

# PID bis KI: optimale Kolonnenregelung in KEEN – was lernen wir daraus?

Stefan Krämer<sup>a,b</sup>, Mohamed Elsheikh<sup>a</sup>, Yak Ortmanns<sup>b</sup>, Volker Roßmann<sup>b</sup>, Felix Hecht<sup>b</sup>,  
Sebastian Engell<sup>a</sup>

<sup>a</sup>)Technische Universität Dortmund, Dortmund; <sup>b</sup>)Bayer AG, Leverkusen

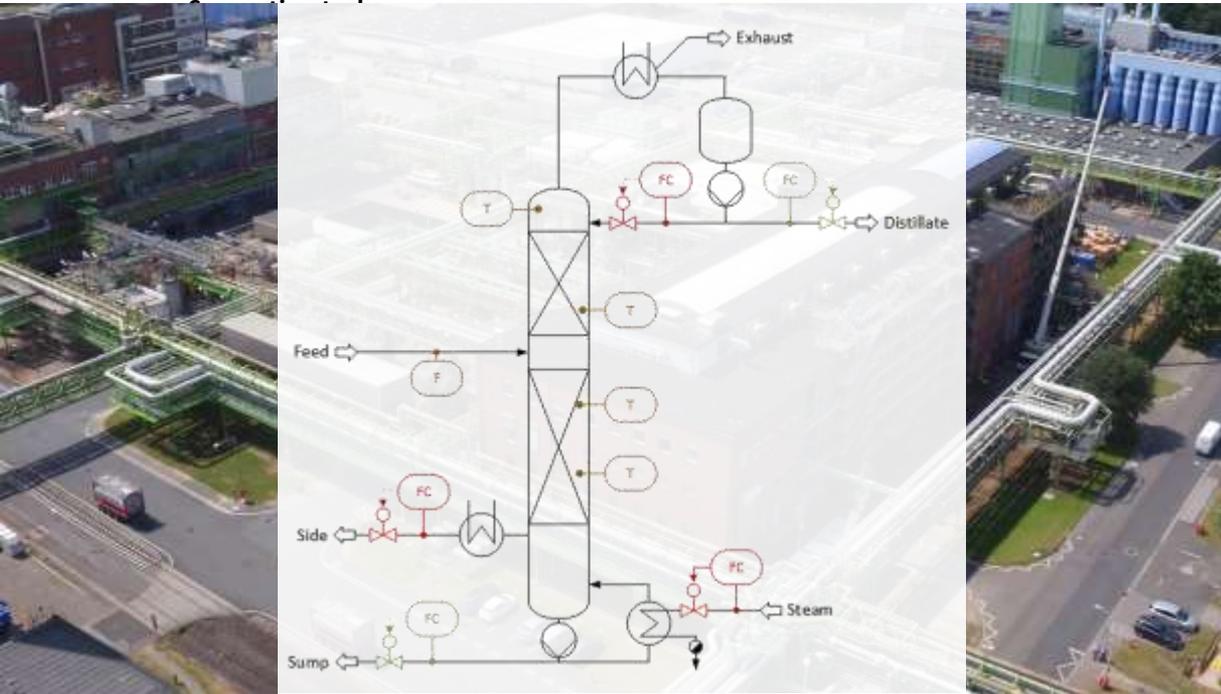
**23.05.2023**



# Agenda

- Kolonnenreglung – klassischer Ansatz
- Kolonnenregelung mit Methoden der KI
- Grober Vergleich der Regelungsalternativen
- Fazit
- Ausblick

# Beispiel: Destillation zur Lösemittelrückgewinnung



## Aufgabe

- Kontinuierliche Lösemittelrückgewinnung
- 1. Spezifikationsgerechter Kopfstrom
- 2. Seitenstrom: Wasser in 99% Reinheit
- 3. Wenig Wasser im Sumpfstrom

## Ziel

- Betrieb möglichst nah am Material- und Energieoptimum
- Störungen (oder Änderungen) in der Feedzusammensetzung ausregeln

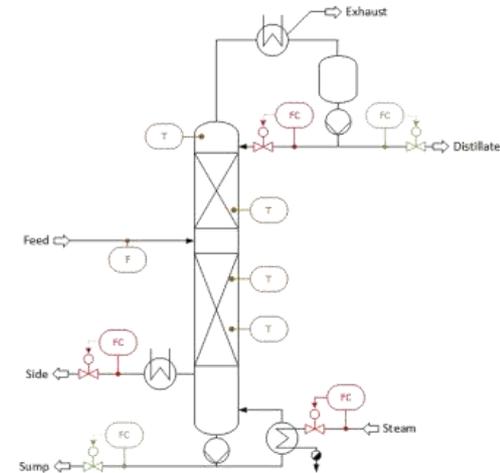
## Herausforderung

- Zusammensetzungen von Feed- und Produktströmen werden nicht gemessen

# Festlegung einer Standard-Regelungsstruktur

Kolonnenregelung: verkoppeltes Mehrgrößenproblem

- // **Basisregelung vor Qualitätsregelung (Druckhaltung, etc.)**
- // **Auswahl möglicher Regelungsstrukturen (loop pairing)**
  - // Heuristische Regeln: Standregelung mit dem größeren Strom, Temperaturregelung als Qualitätsregelung oder Nutzung von PAT
- // **Sensitivitätsanalyse (stationär)**
  - // Reaktion des Temperaturprofils und optimale Lage der Regeltemperaturen
  - // Numerische Analysen mit stationärem Prozessmodell (z.B. RGA)
- // **Vergleichende Analyse der gewählten Strukturen (wenn dynamisches Modell vorhanden)**
  - // Reglereinstellung, Simulation von Testszenarien (Störungen, Lastwechsel, etc.)
  - // Entwurf und Test erweiterter Funktionen (Störgrößenaufschaltung, druckkompensierte Temperaturen, etc.)
- // **Finale Einstellung der Regler an der Anlage (z.B. durch Sprungversuche)**
- // **Benötigt Kenntnisse in Verfahrenstechnik, Modellierung und Erfahrung**
- // **Ergebnis kann eine komplexe Struktur sein**



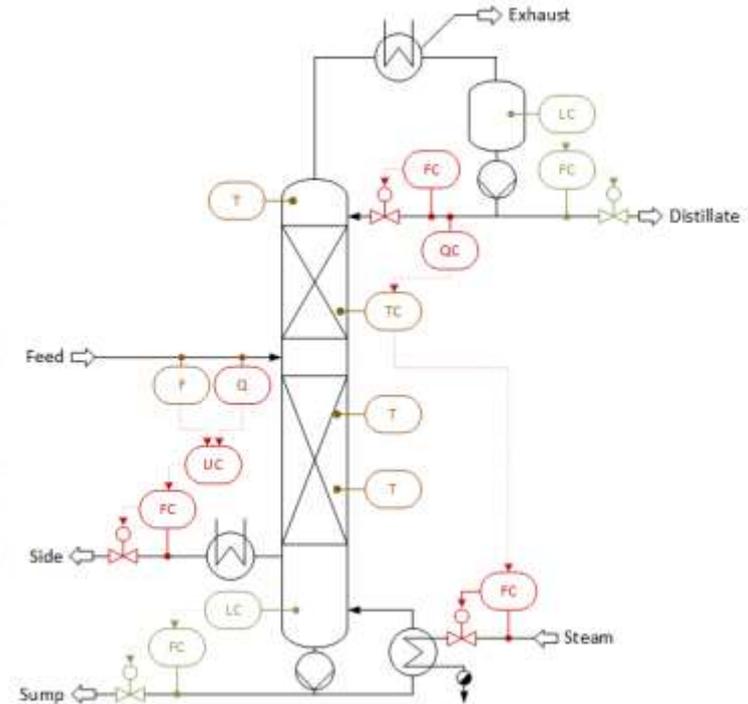
# Ergebnis: Konventionelle PID-Regelung als Ergebnis aus drei Alternativen

## Erforderliche zusätzliche PAT-Messungen

- Messung der Feedzusammensetzung
- Messung der Produktzusammensetzung

## Regelungskonzept

- Fester Reflux bei wirtschaftlichem Optimum
- Vorsteuerung des Seitenstroms nach Feedzusammensetzung
- Steuerung der Produktzusammensetzung über eine doppelte Kaskade auf Temperatur und Dampfdurchfluss



Können wir das nicht einfacher und besser machen?

Können wir das nicht einfacher und besser  
**(mit KI)** machen?

# Beispiel:

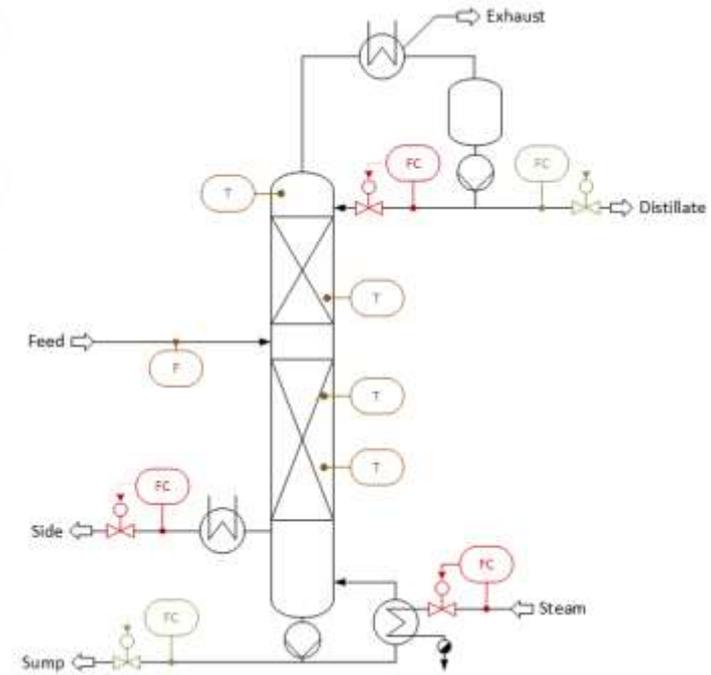
## Destillation zur Lösemittelrückgewinnung

### Ziel

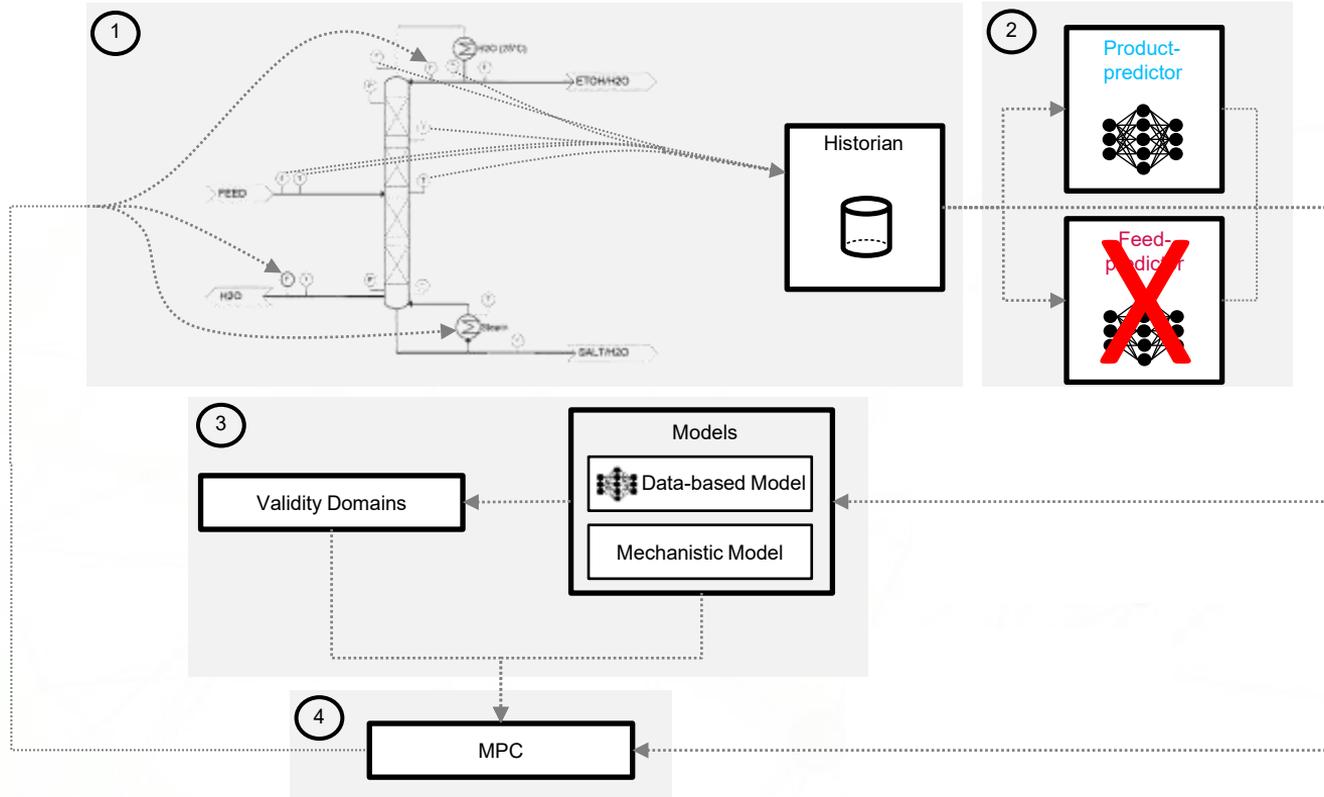
- Betrieb möglichst nah am Material- und Energieoptimum
- Störungen (oder Änderungen) in der Feedzusammensetzung ausregeln

### Herausforderung

- Zusammensetzungen von Feed- und Produktströmen werden nicht gemessen
- **Idee: Wir schätzen die Zusammensetzungen mit datengetriebenen Softsensoren und nutzen ein (datengetriebenes) Modell zur Regelung**



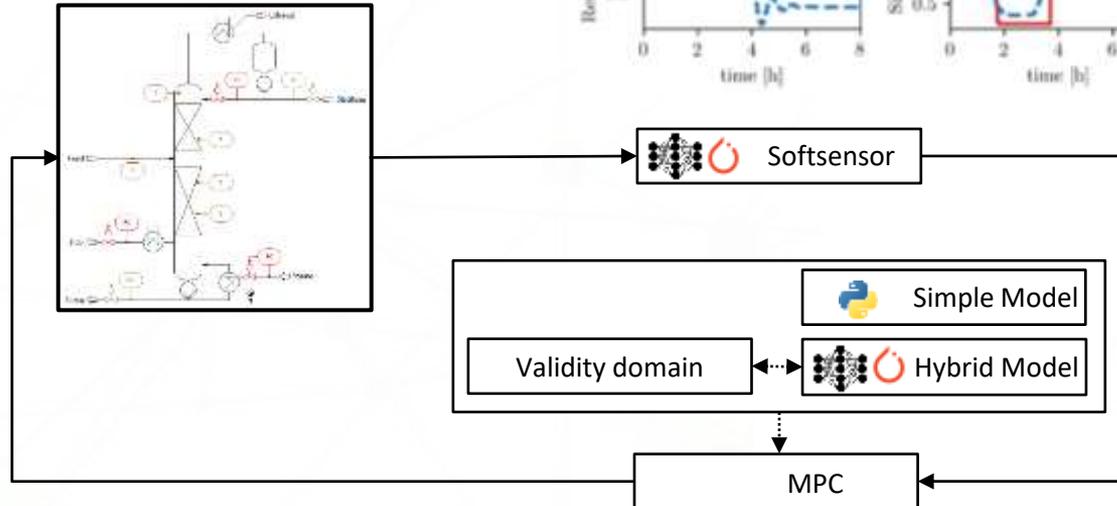
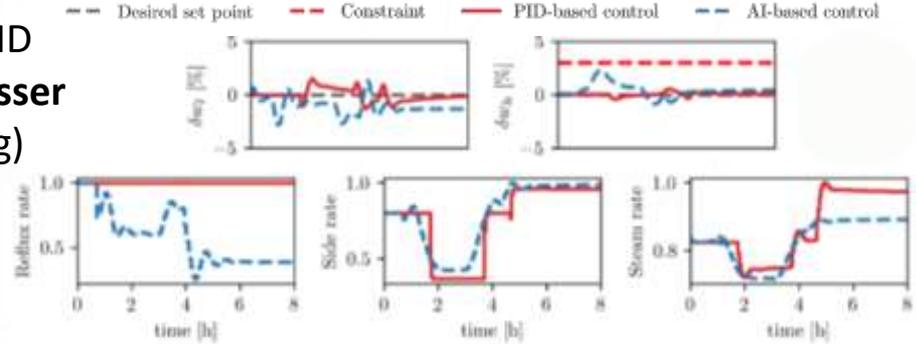
# Erarbeitete Lösung



1. Verfügbare Messungen werden gespeichert
2. Softsensors schätzen nicht gemessene Größen
3. Daten werden verwendet, um Modelle zu trainieren und entsprechende Gültigkeitsbereiche zu definieren
4. Daten, Modelle und Gültigkeitsbereiche werden innerhalb eines MPC-Frameworks verwendet, um die Fahrweise zu optimieren

# Performance (hier) vergleichbar mit PID

- Setpoint tracking **schlechter** als PID
- Geringerer Dampfverbrauch – **besser**
- PAT (teuer) vs. Softsensor (günstig)

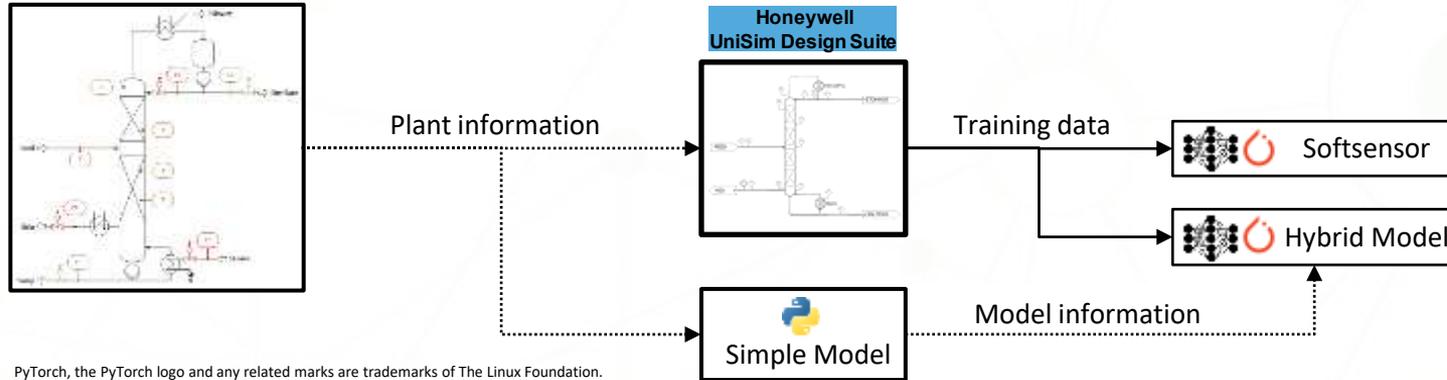


PyTorch, the PyTorch logo and any related marks are trademarks of The Linux Foundation.



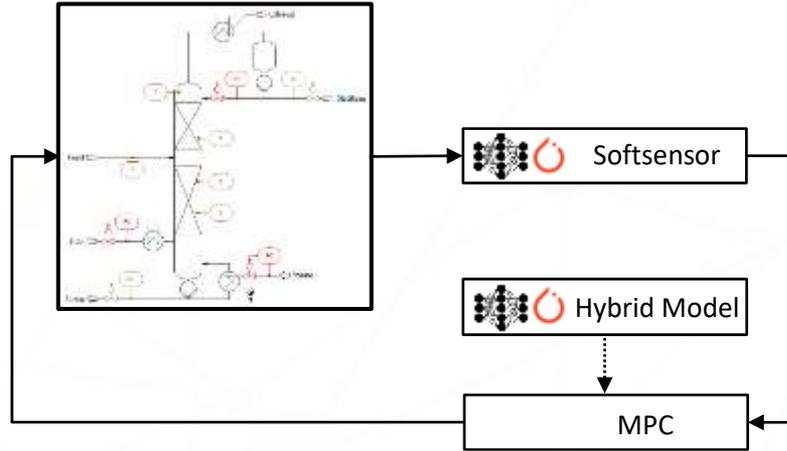
# Was haben wir gelernt?

# KI-basierte Methoden erfordern viele Daten

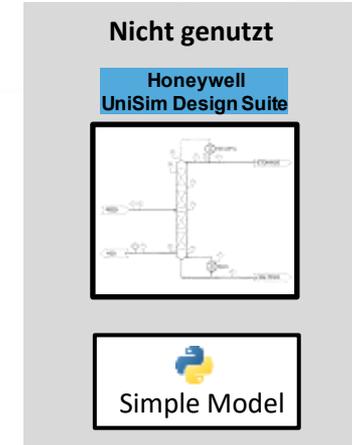


- Zum Training der ANN benötigt man **viele Betriebsdaten**
- Diese Daten sind an realen Anlagen (wie auch hier) meist **nicht vorhanden** oder enthalten **nicht genügend Information** (enger Arbeitsbereich)
- Wir benötigen ein **genaues, rigoreses Modell**, um Daten zu erzeugen

# Das hybride Modell ist nicht immer gültig

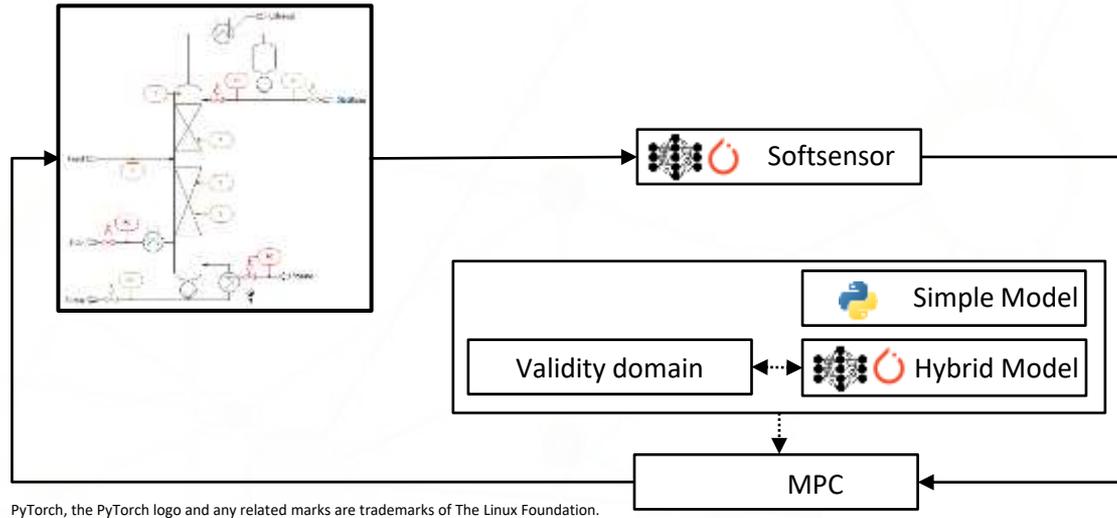


PyTorch, the PyTorch logo and any related marks are trademarks of The Linux Foundation.



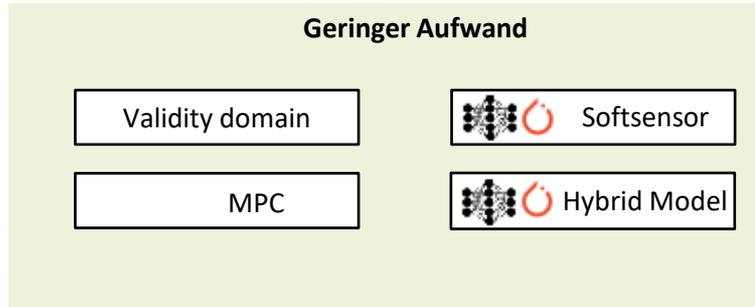
- An der Anlage kann es zu **Störungen** kommen, durch die die Anlage in Zustände kommt, die im Training des hybriden Modells nicht berücksichtigt wurden
- **Außerhalb des Trainingsbereichs** sind die Vorhersagen des hybriden Modells nicht verlässlich

# Robuster Regeln mit Validity Domains

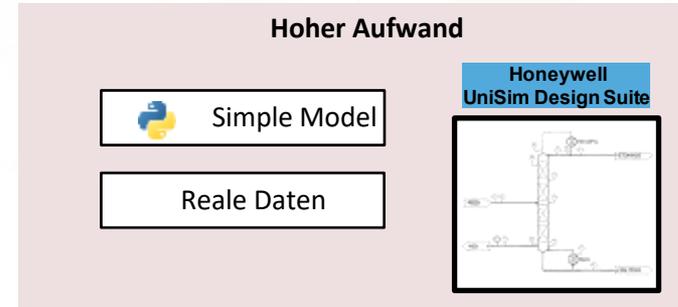


- Wir definieren von den **Betriebsdaten abhängige Gültigkeitsbereiche** (validity domains), in denen unsere Modelle verlässlich sind
- Im MPC werden die Gültigkeitsbereiche berücksichtigt und das **aktuell gültige Modell zur Regelung** verwendet

# Die Methodik verringert den Aufwand nicht

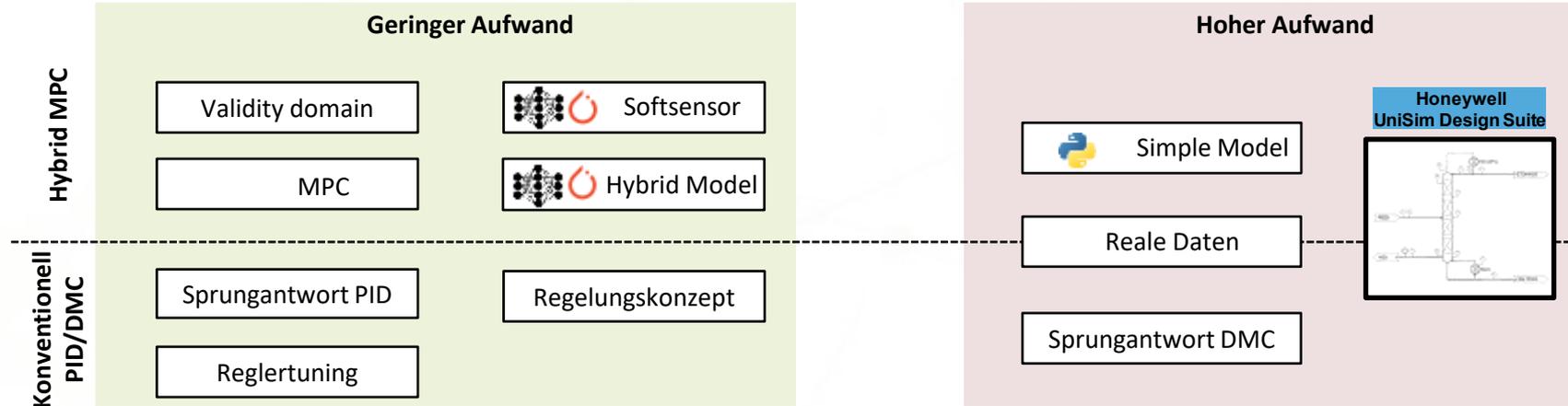


PyTorch, the PyTorch logo and any related marks are trademarks of The Linux Foundation.



- Das **Training** der datengetriebenen Methoden ist **nicht aufwändig**
- Um die Trainingsdaten zu generieren, müssen wir – wie für klassische Regler auch – ein **detailliertes Modell** der Anlage erstellen
- Reale Daten zu beschaffen ist oft aufwändig

# Die Methodik verringert den Aufwand nicht

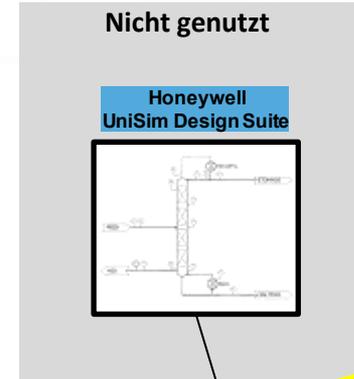
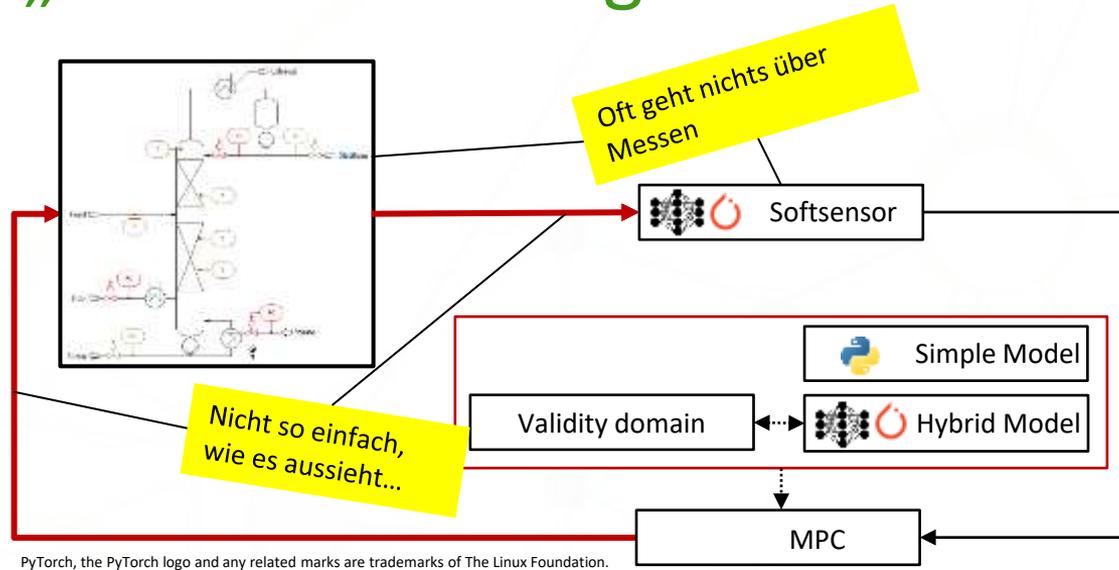


PyTorch, the PyTorch logo and any related marks are trademarks of The Linux Foundation.

Im Vergleich zu PID/DMC ist der **Aufwand gleich oder höher**

- PID benötigt nicht unbedingt ein rigoroses Modell, aber es hilft
- DMC benötigt keine Strukturauswahl, aber viele Betriebsversuche

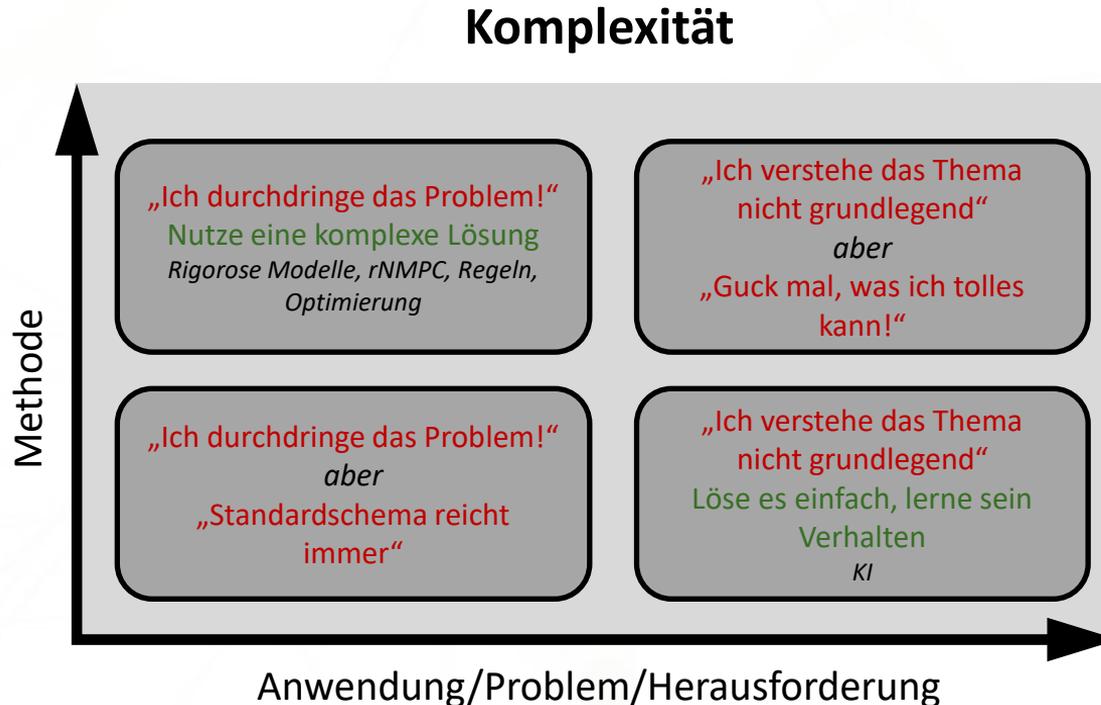
# „KI“ ist nicht die größte Herausforderung



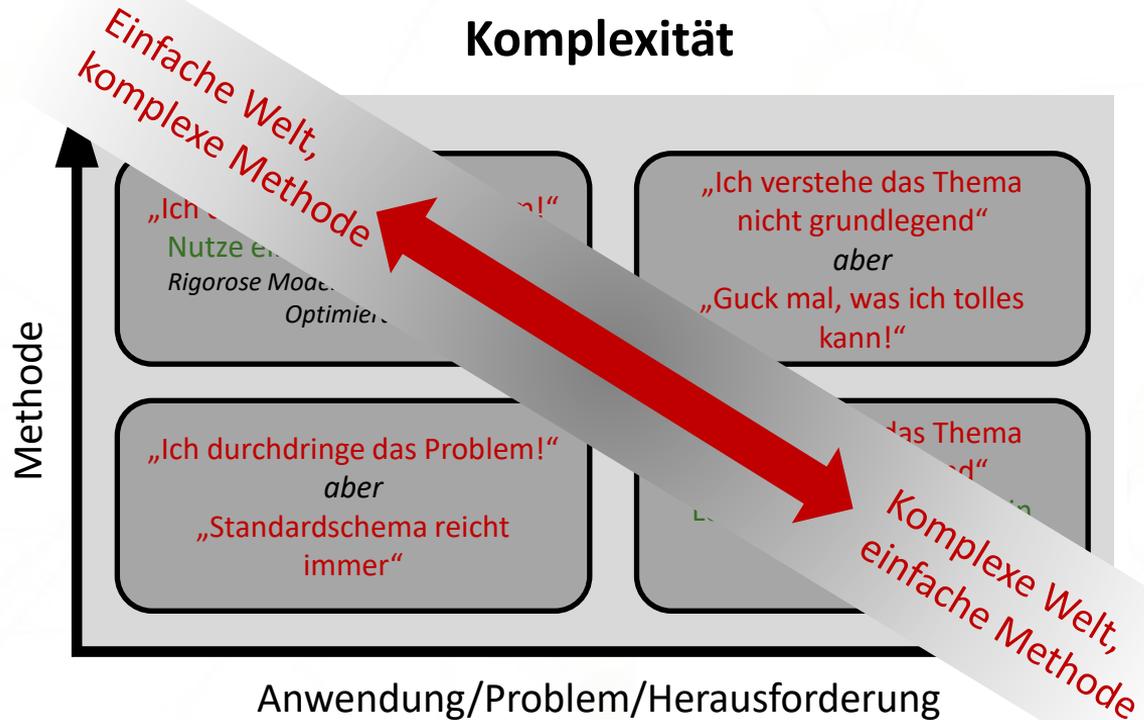
KI wäre nützlich, um das rigorose Modell zu erstellen

- Datengetriebene Methoden sind relativ einfach zu nutzen
- Die Modellierung von Prozessen ist aufwändig
- Das Lesen und Schreiben von Daten aus dem/ins Leitsystem ist kompliziert
- PAT ist teuer und komplex aber oft besser

# Nutzen wir KI (hier) nur weil wir es können?

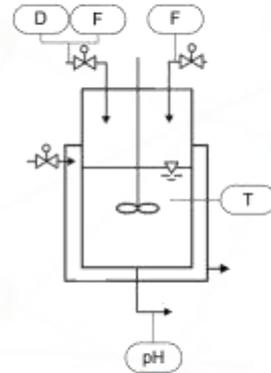


# Nutzen wir KI (hier) nur weil wir es können?



# Es geht weiter mit dem Usecase und den entwickelten Methoden

- Das Interesse an “KI” Methoden ist geweckt
- Wir wollen ans Leitsystem
- Erste (Test-) Anwendung der Validity domains zur Schätzung von Unsicherheiten in der Vorhersage von ML Modellen zur Überwachung von Sensoren



Can my model understand the data?  
Is the input data known from training?

How well can I trust the output?  
(Also outside the training data)

