

Reinforcement Learning für Industrieroboter

In dem Projekt KIRoPro wurde gemeinsam mit Schaeffler Technologies AG & Co. KG ein System zur automatisierten Programmierung industrieller Robotersystemen für die Montage und Handhabung besonders anspruchsvoller Teile entwickelt.

Motivation

Für den Wirtschaftsstandort Deutschland und im besonderen für den Freistaat Bayern ist eine hohe Automatisierung unersetzlich, um den Personalkostenvorteil konkurrierender Ländern zu kompensieren und langfristig international wettbewerbsfähig zu bleiben. Derzeitige Automatisierungsmethoden bieten aber nicht die nötige intuitive, flexible und zeiteffiziente Programmierung. Vor allem Roboterapplikationen zur Handhabung komplexer Teile können aktuell nur mit sehr hohem manuellen Programmieraufwand und vielen experimentellen Schritten (Trial-and-Error) realisiert werden.

Der innovative Kern des Projekts liegt darin, dass Roboter mithilfe von Künstlicher Intelligenz und Reinforcement Learning (bestärkendem Lernen) in bestimmten Grenzen selbstständig programmiert und verbessert werden können. Eine Wissensdatenbank speichert dazu strukturiertes Wissen über komplexe Roboteranwendungen.

Die Trainingsdaten für das Lernen werden synthetisch durch einen digitalen Zwilling erzeugt – reale Anlagen müssen also nicht aufwendig für Lerndaten genutzt werden. Während der Produktion überwacht das System laufend die Prozesse, erkennt Veränderungen und passt mithilfe des Reinforcement Learnings und der Wissensdatenbank die Roboterprogramme automatisch an. So entsteht eine adaptive, lernfähige Produktion, die sich ständig selbst optimiert.

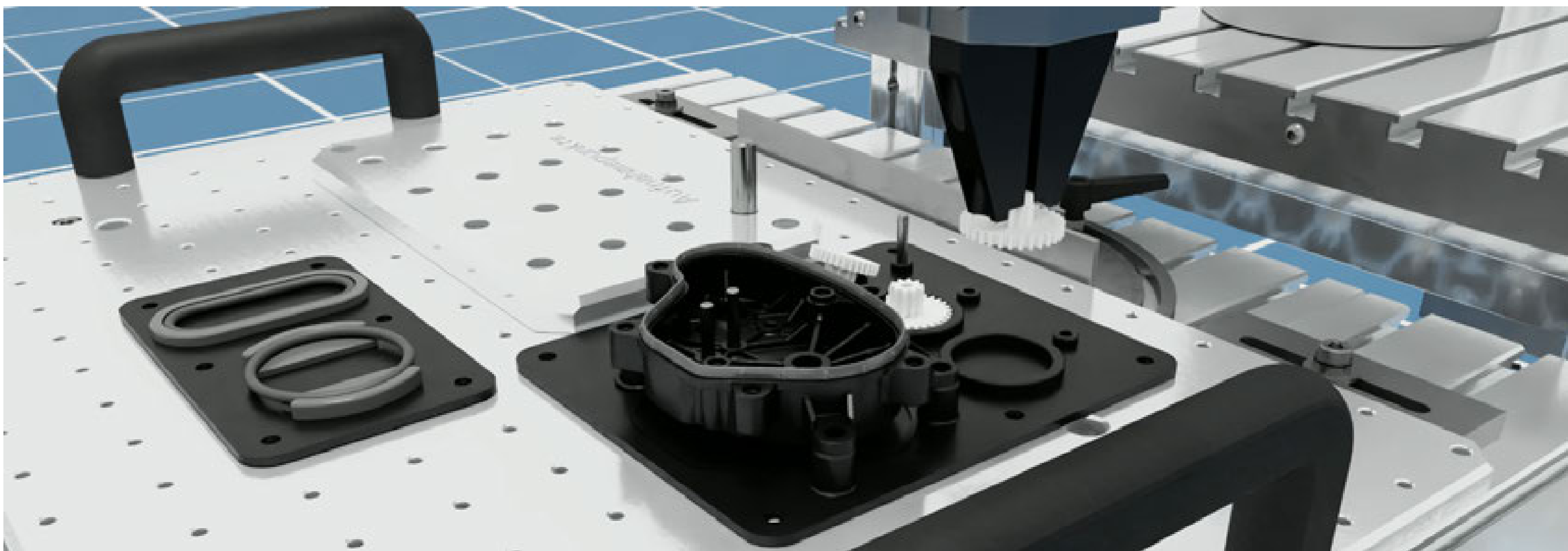


Abb. 1: Montageprozess in der Simulationsumgebung IsaacSim

Umsetzung

Im Projekt wurden digitale Zwillinge von Roboterzellen erstellt, in denen Reinforcement-Learning-Agenten trainiert werden. Abhängig vom Erfolg ihrer Aktionen erhalten die Agenten eine Belohnung (Reward). Auf Basis dieser Rückmeldungen lernen die Roboter, bestimmte Abläufe selbstständig auszuführen und zu optimieren.

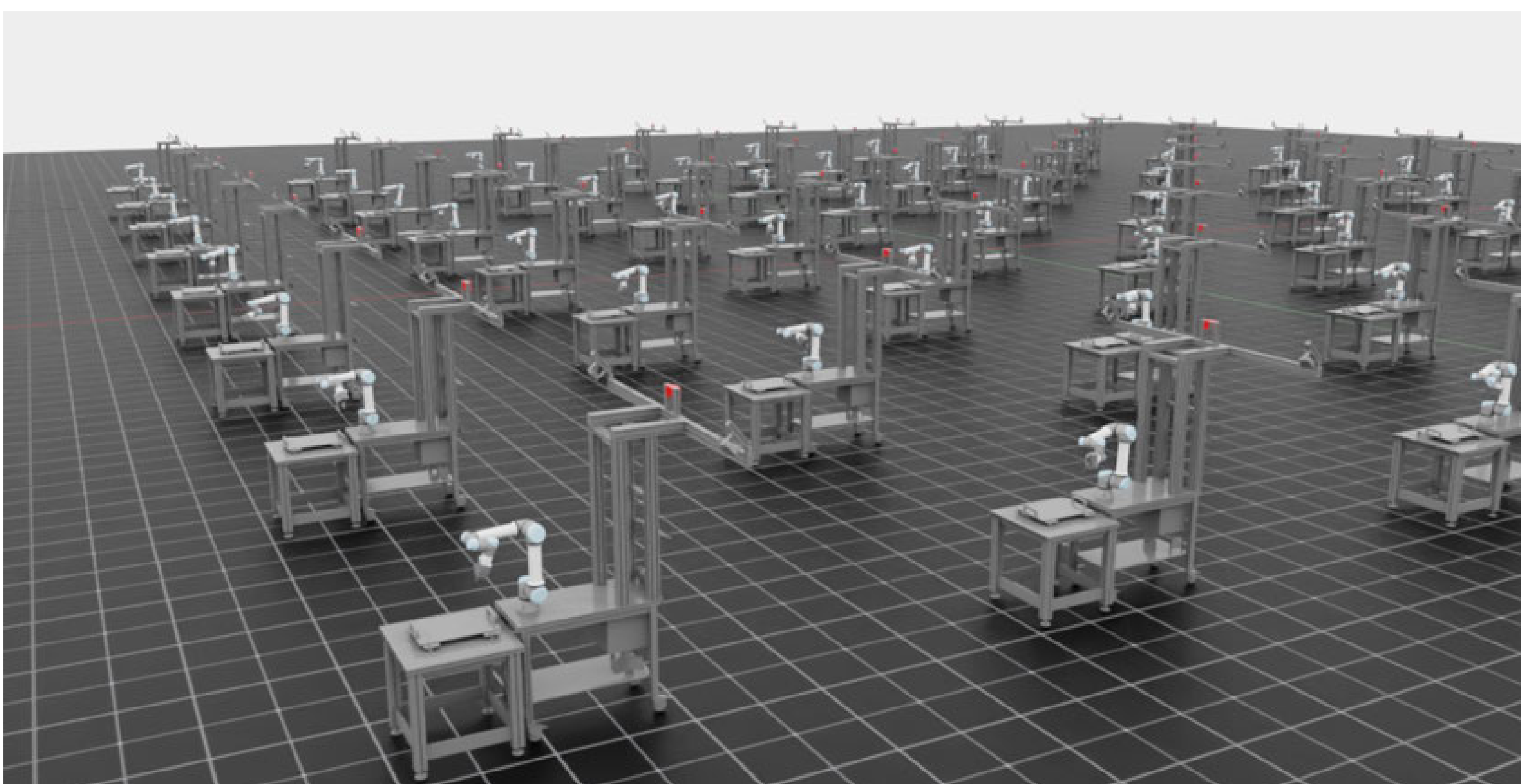


Abb. 2: Paralleles Training von 128 Roboter in der Simulationsumgebung IsaacSim

Die Ergebnisse wurden anschließend auf eine reale Roboterzelle übertragen (deployt) und dort getestet und validiert. Dadurch konnte gezeigt werden, dass die im digitalen Zwilling gelernten Strategien auch in der realen Umgebung erfolgreich angewendet werden können.



Abb. 3: Erlerntes Greifen ein X-Rings

Außerdem finden Sie weitere Ausschreibungen und Themen für mögliche Abschlussarbeiten auf:



www.th-nuernberg.de/nct-aut-lehre

Kontakt

Tristan Strattner
+49 911 5880 3141
tristan.strattner@th-nuernberg.de

Weiterer Forschungsbedarf

Aus dem Projekt ergaben sich mehrere Forschungsergebnisse. Aktuell ist das Reinforcement Learning noch zu iterativ, um es direkt in der Praxis effizient einsetzen zu können. Für einen produktiven Einsatz müssen die Lernprozesse weiter automatisiert und beschleunigt werden.

Zudem ist die Erstellung der Belohnungsfunktionen (Rewards) derzeit sehr aufwändig, und auch das Programmieren sowie Anpassen des Systems erfordert noch manuelle Eingriffe. Hier besteht weiterer Forschungs- und Entwicklungsbedarf, um den Einsatz in realen Produktionsumgebungen zu vereinfachen.

Die Modellierung der physikalischen Simulation ist derzeit sehr aufwändig. In der industriellen Praxis werden echte Simulationen nur selten eingesetzt – meist handelt es sich lediglich um Animationen, die zwar Bewegungsabläufe darstellen, jedoch keine realen physikalischen Wechselwirkungen (wie Kräfte, Reibung oder Kollisionen) genau abbilden.