

---

# Integration von Simulation und Reinforcement Learning zur Portalrobotersteuerung

Robert Miltenberger, Horst Zisgen (Hochschule Darmstadt)  
Markus Hochhaus, Jürgen Schmidpott (SimPlan AG)  
Boris Bind (Fibro Läßle Technology GmbH)

ASIM-Fachtagung: 13-15.09.2023

- Motivation
- Aufbau des Simulationsmodells
- Kommunikation Reinforcement Learning (RL) Agent – Simulator
- Setup des RL-Verfahrens
- Ergebnisse
- Fazit und Ausblick

- One-Piece-Flow über verschiedene, ggf. parallele, Stationen
- Transport durch ein Portal
- Frage: Wie sieht optimale Steuerung des Portals aus?
- Status quo: Nutzung von Heuristiken

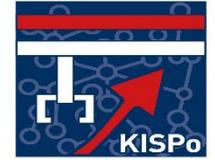


## Heuristiken ...

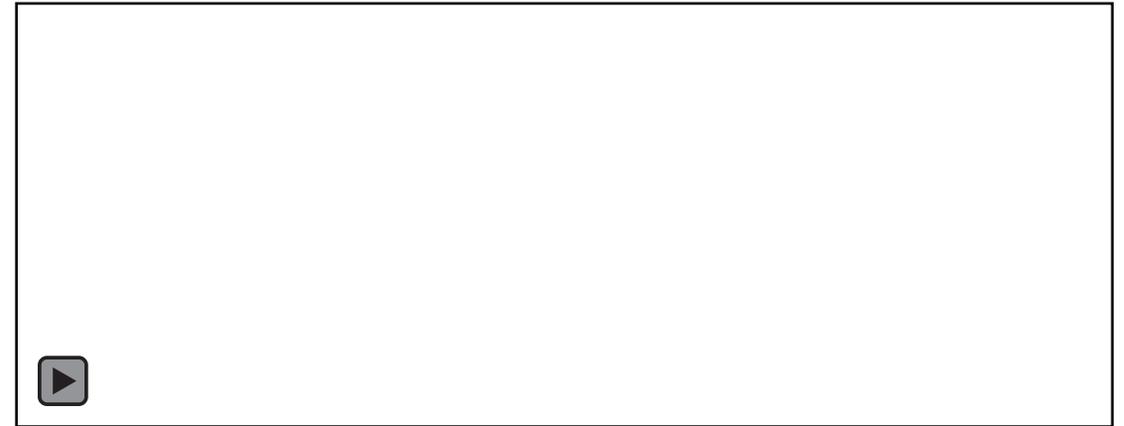
- sind immer anlagenspezifisch
- sind oft zeitaufwendig in der Erstellung
- bedürfen manueller Anpassung bei Änderungen der Anlage
- sind weniger effizient bei Anlagen mit vielen zufälligen Einflüssen (Maschinenausfälle etc.)

**Idee:** Nutzung von Reinforcement Learning Agenten in Kombination mit Simulation

# Allgemeiner Modellaufbau (Beispiel Plant Simulation)

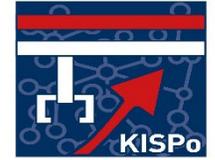


- Transport durch ein Portal
  - Nutzung des Gantry-Loader-Bausteins aus der CranesAndMore-Bibliothek
- Definition von Aktionen, die an die einzelnen Loader/Greifer übergeben werden können
  - load
  - unload
  - Angabe einer Zielstation für Fahrt
  - wait
- Aufruf der Dispo der Lader bei jeder Zustandsänderung
- Allgemein gehaltene Dispo-Steuerung (Heuristik) zur Erzeugung von Referenzwerten für den RL-Agenten



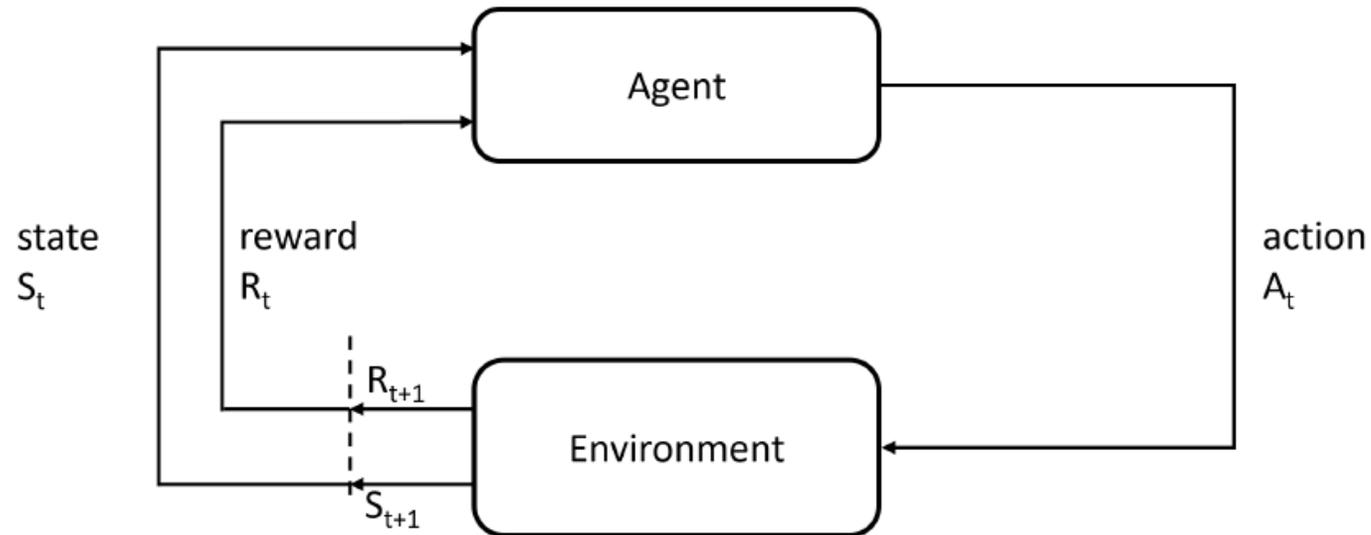
Durchlauf 3-Schritt-Modell mit I-Lader mit Störungen;  
Nutzung der programmierten Nearest Job First (NJF) Heuristik

# Generisches Modell der Simulation



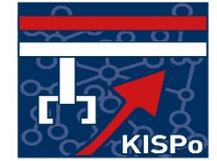
- Modellstruktur wird in JSON definiert
  - Anlegen verschiedener Klassen in Plant Simulation (z.B. Station, Portal) und Definition von Parametrierungsmöglichkeiten
    - Mapping der Parameter auf (ggf. benutzerdefinierte) Attribute über Subtabellen
  - Bei Übergabe der JSON-Datei werden angegebene Objekte erzeugt und entsprechend parametrisiert (Geschwindigkeit, Produktmix, Bearbeitungszeit, Stationsreihenfolge)
- Beliebige Konfiguration möglich ohne Erfahrung in den entsprechenden Simulationstools
- Änderungen am Modellverhalten immer automatisch in allen Modellen





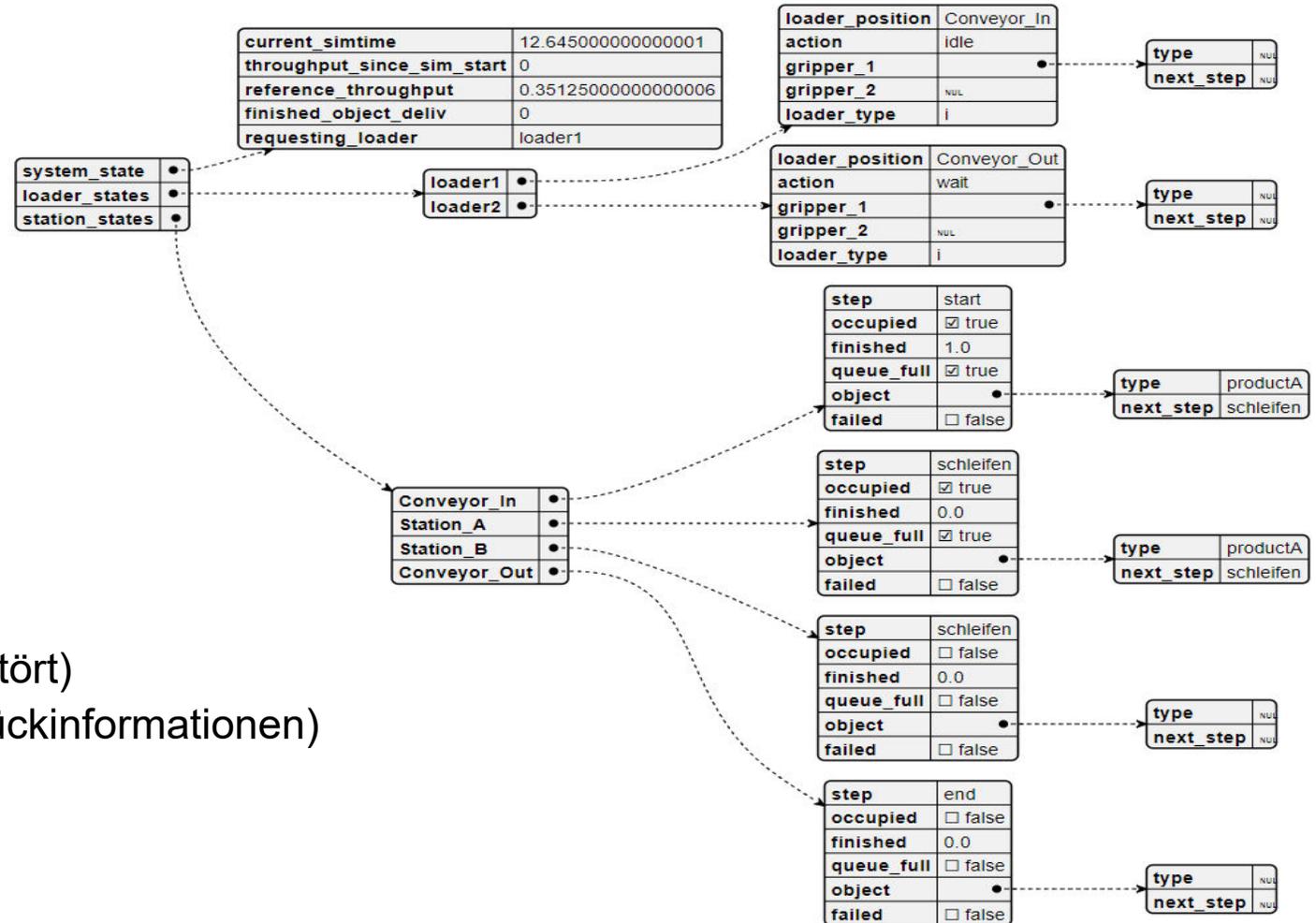
- Lernen durch Interaktion eines Agenten mit seinem Environment
- Iteration von Zustand  $S_t \rightarrow$  Aktion  $A_t \rightarrow$  Reward  $R_{t+1} \rightarrow$  Nachfolgezustand  $S_{t+1} \rightarrow A_{t+1} \rightarrow \dots$
- Bewertung der gewählten Aktion in einem Zustand durch sog. Q-Werte

# Query Struktur - Exemplarisch



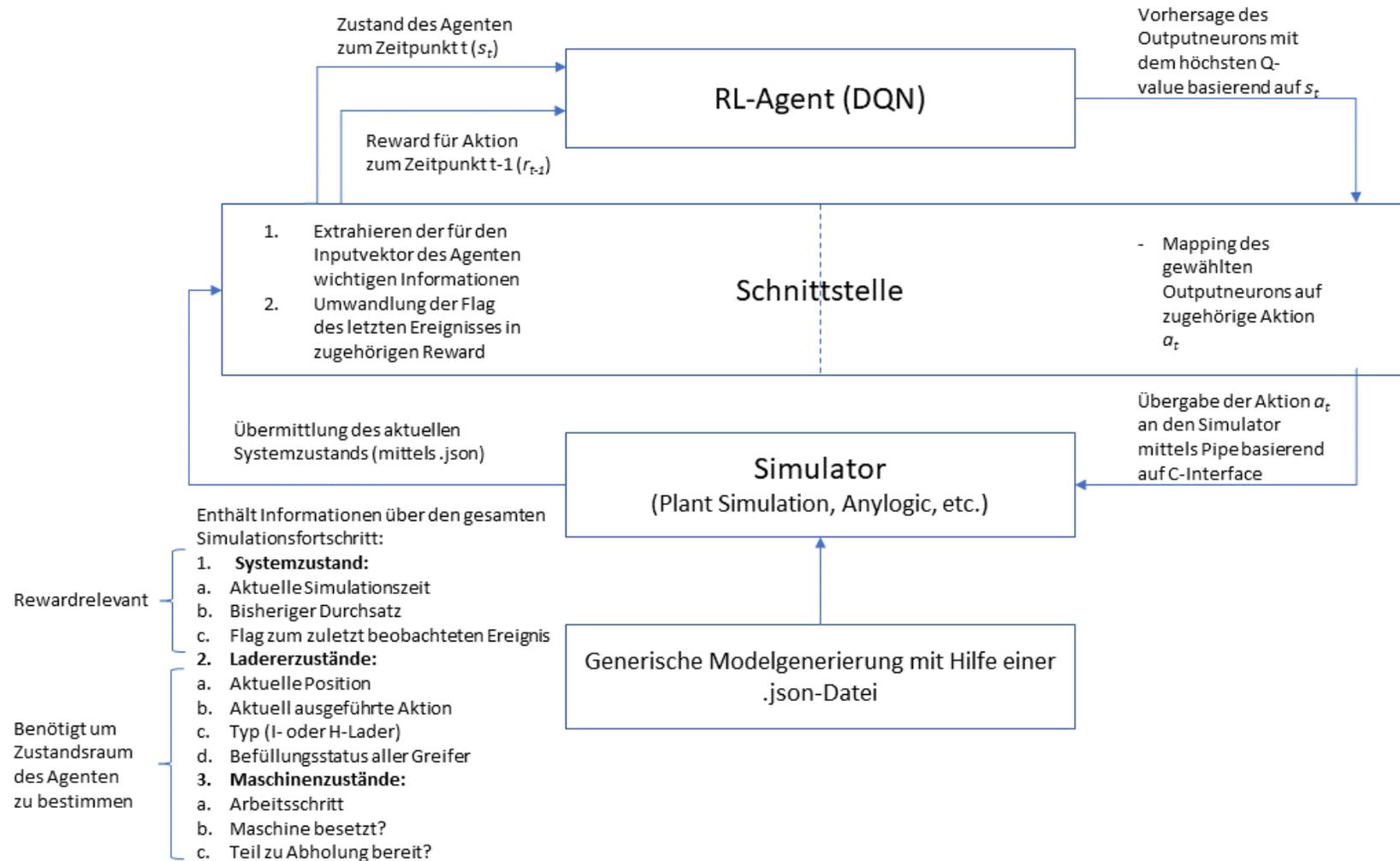
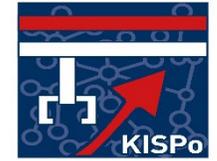
## Modellzustand

- Systemzustand
  - Simulationszeit
  - Durchsatz
- Laderzustände
  - Position
  - Ladezustand
  - Werkstückzustand
- Stationszustände
  - Prozessschritt
  - Aktueller Zustand (Belegt/leer, gestört)
  - Werkstückzustand (Fertig, Werkstückinformationen)
- Werkstücke
  - Art
  - Nächster Prozessschritt

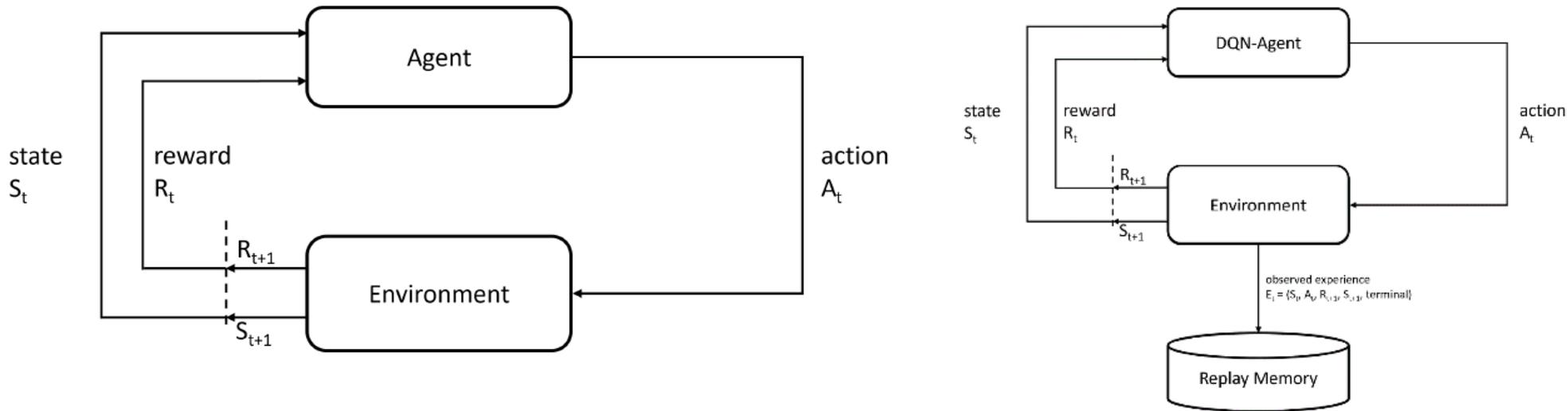


- Basierend auf HTTP (Plant: `postStringToUrl` / AnyLogic: `http-java-modul...`) und JSON
  - Simulator muss
    - http-requests erzeugen können („POST“ requests)
    - JSON erzeugen / parsen können
- Es ist egal, wie Simulator gestartet wird, aktuell via Kommandozeile
- Nach Start:
  1. Simulator meldet sich bei Schnittstelle mit seiner ID (muss beim Start übergeben werden)
  2. Setup → Fragt nach Modell und Rahmenparameter der Simulation (wie z.B. Simulationsdauer)
  3. Simulator startet die Simulation → `simStart` an RL-Agenten
  4. Dispo in der Simulation → Query an RL-Agent → RL-Agent antwortet mit `action(s)`
  5. Simulationsende → `simEnd` an RL-Agent → RL-Agent antwortet mit *shouldContinue* und neuem Seed
    - a. *shouldContinue* = true → Sprung zu 3.
    - b. ansonsten → Simulator beendet sich

# Kommunikation zwischen RL-Agent und Simulation



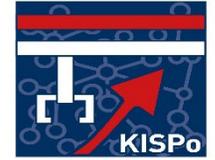
# Reinforcement Learning Verfahren



- Klassisches Q-Learning iteriert den Q-Wert mittels der Formel
- Q-Learning nicht praktikabel für große Zustands- und/oder Aktionsräume
- Verwendung von Deep Neural Networks (DQN) zur Approximation des Q-Werts

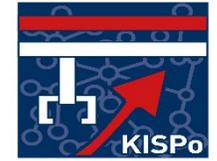
$$L_t = (Q(S_t, A_t; \theta) - (R_{t+1} + \gamma * \max_A Q(S_{t+1}, A; \theta^-)))^2$$

# Deep Reinforcement Learning Verfahren



- Informationen des Laders und der Maschinen als Input
  - Lader: Aktuelle Position, Befüllungsstatus (0=leer, 1=unbearbeitet, 2=bearbeitet)
  - Maschinen: Teil in Bearbeitung, Teil zur Abholung bereit, Maschine ausgefallen
- Mögliche Aktionen als Output (Fahrbefehl an jede Station, Be- und Entladen und Warten)
- Unmögliche Aktionen werden unterdrückt
  - Bspw. Entladen, wenn Lader unbefüllt, etc.
- Rewardvergabe:
  - +5: fertiges Teil abgeliefert
  - +2: Teil korrekt an Bearbeitungsmaschine
  - -1: Für ersten von zwei aufeinanderfolgenden Fahrbefehlen
  - $+\frac{\tau_t}{t}$ : Für Lade- und Entladebefehle, mit  $\tau_t$  ist der Durchsatz bis zum Zeitpunkt  $t$
  - 0: sonst

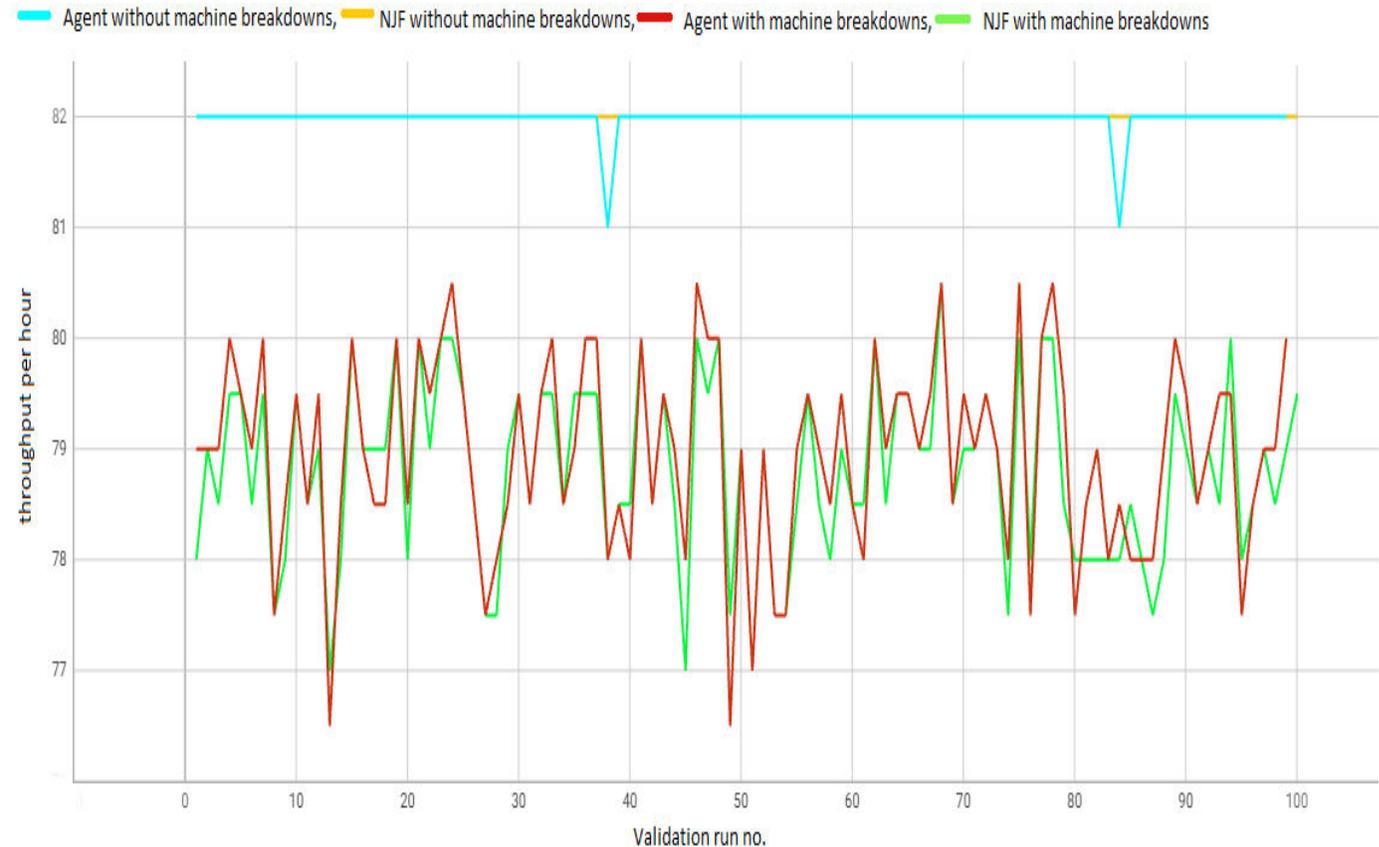
# Ergebnisse (ohne und mit Maschinenausfällen)



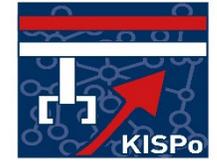
„Fast“ deterministisch →

Maschinenausfälle →

|          | Mittlerer Durchsatz | 90% Konfidenzintervall |
|----------|---------------------|------------------------|
| RL-Agent | 78.96               | [78.81,79.11]          |
| NJF      | 78.79               | [78.66,78.93]          |



# Ergebnisse (Maschinenausfälle und unterschiedliche Zwischenankunftszeiten)



|          | Mittlerer Durchsatz | 90% Konfidenzintervall |
|----------|---------------------|------------------------|
| RL-Agent | 79.06               | [78,91; 79,21]         |
| NJF      | 78.40               | [78,22; 78,58]         |

|          | Mittlerer Durchsatz | 90% Konfidenzintervall |
|----------|---------------------|------------------------|
| RL-Agent | 71.10               | [70,93; 71,27]         |
| NJF      | 70.85               | [70,67; 71,02]         |



- **Fazit**

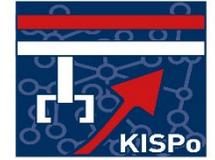
- Generischer Modellaufbau für das Zusammenspiel Simulation – RL-Agent essentiell
- Modellierung der Bewertung (Reward-Funktion) im Simulationsmodell erfordert besondere Sorgfalt
- Für die beobachteten Szenarien liefert der RL-Agent im Vergleich zur NJF-Heuristik mindestens gleich gute Ergebnisse

- **Ausblick**

- Betrachtung komplexerer Modellkonstellationen (unterschiedliche Ladertypen, Mehrladermodelle, mehrere Produkttypen, Prüfkonzepte, etc.)
- Bereits erste gute Ergebnisse für H-Lader-Portale und Portale mit mehreren Produkten
- Entwicklung komplexerer Agentenstrukturen, bspw. Multiagenten-Systeme zur Steuerung mehrerer Lader oder Reward-Machines

Das KISPo Projekt (HA Projektnum. 1286/21-187) wird aus Mitteln der LOEWE – Landes-Offensive zur Entwicklung Wissenschaftlich-ökonomischer Exzellenz, Förderlinie 3: KMU-Verbundvorhaben gefördert.

# Setting des Neuronalen Netzes



- Informationen des Laders und der Maschinen als Input
  - Lader: Aktuelle Position, Befüllungsstatus (0=Leer, 1=unbearbeitet, 2=bearbeitet)
  - Maschinen: Teil in Bearbeitung, Teil zur Abholung bereit, Maschine ausgefallen?
- Mögliche Aktionen als Output (Fahrbefehl an jede Station, Be- und Entladen und Warten)
- 3 Hidden Layers á 16 Neuronen
- ReLu-Aktivierungsfunktion zwischen Hidden Layern
- Parameteroptimierung mittels ADAM-Optimizer

- Episoden: 20.000
- $\epsilon_{decay}$ : 0,99975
- Replay-Memory Größe: 50.000
- Minibatchsize: 64
- Training: Mit 1/3 Wahrscheinlichkeit nach jeder Entscheidung
- Target-Prediction Update: 10 Episoden