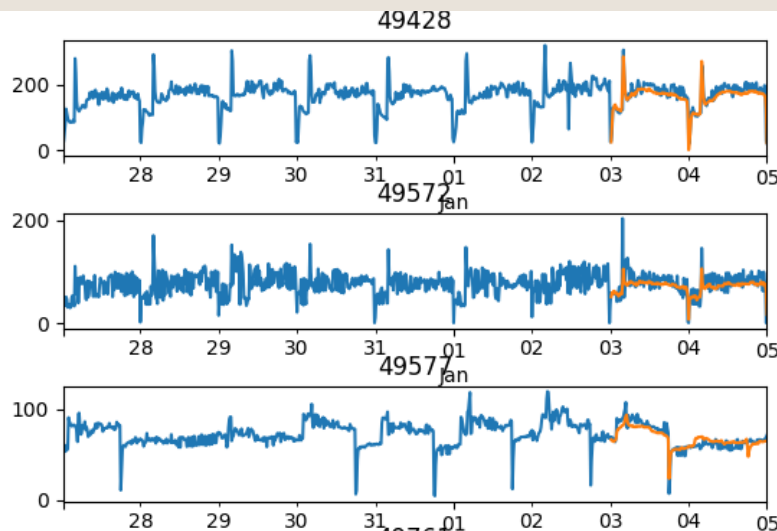
## Leistungskurven vorhersagen:

KI-basiert blackbox (z.B. Standard neuronales Netz + Wettervorhersage) funktioniert gut ohne große Anpassung

Bedarfsvorhersage

Sollwertabsenkung

**Warum?** Nutzerverhalten relativ konstant, viele historische Daten, spielt voll in die Stärken





# BEISPIEL 1: BEDARFSVORHERSAGE

Wir wissen jetzt wieviel Leistung das Gebäude wann brauchen wird. Jetzt können wir gezielt optimieren.

Optimierungskriterium hängt vom Anwender ab.  
Optimierungskriterium Fernwärme

- Minimierung Kundenanrufe
- Netzkonformer Betrieb (Maximierung Spreizung, Minimierung Lastspitzen)
- Wärmeverbrauchsreduktion

1K Absenkung Vorlauftemperatur Sekundärseitig erhöht im Schnitt Spreizung um ~0,8K

Erhöhung der Spreizung um 10% reduziert Netzpumpenstrom um 27%.

Kundenreferenz: Reduktion Endkunden-Anrufe auf Null (davor signifikant), 17K VLT Absenkung im Schnitt (10 händisch + 7 KI), 8% Energieeinsparung

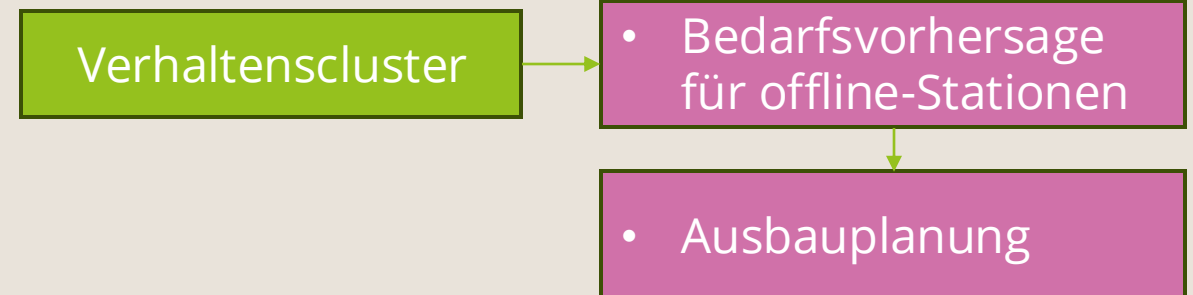


## Verhaltenscluster:

- KI-Training oder klassische Verfahren zur Clusterbildung
- NN für Cluster-Zuordnung
- Sehr wichtig für Menscheninterpretierbare Cluster: Datenvorverarbeitung

Verhaltenscluster sind nicht unbedingt direkt korrelierbar mit Eigenschaften wie Gebäudealter. Andere Studien finden: baugleiche benachbarte Gebäude haben bis zu 30% Unterschied in Abnahme je nach Nutzerverhalten.

→ Verhaltenscluster bilden Realität besser ab als Eigenschaften wie Gebäudealter



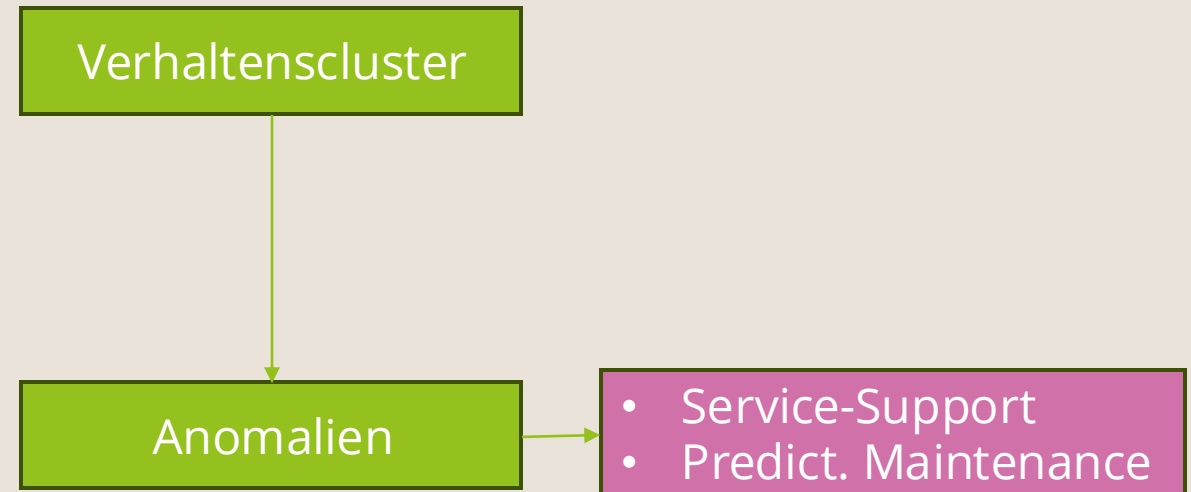
# BEISPIEL 3: ANOMALIE-ERKENNUNG

## Anomalie-Erkennung:

- Manche Fehler-Verhaltensmuster sind besser mit Rechenregeln zu detektieren (Kurzschluss-Stationen, Vertragsüberschreitungen, Schwingende Regelung, ...)
- Abweichungen zu Verhaltenscluster als Vektor interpretierbar
- Trend von Abweichung interpretierbar

Beispiel: Diese Station hat für Cluster ungewöhnlich kleine Spreizung und sie wird langsam kleiner --> Wärmetauscher setzt sich zu

→ Klassische Rechenregeln ergänzt mit vorsichtig gefilterter Cluster-Zuordnung





# BEISPIEL 3: ANOMALIE-ERKENNUNG

## Smart Detection

- Automatische problematische Übergabestationen erkennen
  - Automatisch priorisieren
  - Reparatur-Empfehlung
- 30-80% weniger Service-Einsätze

The screenshot displays the 'Smart Detection' interface. At the top, there are filters for 'Priorität' (set to 'Alle') and 'Regel' (set to 'Energiereserve niedrig, Frei konfigurierbare'). Below this, a section titled 'Geräte (242)' shows a table with columns for selection, name, and rule. A dropdown menu is open, showing a list of rules with checkboxes indicating their status. The rules listed are:

- Energiereserve niedrig
- Frei konfigurierbare Fehlermeldungen (Error 8) ausgelöst
- Frostgefahr
- Geringe Spreizung
- Gerät für langen Zeitraum nicht erreichbar
- Häufig Regelabweichungen HK1
- Häufig Regelabweichungen HK2
- Häufig Regelabweichungen HK3
- Häufig Sensorausfall
- Häufig zu hohe Rücklauftemperatur HK1
- Wärmetauscher verschmutzt oder verkalkt
- Zu niedrige Speichertemperatur (Legionellen-Gefahr)

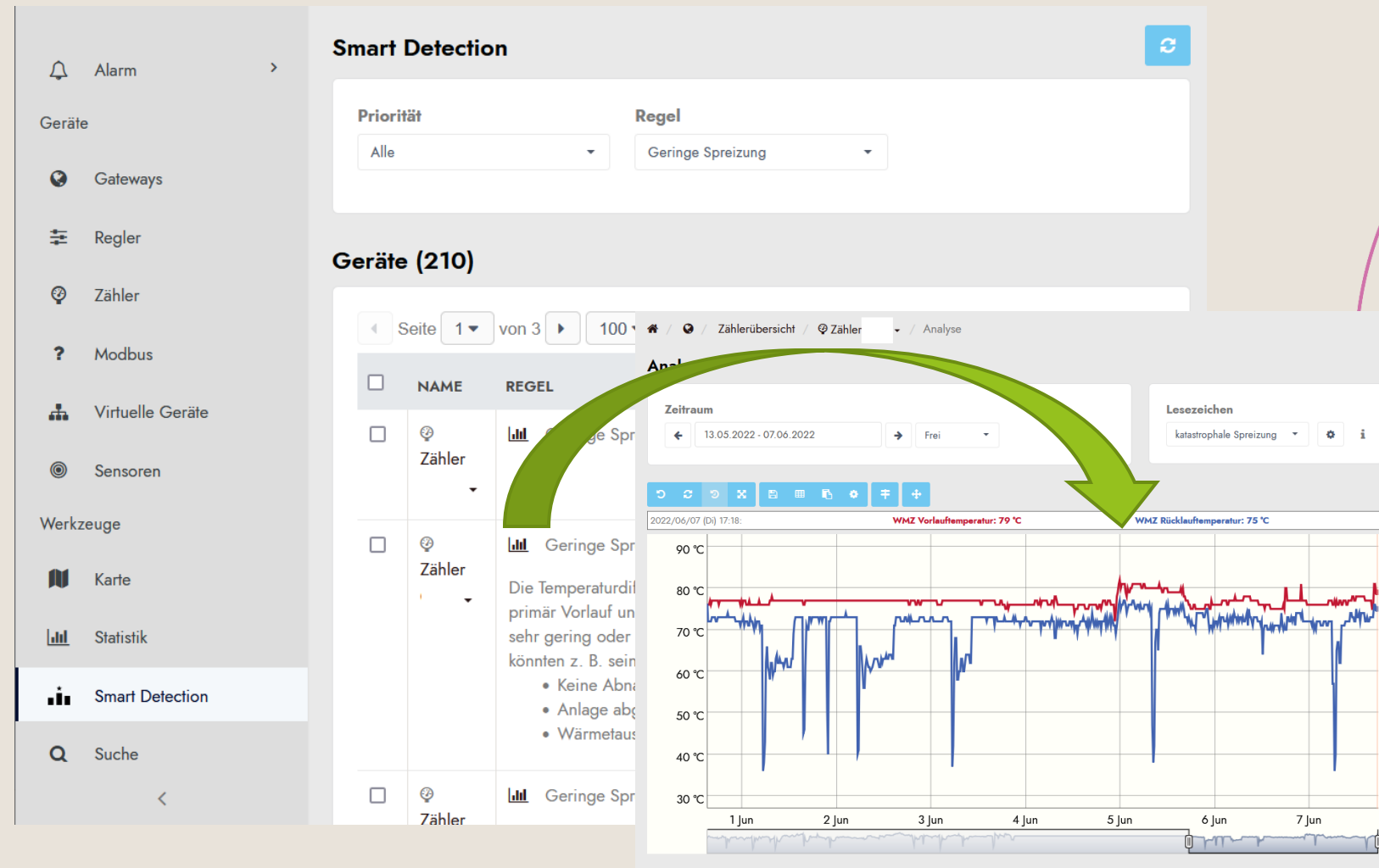
# BEISPIEL 3: ANOMALIE-ERKENNUNG

Springt zu auffälligem Datenbereich

Klassisches Beispiel:  
Kurzschlussstation

Kundenbeispiel: eine HAST kostet  
100.000€/Jahr unnötigen  
Netzpumpenstrom

5% katastrophale Stationen machen  
im Sommer 60% und im Winter 20%  
Netzpumpenstrom aus



## BEISPIEL 4: NETZOPTIMIERUNG

**Ansatz 1:** Bedarfsvorhersage wie Gebäude (z.B. Neuronales Netz)

→ Erlaubt Einsatzplanung aber keine Optimierung, weil nur historischer Netzbetrieb weiter vorhergesagt wird

## BEISPIEL 4: NETZOPTIMIERUNG

**Ansatz 1:** Bedarfsvorhersage wie Gebäude (z.B. Neuronales Netz)

→ Erlaubt Einsatzplanung aber keine Optimierung, weil nur historischer Netzbetrieb weiter vorhergesagt wird

**Ansatz 2:** Gesamtnetz vorhersagen

→ Viele fehlende Datensätze

→ viele Betriebszustände simulieren

→ Warum dann nicht gleich Simulation verwenden?

# BEISPIEL 4: NETZOPTIMIERUNG

**Ansatz 1:** Bedarfsvorhersage wie Gebäude (z.B. Neuronales Netz)

→ Erlaubt Einsatzplanung aber keine Optimierung, weil nur historischer Netzbetrieb weiter vorhergesagt wird

**Ansatz 2:** Gesamtnetz vorhersagen

→ Viele fehlende Datensätze

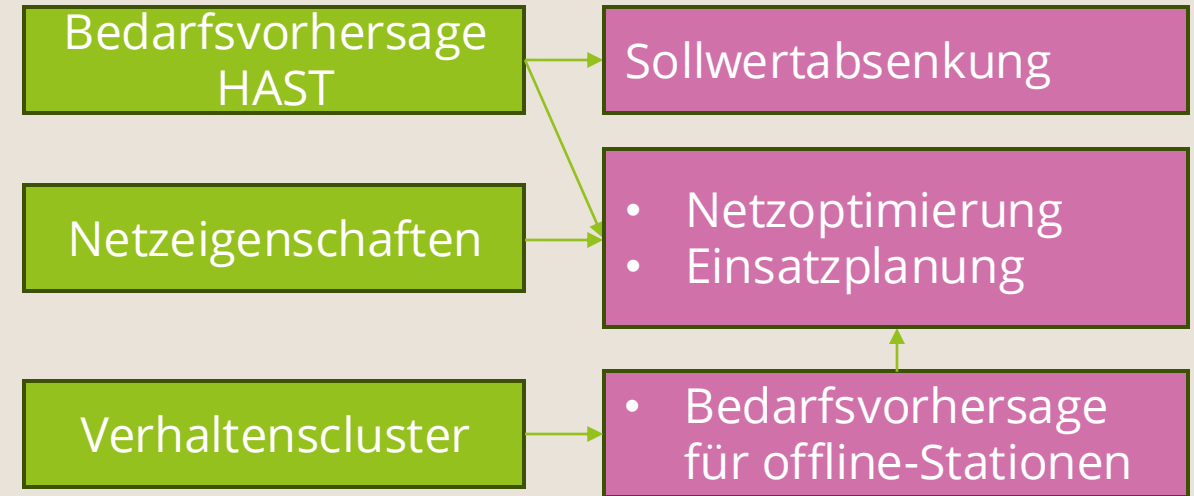
→ viele Betriebszustände simulieren

→ Warum dann nicht gleich Simulation verwenden?

**Ansatz 3:** Netzeigenschaften und Bedarf getrennt lernen

→ Deep learning mit viel Systemkenntnis (aktuelle Implementierung in Tensor Flow)

→ Trick: Die Eigenschaften mit genug Daten suchen und lernen, diese mit Modellannahmen verbinden



# BEISPIEL 4: NETZOPTIMIERUNG

**Ansatz 1:** Bedarfsvorhersage wie Gebäude (z.B. Neuronales Netz)

→ Erlaubt Einsatzplanung aber keine Optimierung, weil nur historischer Netzbetrieb weiter vorhergesagt wird

**Ansatz 2:** Gesamtnetz vorhersagen

→ Viele fehlende Datensätze

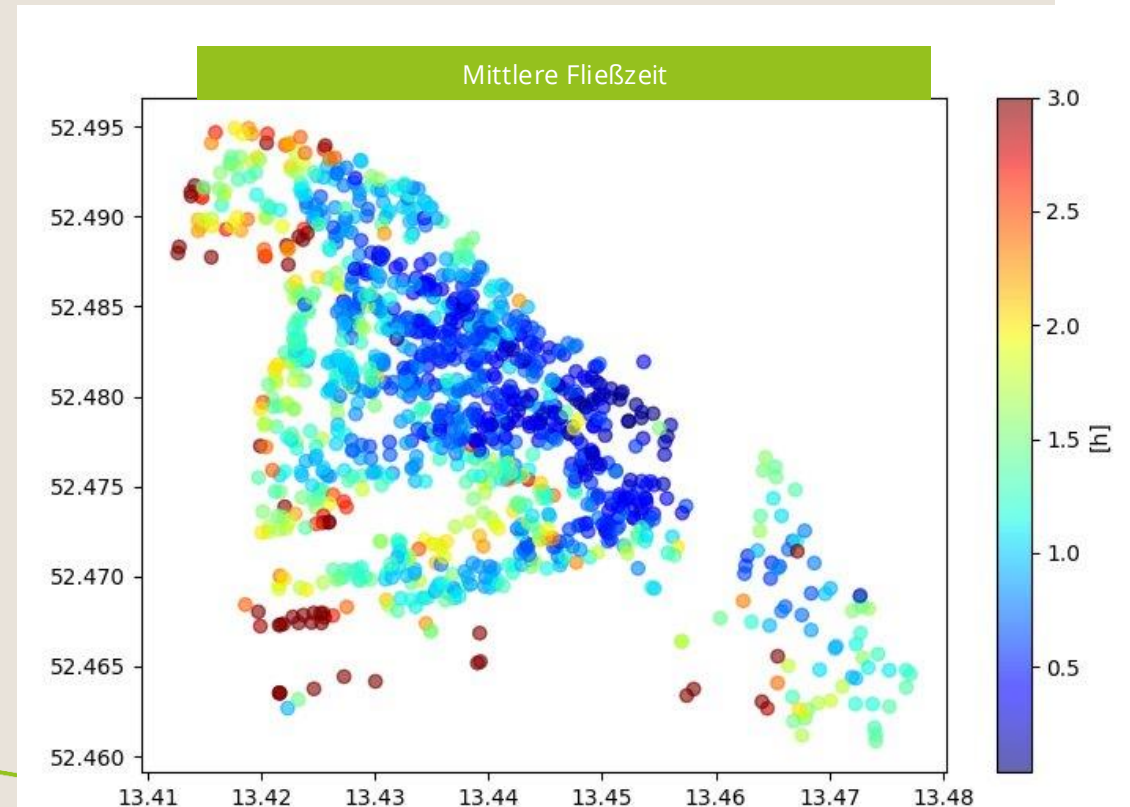
→ viele Betriebszustände simulieren

→ Warum dann nicht gleich Simulation verwenden?

**Ansatz 3:** Netzeigenschaften und Bedarf getrennt lernen

→ Deep learning mit viel Systemkenntnis (aktuelle Implementierung in Tensor Flow)

→ Trick: Die Eigenschaften mit genug Daten suchen und lernen, diese mit Modellannahmen verbinden





# BEISPIEL 2: NETZOPTIMIERUNG

Kosten = Gesteungskosten Wärmeverluste  
(- Erlös besserer Stromvertrieb)

+ Netzpumpenstrombedarf

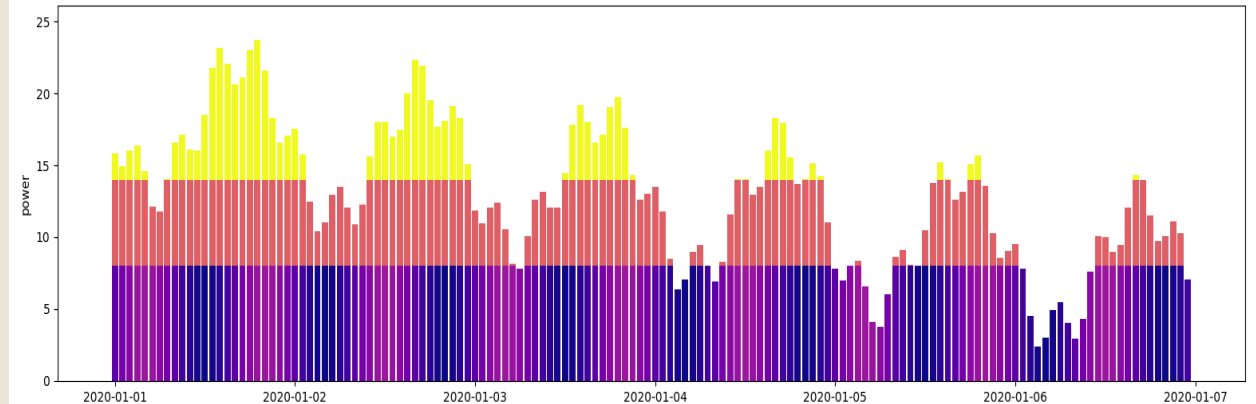
+ Asset-Alterung

Gesamtoptimierung muss iterativ zwischen  
Netz und Erzeugungsspeichern geschehen

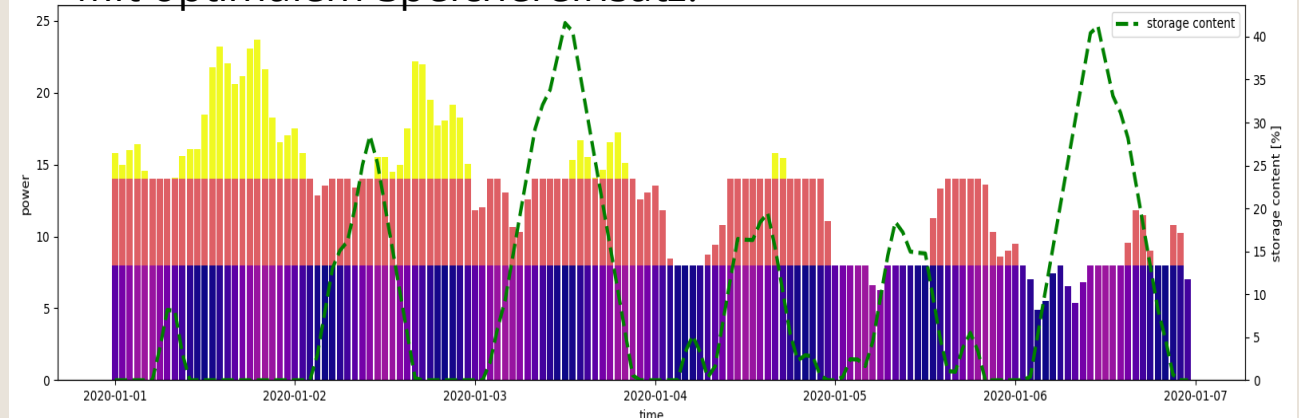
- ggf. iterativ mit Erzeugung

Einsatzplanung / Grenzkostenoptimierung:

Netzlast (ohne Speichereinsatz):



Mit optimalem Speichereinsatz:





AND  
EVERYTHING  
FLOWS

**Diese Präsentation enthält Forschungsergebnisse**

ML4Heat: FKZ 03ET1668, Laufzeit 7/2019 – 12/12/2022, gefördert durch das BMWK

SimKI-Mop: FKZ 03EN3074A-C, Laufzeit 6/2023 - 5/2027, gefördert durch das BMWK

**Dr. Nicola Kleppmann**

[Nicola.kleppmann@samsongroup.com](mailto:Nicola.kleppmann@samsongroup.com)

**+49 3079080568**

**samsongroup.com**