

Verknüpfung von KI und Digitalen Zwillingen: Eine Strukturierte Schnittstelle für die Intelligente Fertigung

J. Zhang und A. Wortmann, ISW, Universität Stuttgart

Kurzfassung

Die Integration von Software-Systemen des digitalen Zwillings (DT) mit künstlicher Intelligenz (KI) revolutioniert die moderne Fertigung indem sie vorausschauende Wartung, Produktionsoptimierung und betriebliche Effizienz ermöglicht. Die bisherige Forschung hat sich jedoch nicht ausreichend mit den Herausforderungen der Entwicklung einer standardisierten und dennoch flexiblen Application Programming Interface (API) für KI-gesteuerte DT-Systeme befasst – insbesondere im Hinblick auf Interoperabilität, Sicherheit und Skalierbarkeit. Die vorliegende Arbeit befasst sich mit diesem Problem, indem sie die KI-Anforderungen auf die Softwaresysteme des DT abbildet und ein strukturiertes API-Framework vorgeschlägt, sodass eine nahtlose KI-Integration ermöglicht wird. Wir demonstrieren die Effektivität unseres Ansatzes anhand einer Fallstudie über ein KI-gesteuertes Hochregallagersystem und zeigen, wie ein DT die KI-gesteuerte Entscheidungsfindung verbessern kann. Durch die Schaffung einer standardisierten KI-DT-Schnittstelle legt diese Forschung den Grundstein für skalierbare, modulare und explainable KI-Anwendungen in der intelligenten Fertigung und darüber hinaus.

Digitale Zwillinge – Künstliche Intelligenz – Produktion – Software Schnittstellen

1 Motivation

Die Integration von Digital Twin (DT)-Softwaresystemen mit künstlicher Intelligenz (KI) verändert die moderne Fertigung. Diese Synergie ermöglicht Einblicke und autonom Entscheidungen, die zu intelligenteren und effizienteren Prozessen führen [1]. Im Zentrum dieser Transformation steht eine robuste Software-System-API, die als Kommunikationsbrücke zwischen DTs und externen KI-Systemen dient. Eine Plug-in-basierte Architektur ermöglicht es Herstellern, KI-Funktionalität als modulare Komponenten zu integrieren und so Anpassungsfähigkeit und Innovation zu fördern [2].

Zu den wichtigsten Anwendungen dieses Ansatzes gehören:

- Predictive Maintenance: Vorhersage von Anlagenausfällen, bevor sie den Betrieb stören.
- Optimierung der Produktion: Verbesserung der Arbeitsabläufe zur Maximierung der Effizienz.
- Betriebliche Effizienz: Verbesserung der Produktivität ohne Überholung der gesamten Infrastruktur.

Durch die Einführung eines modularen Frameworks gewährleisten die Hersteller eine nahtlose KI-Integration und ermöglichen kontinuierliche Verbesserungen, bei gleichzeitiger Flexibilität für zukünftige Entwicklungen [3]. Trotz des Potenzials ist die Entwicklung einer API für KI-gesteuerte DT-Softwaresysteme mit mehreren Herausforderungen verbunden:

- Flexibilität vs. Standardisierung: Die API muss verschiedene KI-Modelle unterstützen und gleichzeitig eine standardisierte Schnittstelle beibehalten, die die Integration vereinfacht, ohne die Robustheit zu beeinträchtigen.
- Sicherheit: Die Offenlegung von Betriebsdaten über APIs wirft Sicherheitsprobleme auf. Starke Authentifizierung, Verschlüsselung und Zugriffskontrollen sind erforderlich, um sensible Informationen zu schützen.
- Interoperabilität: Produktionsumgebungen umfassen Legacy-Maschinen, moderne Internet of Things (IoT)-Geräte und unterschiedliche Datenformate. Die API muss eine nahtlose Kommunikation zwischen diesen heterogenen Systemen gewährleisten.
- Skalierbarkeit und Wartbarkeit: Da sich KI-Anwendungen weiterentwickeln, muss die API effizient skalierbar und gleichzeitig einfach zu aktualisieren und zu erweitern sein.

Dieses Papier befasst sich mit diesen Herausforderungen, indem es die Anforderungen der KI an DT-Softwaresysteme beschreibt und einen strukturierten API-Rahmen vorschlägt. Zur Demonstration der Wirksamkeit wird ein Lagerszenario vorgestellt, das die Integration von KI in einer realen Umgebung veranschaulicht.

Durch die Überbrückung der Kluft zwischen DTs und KI legt diese Forschung den Grundstein für erweiterbare und wiederverwendbare Lösungen, die Fertigungsintelligenz in verschiedenen Domänen ermöglichen.

2 Stand der Technik

1. ISO 23247: Ein Rahmenwerk für den Digitalen Zwilling in der Fertigung.

ISO 23247 [4] ist eine internationale Norm, die ein Rahmenwerk für den DT in der Fertigung definiert, das Interoperabilität, Skalierbarkeit und standardisierten Datenaustausch sicherstellt. Er bietet einen strukturierten Ansatz für die Integration von DTs mit physischen Systemen zur Unterstützung der Entscheidungsfindung, Prozessoptimierung und Effizienzsteigerung. Der Standard besteht aus fünf Hauptkomponenten:

1. Produktionselemente, welche die physischen Komponenten eines Fertigungssystems repräsentieren, spiegeln sich im DT wider. Dazu gehören Maschinen und Anlagen wie CNC-Maschinen, Roboter und Montagelinien sowie Sensoren und Aktoren, die Daten erfassen und Steuerungsaktionen ausführen. Auch Produkte und Materialien wie Rohstoffe, unfertige Erzeugnisse und Fertigerzeugnisse sind Teil der digitalen Abbildung. Darüber hinaus werden Arbeiter und Bediener, also menschliche Rollen, die mit DT interagieren, berücksichtigt. Ebenso zählen Anlagen wie Gebäude, Hallen und Arbeitsplätze zu den im DT modellierten Elementen. Jedes dieser Elemente besitzt eine entsprechende digitale Repräsentation im DT.
2. Digitale Zwillingsinstanzen dienen als digitale Gegenstücke zu den Produktionselementen. Jede Instanz umfasst dabei verschiedene Komponenten: Datenmodelle bilden die strukturierten Daten ab, die das physische Element repräsentieren, während Verhaltensmodelle Simulationen und vorausschauende Analysen ermöglichen. Über Kommunikationsschnittstellen, meist in Form von APIs, werden die Daten der Instanzen laufend aktualisiert. Zudem stehen Rechenressourcen zur Verfügung, um Informations- und Kommunikationsanalysen durchzuführen. Durch die Nutzung von Digitale Zwillingsinstanzen können Produktionsanlagen überwacht, gesteuert und optimiert werden.

3. DT-Datendienste übernehmen zentrale Aufgaben innerhalb des DT-Ökosystems. Sie erfassen Sensordaten und Informationen aus IoT-Geräten, verarbeiten und transformieren die Rohdaten durch Analyseprozesse und sorgen für deren sichere Speicherung und Verwaltung. Darüber hinaus stellen Interoperabilitätsdienste sicher, dass die Integration zwischen unterschiedlichen Systemen und Komponenten nahtlos und auf Basis standardisierter Formate erfolgt.
4. Die Komponenten des DT-Systems umfassen Schlüsseltechnologien, die den Betrieb digitaler Zwillinge ermöglichen. Edge Computing verarbeitet Daten lokal in unmittelbarer Nähe zur Datenquelle, um Latenzzeiten zu reduzieren. Cloud Computing ergänzt dies durch skalierbare Datenspeicherung und umfangreiche Analysekapazitäten. Industrial IoT (IIoT)-Plattformen dienen als Middleware, die physische Anlagen mit dem Digitalen Zwilling verbindet. Ergänzend dazu kommen KI- und Simulations-Engines zum Einsatz, die maschinelles Lernen für die Optimierung von Prozessen und die vorausschauende Wartung ermöglichen.
5. Schnittstellen zu DT-Systemen sind essenziell, da Digitale Zwillinge mit externen Systemen interagieren müssen, um eine umfassende Funktionalität zu gewährleisten. Dazu gehören Schnittstellen zu Manufacturing Execution Systems (MES), die die Produktionssteuerung unterstützen, sowie zu Enterprise Resource Planning (ERP)-Systemen, die betriebswirtschaftliche Prozesse integrieren. Ebenso ist die Anbindung an Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA)-Systeme erforderlich, um Überwachung und Steuerung technischer Prozesse sicherzustellen. Ergänzend spielt die Integration mit Product Lifecycle Management (PLM)-Systemen eine wichtige Rolle, um den gesamten Lebenszyklus von Produkten digital abzubilden und zu steuern.

Während die ISO 23247 DT-Anforderungen definiert, fehlen detaillierte API-Spezifikationen und eine klare Beschreibung wie die einzelnen DT-Komponenten innerhalb eines KI-integrierten Systems interagieren.

2. Digital Twin and the Asset Administration Shell

Die Asset Administration Shell (AAS) ist ein zentrales Konzept für die Verwaltung digitaler Repräsentationen physischer oder virtueller Assets im Kontext von Industrie 4.0. Sie bildet die standardisierte Schnittstelle zwischen einem Asset und seiner digitalen Darstellung und ermöglicht die strukturierte Bereitstellung, Nutzung und den Austausch von Informationen über verschiedene Systeme hinweg. Die AAS unterstützt dadurch die Interoperabilität und fördert die Integration von Digitalen Zwillingen in heterogenen Produktionsumgebungen.

In vorangegangener Forschung wurden die DT-Anforderungen anhand des Konzepts der AAS untersucht [5]. Diese Analyse identifizierte Schlüsselfunktionalitäten, die für DTs in industriellen Anwendungen erforderlich sind:

- R01 Asset Receive - Daten vom physischen System erfassen.
- R02 Asset senden - Steuerbefehle oder Rückmeldungen senden.
- R03 Grafische Benutzeroberfläche (GUI) - Ermöglicht die visuelle Darstellung und Benutzerinteraktion.
- R04 Repräsentation - Erstellung eines strukturierten digitalen Modells des Assets.

- R05 Synchronisation - Sicherstellung bidirektionaler Aktualisierungen zwischen dem physischen und dem DT.
- R06 Berichterstattung - Bereitstellung von Informationen für ausgewählte Empfänger.
- R07 Zwillingskommunikation - Ermöglicht die Interaktion zwischen DTs für eine koordinierte Entscheidungsfindung.
- R08 Systeminteraktion - Integration mit ERP, MES und anderen industriellen Systemen.
- R09 Mehrwertdienste - Unterstützung von vorausschauender Wartung und Optimierung (KI-gesteuert).
- R10 Reasoning - Nutzung von regelbasierten Algorithmen und KI zur Datenanalyse und Entscheidungsunterstützung.

Die KI-Funktionalität unterstützt in erster Linie Optimierung und Reasoning durch Vorhersagemodelle und datengestützte Entscheidungsfindung.

3. Literaturstudien zur Integration von KI und DT

Mehrere Studien [6,7,8,9] betonen die Notwendigkeit einer klar definierten Schnittstelle zwischen DT-System und KI-Anwendungen:

Diese Arbeiten konzentrieren sich auf KI-Komponenten, vernachlässigen aber, wie KI mit dem Rahmenwerk des DT interagiert. In der Medizin [7] werden digitale Repräsentationen zur Vorhersage von Arzneimittelwirkungen über KI eingesetzt, aber es bleiben Fragen der Reproduzierbarkeit. KI-Anwendungen werden in der Logistik [8], bei von Fahrzeugschäden, bei der Fehlerdiagnose und bei der Infrastrukturplanung zeigen das Potenzial [9], aber es fehlen standardisierte KI-DT-Schnittstellen.

Ausschlaggebende Konzepte [10], um KI erfolgreich in die Produktion einzubringen, sind insbesondere Erklärbarkeit und Vertrauen, da KI-Modelle häufig wie Black Boxes erscheinen und dadurch die Interpretation sowie Validierung von Entscheidungen erschwert wird. Darüber hinaus ist die Skalierbarkeit von entscheidender Bedeutung, da KI-Modelle in der Lage sein müssen, auf verschiedene Produktionsumgebungen übertragbar und verallgemeinerbar zu sein. Ebenso ist Interoperabilität essenziell, damit sich KI-Lösungen nahtlos in heterogene industrielle Systeme integrieren lassen.

4. KI-Anforderungen für digitale Zwillingssysteme

Die Komplexität von Fertigungssystemen nimmt zu und KI muss mit nichtlinearen, stochastischen Fabrikabläufen umgehen [11]. Datenqualität und -verfügbarkeit sind für eine hohe Genauigkeit der KI von entscheidender Bedeutung. Die Mensch-Roboter-Kollaboration stellt eine weitere Herausforderung für KI-Systeme dar, da sie sichere und anpassungsfähige Mensch-Maschine-Interaktionen gewährleisten müssen. Die Interpretierbarkeit schließlich ist die letzte Herausforderung, da KI-gestützte Fehlerdiagnose und vorausschauende Wartung Transparenz erfordern, um von einem menschlichen Ingenieur repariert werden zu können. Diese Herausforderungen werden bereits von KI-Ingenieuren und Forschern untersucht.

Es gibt auch noch ungelöste KI-Herausforderungen [11]:

- Skalierbarkeit des föderierten Lernens - KI-Techniken müssen für große industrielle Anwendungen optimiert werden. Regelbasierte DT-Modelle gewährleisten Datenintegrität

und strukturierte Verarbeitung. DTs fungieren als Interoperabilitätsschicht zwischen KI und industriellen CPS (Cyber-Physical Systems).

- Ontologie-basierte KI-Modelle - Es gibt keine Standardmethode für die Übersetzung von realem Fertigungswissen in KI-fähige Formate. DTs schaffen Abstraktionen, die von KI in verschiedenen Produktionsszenarien verwendet werden können.

Daher ist die Integration von KI und DT eine vorteilbringende Möglichkeit für skalierbare, erklärbare und vertrauenswürdige KI-Anwendungen in der Fertigung.

3 Brücke zwischen Digitalen Zwillingssystemen und KI-Systemen

Die erfolgreiche Integration von KI- und DT-Systemen in die Fertigung hängt von mehreren Schlüsselanforderungen ab. Durch die Analyse der bestehenden Forschung haben wir fünf Hauptkategorien identifiziert: Datenanforderungen, KI-Modellfähigkeiten, Systemarchitektur, Sicherheit und Datenschutz sowie Mensch-KI-Kollaboration.

- 1) Datenanforderungen: Damit KI-Modelle effizient arbeiten können, benötigen sie Zugang zu Daten von IoT-Sensoren und Industriemaschinen. Die Fähigkeit zur Verarbeitung großer, heterogener Datenströme, einschließlich strukturierter und unstrukturierter Daten, ist für eine solide KI-Entscheidungsfindung unerlässlich. Darüber hinaus müssen KI-Systeme Edge Computing für Analysen mit geringer Latenz nutzen und gleichzeitig Cloud Computing für die Verarbeitung und Speicherung großer Datenmengen einsetzen.
- 2) Anforderungen an das KI-Modell: Die Integration von KI in Produktionsumgebungen hängt von der Anwendung fortgeschrittener Modelle des maschinellen Lernens und des deep-learning für vorausschauende Wartung, Qualitätskontrolle und Produktionsoptimierung ab. Darüber hinaus ermöglicht Reinforcement Learning KI-Systemen, sich dynamisch an veränderte Produktionsbedingungen anzupassen, indem sie kontinuierlich aus dem operativen Feedback lernen. Durch Interpretation und Modellierung von Produktionsressourcen entsteht die Fähigkeit, kontextbezogene Entscheidungen zu treffen. Damit KI jedoch in der Industrie eingesetzt werden kann, muss sie im industriellen Umfeld durchführbar sein, sie muss auch erklärbar und nachvollziehbar sein und sie muss vertrauenswürdig sein, indem sichergestellt wird, dass menschliche Bediener interpretierbar sind und den Industriestandards entsprechen.
- 3) Anforderungen an die Architektur des Systems: Ein robustes KI-integriertes Fertigungssystem muss mit bestehenden Industrie 4.0-Standards, IoT-Netzwerken und cyber-physischen Systemen (CPS) interoperabel sein. Die Architektur sollte modular und skalierbar sein, damit die KI-Frameworks leicht an unterschiedliche Produktionsgrößen angepasst und umkonfiguriert werden können. Darüber hinaus sollte die KI die Zusammenarbeit mehrerer Agenten ermöglichen und eine nahtlose Koordination zwischen Robotern, Industriemaschinen und menschlichen Bedienern ermöglichen.
- 4) Anforderungen an Sicherheit und Datenschutz: Angesichts der Sensibilität von Produktionsdaten müssen KI-gesteuerte Systeme starke Cybersicherheitsmaßnahmen implementieren, einschließlich Bedrohungserkennung, Verschlüsselung und sicheres föderiertes Lernen zum Schutz vor unbefugtem Zugriff und Cyberbedrohungen. Darüber

hinaus ist die Einhaltung von Datenschutzbestimmungen wie der General Data Protection Regulation (GDPR) [12] und anderen branchenspezifischen Gesetzen für den sicheren Umgang mit Produktionsdaten unerlässlich.

- 5) Anforderungen an die Mensch-KI-Kooperation: Damit KI effektiv in die Produktion integriert werden kann, muss sie als erweitertes Entscheidungsunterstützungswerkzeug fungieren, das menschliche Bediener durch vorausschauende Erkenntnisse und intelligente Empfehlungen unterstützt. Darüber hinaus sollten KI-Systeme Mechanismen enthalten, die eine interaktive Entscheidungsfindung ermöglichen, bei der menschliche Bediener die von der KI generierten Entscheidungen bei Bedarf außer Kraft setzen können. Dieser Ansatz gewährleistet sowohl Sicherheit als auch Vertrauen in KI-gestützte Produktionsumgebungen.

Wie digitale Zwillinge die Fähigkeiten der KI verbessern

Um die Lücke zwischen KI-gestützter Entscheidungsfindung und realen Fertigungsprozessen zu schließen, bieten DT-Systeme einen strukturierten Rahmen, der Überwachung, Simulation und Optimierung ermöglicht. Durch die Abstimmung der Anforderungen von KI-Systemen mit den Fähigkeiten von DT werden die folgenden Ziele erreicht. Im Folgenden werden die Aspekte aus vorangegangener Forschung [5] mit den Anforderungen der KI verglichen.

- 1) KI-Anpassung durch DTs: Einer der Hauptvorteile von DT ist ihre Fähigkeit, den aktuellen Zustand einer Produktionseinheit oder eines Lagersystems zu erfassen. KI-gesteuerte DTs analysieren kontinuierlich Daten und passen die Betriebsparameter entsprechend an, was eine dynamische Prozessoptimierung ohne physische Eingriffe ermöglicht. Diese vorausschauende Fähigkeit von KI ist besonders wertvoll für die Wartung, und so Ausfallzeiten und Wartungskosten reduziert (R01 Asset Receiving & R04 Repräsentation & R10 Reasoning). Zwischen DT und KI muss eine Schnittstelle bestehen, die die Kommunikation von Modellen und Zuständen erlaubt.
- 2) Ermöglichung eines bidirektionalen Datenflusses: Damit die KI-gesteuerte Fertigung ihre volle Wirkung entfalten kann, muss der Datenaustausch zwischen KI-Modellen und physischen Systemen nahtlos erfolgen. DTs fungieren als bidirektionale Schnittstelle und stellen sicher, dass KI-gesteuerte Vorhersagen und Empfehlungen nicht nur generiert, sondern auch in den realen Fabrikbetrieb integriert werden. Dies steht im Einklang mit den DT Anforderungen R01 (Asset Receiving) und R02 (Asset Sending) und unterstreicht die Bedeutung einer standardisierten KI-DT Schnittstelle. Zwischen DT und KI muss ein bidirektionaler Datenfluss bestehen.
- 3) KI-gestützte Visualisierung und Berichterstattung: Ein weiterer wesentlicher Aspekt der KI-DT-Integration ist die Möglichkeit, KI-gestützte Erkenntnisse auf interpretierbare Weise zu visualisieren. DTs bieten interaktive Dashboards und Reporting-Tools, die es menschlichen Anwendern ermöglichen, KI-generierte Empfehlungen zu überwachen. Diese Visualisierungsfunktionen entsprechen R03 (GUI-Visualisierung) und R06 (Reporting) und stellen sicher, dass KI nicht als Black Box, sondern als transparentes System zur Entscheidungsunterstützung eingesetzt wird. Der Benutzer muss über Änderungsvorschläge der KI und den Zustand des DTs informiert werden.
- 4) Interaktion mit Produktionssystemen: KI-gestützte DTs müssen nahtlos in bestehende Produktionsumgebungen integriert werden. Diese Integration ermöglicht einen ganzheitlichen KI-gestützten Fertigungsansatz, bei dem die DTs nicht nur den Fabrikbetrieb optimieren, sondern auch Funktionen für die vorausschauende Wartung (R09) und die Kommunikation zwischen mehreren DTs (R07)

bereitstellen. Das Gesamtsystem muss modular aufgebaut werden, um die Flexibilität zu gewährleisten.

- 5) Gewährleistung von Skalierbarkeit, Modularität und Sicherheit: Die KI-DT-Schnittstelle muss skalierbar und modular sein, damit KI-Frameworks an unterschiedliche Fertigungskonfigurationen ohne signifikante Neukonfiguration angepasst werden können. Darüber hinaus müssen starke Verschlüsselungs- und Datenschutzmechanismen in das KI-DT-System eingebettet werden, um die Sicherheitsvorschriften für sensible Industriedaten zu schützen. Durch eine flexible Schnittstelle zwischen DTs und KIs wird eine Integration von neuen Funktionalitäten und Anforderungen erleichtert (R08).

Durch die Integration von DTs und KIs können folgende Verbesserungen ermöglicht werden:

- Verbesserung der DT-Modellierung - Die KI verfeinert kontinuierlich die Darstellungen der digitalen Modelle, indem sie aus den Daten Muster lernt.
- Prozessoptimierung - KI-gesteuerte DT können in einer Simulationsumgebung Produktionsszenarien testen, um die effizientesten Fertigungskonfigurationen zu ermitteln.
- Verbesserung der Mensch-KI-Zusammenarbeit – Die Integration von DTs und KIs bieten Einblicke, die es menschlichen Bedienern ermöglichen, fundierte, datengestützte Entscheidungen zu treffen.
- Erleichterung der adaptiven Fertigung – Die Integration von DTs und KIs passen Produktionspläne, Maschinenparameter und Ressourcenzuweisung dynamisch an, um die Effizienz zu optimieren.

Durch diesen synergetischen Ansatz ermöglichen KI und DT gemeinsam ein widerstandsfähiges, anpassungsfähiges und intelligentes Ökosystem für die Produktion.

4 Fallstudie an einem Warenhaus System

Die Industrial Digital Twin Association (IDTA) schlägt ein submodeltemplate für KI-Modelle [13] vor, die die Eigenschaften von Algorithmen des maschinellen Lernens erfasst. Dazu werden anhand von Metainformationen über KI-Modelle Eigenschaften analysiert, die der KI-Algorithmen besitzt. Diese Beschreibung kann als ein Nameplate des KI-Modells betrachtet werden.

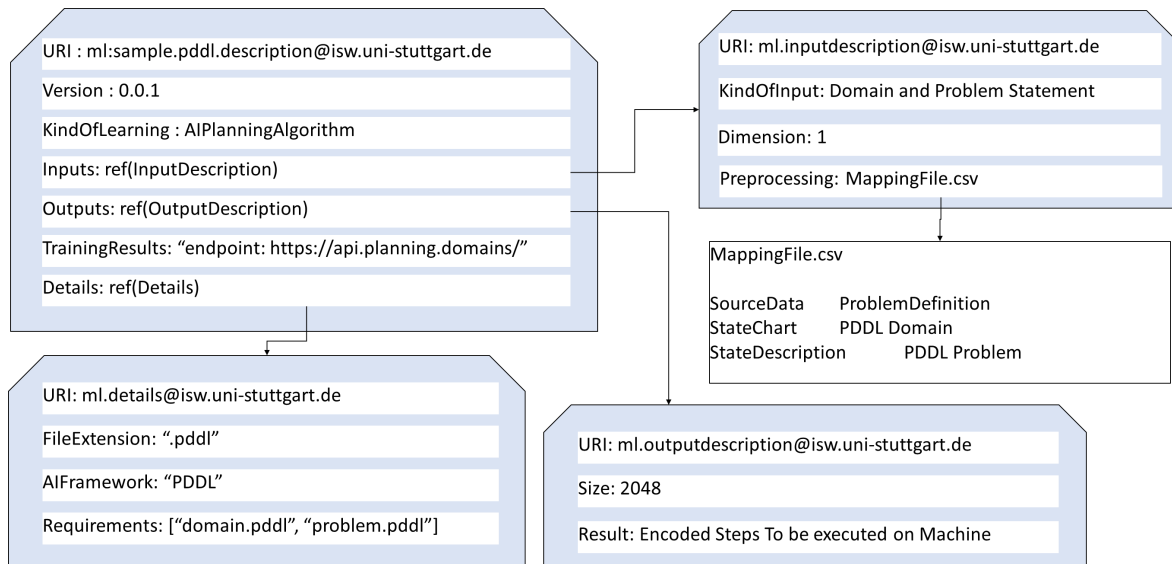


Abbildung 1: Submodelle des verwendeten AI-Planer Algorithmus

Konkret betrachten wir nun eine bereitgestellte Schnittstelle das Nameplate eines KI-Algorithmus in Abbildung 1: Das Nameplate zeichnet Uniform Resource Identifier (URI) für den Zugriff, Beschreibungen des verwendeten KI-Algorithmus und, was am wichtigsten ist, Informationen über die Eingabe und Ausgabe des KI-Algorithmus.

Als unser KI-Algorithmus verwenden wir die Planning Domain Definition Language (pddl), die die Formulierung von Domänenbeschreibungen und Domänenbeschreibungen und Problemstellungen ermöglicht, mit denen ein Solver versucht, den bestmöglichen Weg zu finden, um ein Ziel zu erreichen. Für unsere Domänendefinition werden Klassen verwendet, um die Typen und Prädikate in der Domänenbeschreibung zu beschreiben. Die Eingabe in einen KI-Algorithmus benötigt Vorverarbeitungsschritte zur Umwandlung der vom DT-System gesendeten Daten und Modelle.

Die Verbindung zum CPS ist bereits durch den DT in einer vernetzten Umgebung gegeben. Schließlich konzentrieren wir uns in diesem Papier auf die Untersuchung der Schnittstelle zwischen KI-Systemen und DT-Systemen. Nun stellen wir eine Fallstudie vor, die die Schnittstelle zwischen KI-System und DT-System detaillierter untersucht.

4.1 Ein Hochregal-Sortiersystem als Cyberphysisches System

In dieser Fallstudie untersuchen wir die Implementierung einer KI-Lagerplanung in einem Hochregallagersystem. Ausgehend von einem DT, der ein logistisches Lagersystem repräsentiert, soll die KI Ein- und Auslagerungsvorgänge basierend auf sich dynamisch ändernden Randbedingungen wie Artikelgewicht, verfügbarer Platz und Lagerdurchsatz planen. Um ein konkreteres Beispiel zu geben, nehmen wir an, dass das Lagersystem eine 3×1 Hochregalmatrix hat, in der Gewichtsbeschränkungen erfordern, dass schwerere Artikel in den unteren Regalfächern gelagert werden, während leichtere Artikel die oberen Regalfächer belegen. Genauer gesagt hat jede Lagerebene aufgrund struktureller Beschränkungen unterschiedliche Kapazitätsgrenzen. Die unterste Ebene kann Pakete mit einem Gewicht von 50 kg aufnehmen. Die mittlere Ebene kann Pakete mit einem Gewicht von 30 kg aufnehmen. Die oberste Ebene schließlich kann nur 15 kg aufnehmen. Jedes Regalfach verfügt über einen automatischen Entnahmemechanismus, mit dem Waren auf der Grundlage von Systembefehlen platziert oder entnommen werden können. Ein Gabelstapler transportiert die Waren zwischen den Dockeingängen und dem Hochregal. Ziel ist es, die Einlagerung von Artikeln in das Hochregallager zu planen, indem ein vorhandener DT des Lagers geplant wird.

Dies wird durch einen KI-gestützten DT) erreicht, der die Reihenfolge der Ein- und Auslagerungsschritte auf Basis von Optimierungsalgorithmen vorgibt.

Um eine nahtlose Interaktion zwischen dem DT und KI-Systemen zu ermöglichen, wird eine API für die Rückmeldung von Lagerzuständen und -beschreibungen durch das DT-System, wie in Abbildung 2 dargestellt. Diese API spielt eine entscheidende Rolle bei der Kommunikation und der Betriebssteuerung, indem sie zwei Hauptfunktionen bereitstellt, nämlich Datenzugriff und Steuerbefehle. Die API bietet einen kontinuierlichen Einblick in den Zustand des Hochregallagersystems und gewährleistet eine Synchronisierung zwischen der digitalen und der physischen Umgebung. Sie ermöglicht:

- Verfolgung der Stellplatzbelegung – Identifizierung der belegten Stellplätze und der darin gelagerten Artikel (Abbildung 2 oben links).
- Abruf von Artikeldetails – Liefert Informationen über Gewicht und Abmessungen jedes gelagerten Artikels.
- Systemzustandsüberwachung – Überwacht Zustände der Maschinen, sowie des Regals (Abbildung 2 links)

<pre> GET /highbay/status 1 { 2 "slots":[3 { "id": "slot1", "capacity": 20, "isFree": true }, 4 { "id": "slot2", "capacity": 30, "isFree": true }, 5 { "id": "slot3", "capacity": 50, "isFree": true } 6], 7 "system_health": 8 { 9 "retrieval_arm": "operational", 10 "message_date": "2025-02-01-14-00-12" 11 } 12 } </pre>	<pre> POST highbay/retrieve 1 { 2 "forkliftid": "forklift1", 3 "itemid": "itemA", 4 "slotid": "slot1" 5 } Response 1 { 2 "status": "success", 3 "message": "ItemA retrieved from slot1." 4 } </pre>
<pre> GET /forklift1/status 1 { 2 "isAt": "Entrance1", 3 "isHolding": null, 4 "isFree": true, 5 "system_health": 6 { 7 "system": "operational", 8 "message_date": "2025-02-01-14-00-12" 9 } 10 } </pre>	<pre> GET /entrance1/status 1 { 2 "locationFree": false, 3 "system_health": 4 { 5 "system": "operational", 6 "message_date": "2025-02-01-14-00-12" 7 } 8 } </pre>
<pre> GET /highbay/models 1 { 2 "slotsCD": path/to/CDs/slots.xml, 3 "slotsSerialized": path/serialized/slot1Serialized.xml, 4 "itemCD": path/to/CDs/item.xml, 5 "itemSerialized": path/serialized/item1Serialized.xml, 6 "stateChart": path/to/SC/HBSC.xml, 7 } </pre>	<pre> POST highbay/store 1 { 2 "forkliftid": "forklift1", 3 "itemid": "itemA", 4 "slotid": "slot1" 5 } Response 1 { 2 "status": "success", 3 "message": "ItemA stored in slot1." 4 } </pre>

Abbildung 2: Endpunkte des digitalen Zwillings zur Übertragung von Daten und Befehlen

Darüber hinaus ermöglicht die API autorisierten Anwendungen die Ausgabe von Betriebsbefehlen, wodurch die Lagerverwaltung bedient werden können (Abbildung 2 rechts):

- Artikelauslagerung – Initiierung der automatischen Auslagerung eines Artikels aus einem bestimmten Lagerplatz.
- Einlagerung eines Artikels – Anweisung an das System, einen neuen Artikel in einen verfügbaren Lagerplatz einzulagern.

Durch die Erweiterung des DT-System mit einem KI-Planner ist das neue System in der Lage, das Hochregalsystem effizient zu verwalten, die Betriebseffizienz zu verbessern, die Anpassungsfähigkeit zu erhöhen und eine datengestützte Entscheidungsfindung zu ermöglichen.

Die Hochregalsystem-API ist in einem RESTful Design aufgebaut und ermöglicht eine einfache Integration mit externen Systemen wie DT, KI-Algorithmen und Lagerverwaltungssoftware. Für ein KI-System sind Informationen über den aktuellen Zustand und mögliche Befehle wichtig. Der DT bietet zudem die folgenden Schnittstellen:

Mit dem API-Set bietet das digitale Zwillingssystem Daten von den Hochregalsystem in Form einer Zustandsmaschine.

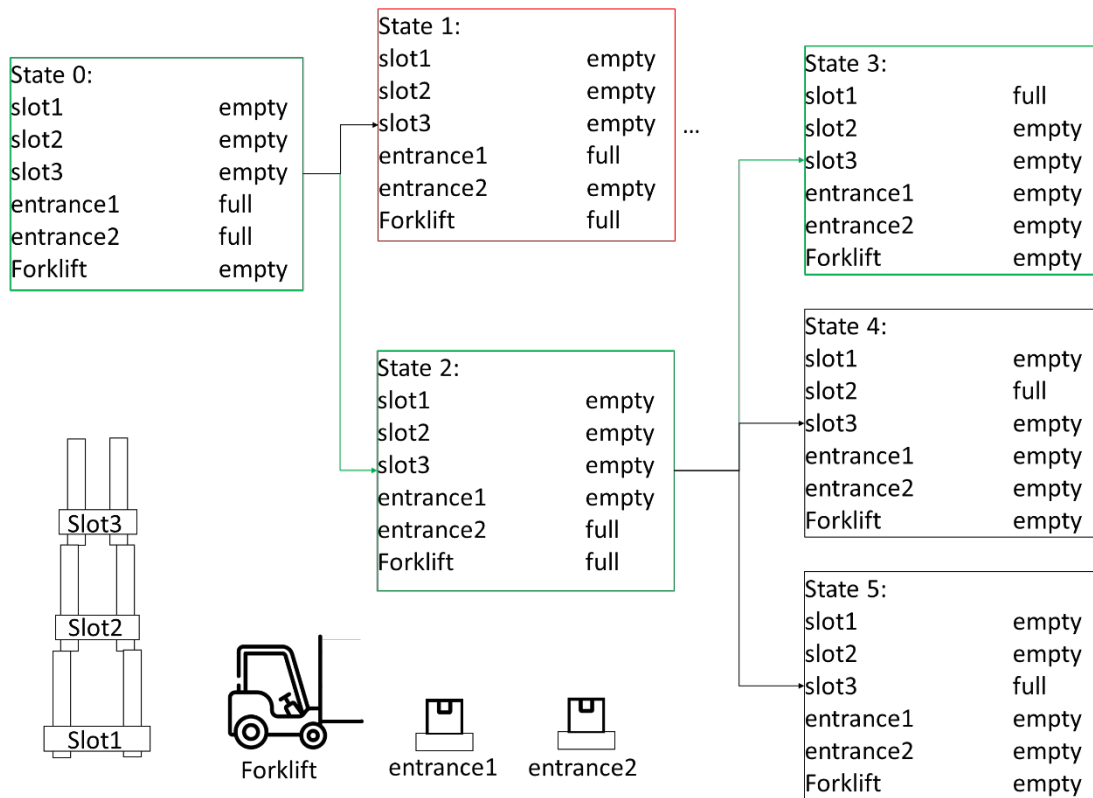


Abbildung 3: Auswahl der möglichen Zustände im Warehouse mit bildlicher Darstellung der betrachteten Akteure unten links

Diese Zustandsmaschine in Abbildung 3 zeigt einen Ausschnitt der möglichen Zustände:

Die Zustände sind von State 0 bis 5 nummeriert und die Übergänge zwischen ihnen stellen die Bewegungen eines Pakets dar, die vom Gabelstapler transportiert werden. Die Slots des Hochregals sind zu Beginn leer, und die Pakete befinden sich in den Eingängen des Warenlagers. Da sie den Eingang besetzen, markieren wir sie mit dem Stichwort *full*. Schließlich wird auch der Gabelstapler als *full* oder *empty* annotiert, je nachdem, ob er gerade ein Paket transportiert.

Die Übermittlung der möglichen Zustände mit Klassen und Beschreibungen wäre für das KI-System nicht ausreichend. Daher muss die Eingabe aufbereitet werden. Wir sehen, dass eine Transformationskomponente benötigt wird [14]. Diese muss zwei Aufgaben erfüllen:

4.2 Umwandlung der Klassen und Zustände in eine Domänenbeschreibung

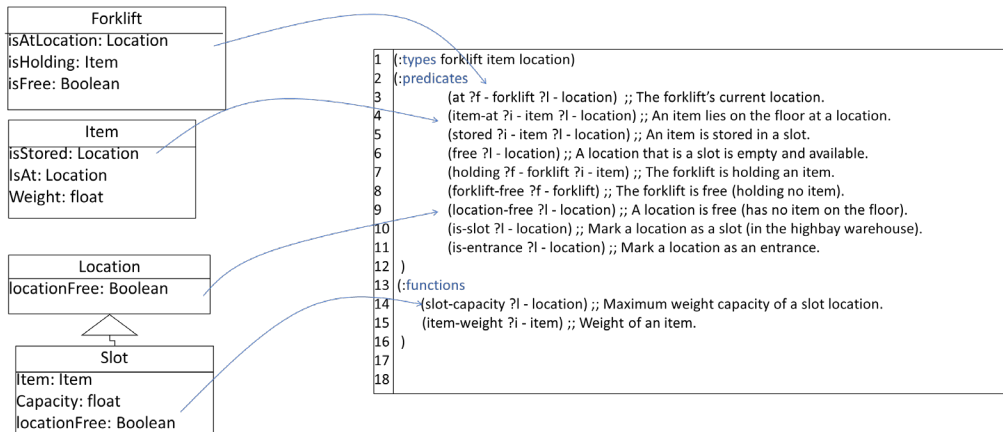


Abbildung 4: Übertragung von Klassendiagrammen zu Beschreibung der Domäne

Eine Klasse wird direkt als Typ eingetragen wie in Abbildung 4. Ein Attribut, das eine Beziehung hat, wird in ein Prädikat umgewandelt. Dabei ist zu beachten, dass die Umwandlung in ein syntaktisch gültiges Prädikat vom Solver abhängt. In unserem Beispiel musste die Vererbung manuell angepasst werden, da der KI-Solver nicht in der Lage war, Vererbungen zu berechnen, obwohl die pddl-Domänenspezifikation Vererbungen zulässt. Das Ergebnis ist die Erstellung von vererbten Prädikaten für jede Kindklasse. In unserem Fall prüft der Ort, ob er frei ist, und der Slot tut das Gleiche. Diese Komponente in der Komponente in der Mitte fordert den Benutzer auf, eine Lösung zu finden und leitet die gültige pddl an das KI-System weiter. Attribute, die eine Klasse beschreiben, werden als Funktionen geschrieben. Hier kann das Gewicht eines Items als "Item weight" *i* - Item geschrieben werden.

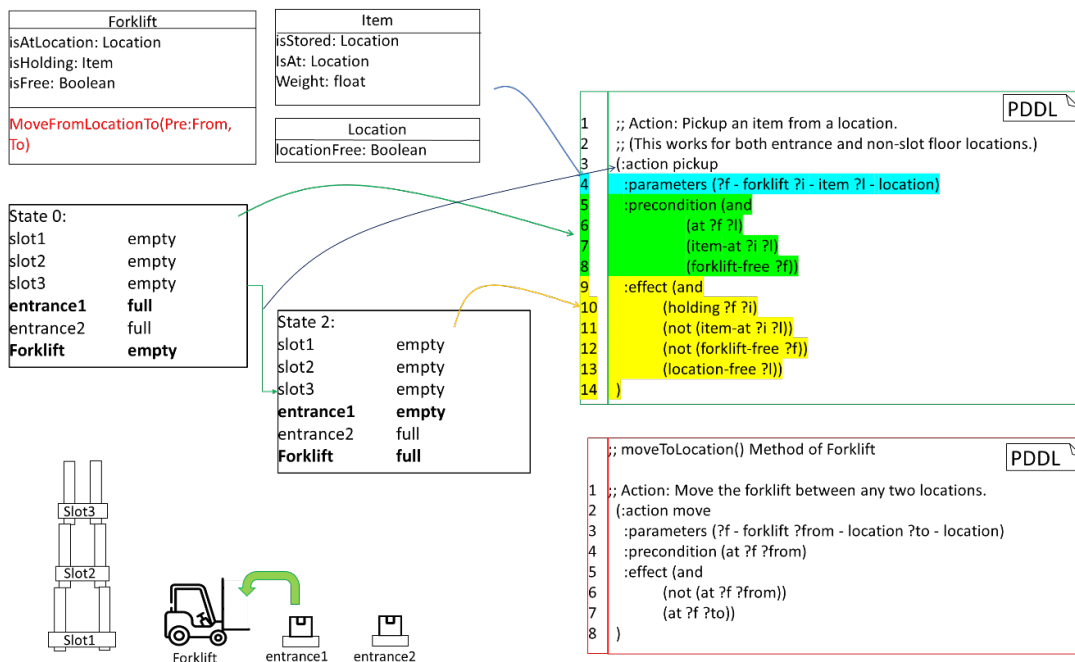


Abbildung 5: Transformation zwischen Klassendiagrammen in Kombination mit Zustandsübergängen zu Aktionen in der Domänenbeschreibung

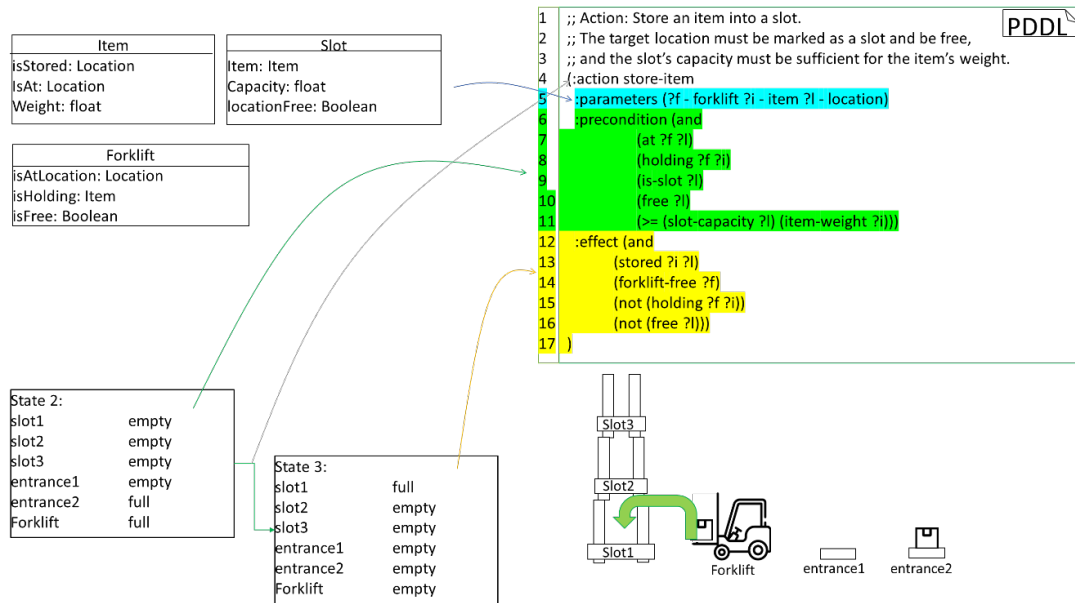


Abbildung 6: Übertragung von Ausgangszuständen wird durch Übertragung auf Preconditions und Übertragung von Zielzuständen auf Effect gegeben

Um den Raum zu erweitern, brauchen wir Aktionen, siehe Abbildung 5 und Abbildung 6. Aktionen beschreiben Übergänge zwischen Zuständen. Zum Beispiel von Zustand 0 zu Zustand 2, in dem der Gabelstapler das Paket von *entrance1* aufnimmt und sich in Bewegung setzt. Das bedeutet, dass der Unterschied in den Zuständen identifiziert wird am Gabelstapler, am *entrance1* und am Paket. Diese werden in den Parametern notiert. Der Ausgangszustand wird als *precondition* angenommen: der Gabelstapler steht an *entrance1*, der Gabelstapler ist leer und *entrance1* ist voll. Der Zielzustand wird als *effect* angenommen: der Gabelstapler hält das Paket, das Paket blockiert den Eingang nicht mehr, der Gabelstapler ist jetzt *full* und *entrance1* ist jetzt *empty*.

Der Fahrbefehl des Gabelstaplers separat behandelt werden muss. Der Übergang zwischen den Eingängen und dem Regal kann aus den Parametern der Funktion entnommen werden. Der Rückgabewert stellt den *effect* dar, während die *precondition* in den Parametern angegeben werden muss. Dies geschieht in unserer Umsetzung mit dem Schlüsselwort "Pre".

Die Aktion *Store* in Abbildung 6 kann auf die gleiche Weise wie die gerade beschriebene Aktion *Pickup* ausgeführt werden.

4.3 Überführung der Beschreibungen und Zustände in eine Problembeschreibung

Die Problembeschreibung in Abbildung 7 ergibt sich aus der Beschreibung des konkreten Hochregals in Submodellen gemäß eines digital Nameplates [15]. Wir nehmen hier Teilmodelle, die die Eigenschaften des Hochregals mit den drei Schlitzen, den drei Höhen und jeweils mit ihrer Gewichtsgrenze beschreiben. Von hier aus können wir die Beschreibungen in Anfangszustände umwandeln. Für Slot1 bedeutet dies, dass die Höhe als (*Slotheight Slot1 Height1*) und die Gewichtskapazität als (*= (slot-capacity Slot1) 50*) angegeben wird. Das Ziel wird von einem vordefinierten Ziel abgeleitet. Wir definieren es im DT-System.

Das übergeordnete Ziel in unserer Fallstudie ist, dass die Eingänge frei sind und der Gabelstapler frei ist. Dies kann direkt aus dem Ziel der pddl-Problemdefinition übernommen werden.

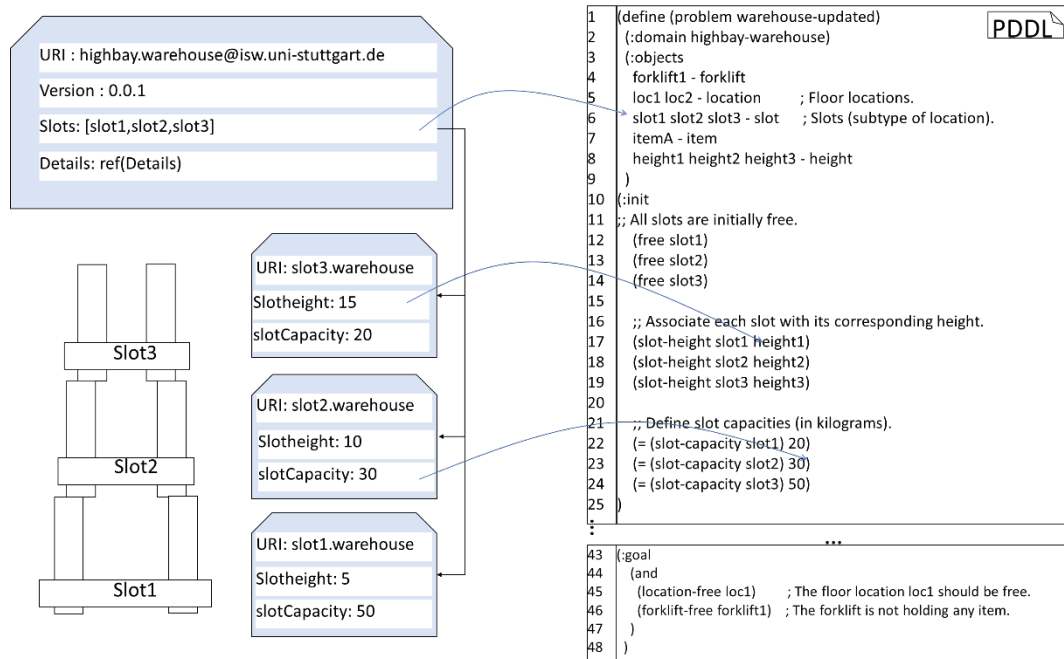


Abbildung 7: Übertragung von Asset Beschreibungen auf Probleme wird durch Übertragung der Attribute gegeben. Das Ziel wird durch Benutzer adaptiert

Nachdem wir nun das Innenleben der Adapterkomponente kennen, können wir uns die Verbindung zwischen dem AI- und dem DT-System in Abbildung 8 ansehen. Das DT-System bietet einen Endpunkt zum Abrufen von Daten/Modellen und einen Endpunkt zum Senden von Befehlen. Der Adapter stellt auch eine Verbindung zu einer Benutzerschnittstelle her, um das DT-System zu überwachen, aber auch zu steuern und die Ergebnisse des KI-Dienstes zu überprüfen. Dies ermöglicht ein menschliches Eingreifen bei unvorhersehbarem oder unerwünschtem Verhalten des KI-Systems. Darüber hinaus kann das KI-System, nachdem es eine Ausgabe erhalten hat, diese Ausgabe in Befehle umwandeln. Da das KI-System sorgfältig überwacht werden sollte, kann ein Benutzer in diesen Prozess einbezogen werden.

Innerhalb des DT-System werden die Befehle, Anfragen, Daten und Modelle in *dataprobes* verpackt, die an die entsprechenden Empfangskomponenten weitergeleitet werden. Auf der Seite des Service-Managers werden die eingehenden Befehle und Anforderungen in Datensonden verpackt. Vom CPS werden Daten im Gateway erhalten und in *dataprobes* verpackt.

Der Modellmanager verpackt die Modelle als Antworten auf die Anfragen der Visualisierungs- und KI-Planungsdienste.

Unsere DT System Software Architektur besteht insgesamt aus den Softwarekomponenten Engine als zentraler Orchestrierung, dem Gateway als Datenquelle und der Modellverwaltung als Quelle der Entwurfsmodelle sowie als Informationsquelle über das laufende System. Schließlich gibt es das Service Management, in dem die Services registriert und aufgerufen werden. Der KI-Dienst erhält eine Transformationskomponente zur Generierung von pddl-Problemen und Domänen und zur Umwandlung von Plänen in Befehle an das DT-System.

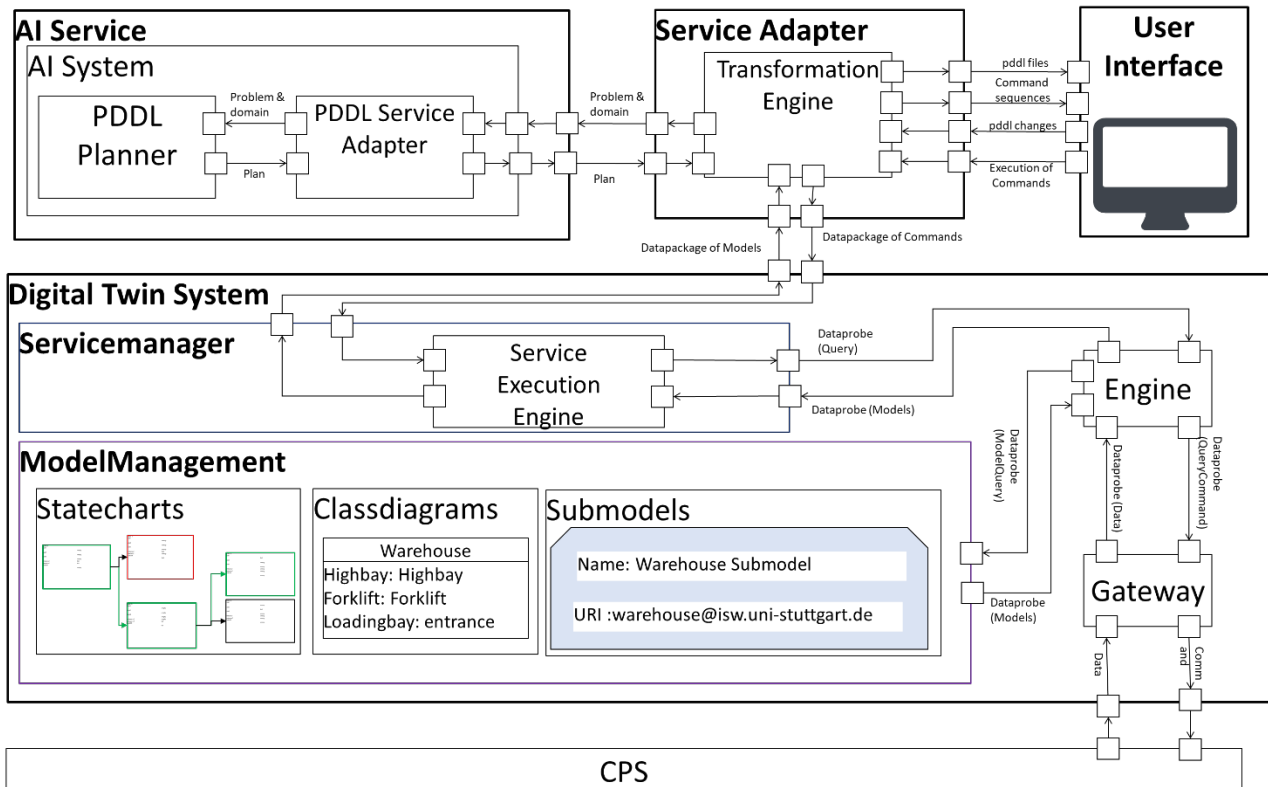


Abbildung 8: Architektur des Digitalen Zwillingssystems, das Modelle und Daten bereitstellt, mit Anbindung eines KI-Systems, das die Verarbeitung durchführt. Das User-Interface wird für Visualisierungen und Konfigurationen genutzt

5 Diskussion

Mit unserer Fallstudie demonstrieren wir eine Brücke zwischen KI und DT am Beispiel eines Lagersystems. Durch die Erfassung der Anforderungen in einer AAS sowie die Darstellung der KI-Funktionalitäten über eine AAS konnten wir die Schnittstelle zwischen DT und KI realisieren. Die Evaluierung des Systems erfolgte in einem vereinfachten Szenario mit einem einzelnen Lager, einem Transportmittel und einer auf pddl basierenden Planungslogik. Dadurch war der Suchraum stark begrenzt, und es konnten lediglich einfache Transportaufgaben abgebildet werden. Eine Evaluation unter realistischen Bedingungen, etwa in einem komplexen, verteilten Produktions- oder Logistiksystem mit mehreren Akteuren, dynamischen Ereignissen und erhöhten Skalierungsanforderungen, wurde bislang nicht durchgeführt. Entsprechend bleibt die Übertragbarkeit der Ergebnisse auf industrielle Anwendungsfälle mit höherer Komplexität offen.

Obwohl die vorgeschlagene Schnittstelle in einem Lager demonstriert wird, können die Designprinzipien weit über Logistik und Lagerverwaltung hinaus angewendet werden. Das strukturierte, bidirektionale Kommunikationsframework zwischen KI-Modellen und DTS kann an verschiedene industrielle Domänen angepasst werden, darunter intelligente Fertigung oder Supply Chain Management. Durch die Abstraktion von domänenspezifischen Elementen und den standardisierten Datenaustausch wird die Interoperabilität über verschiedene Branchen hinweg gewährleistet.

Eine der größten Herausforderungen für KI-gesteuerte DT-Systeme ist die Bewältigung der zunehmenden Datenkomplexität und -menge.

Da industrielle Umgebungen immer größer werden - sei es durch Produktionslinien, wachsende IoT-Sensornetze oder die Integration zusätzlicher KI-Modelle - muss die Schnittstelle effizient und reaktionsfähig bleiben. Eine wesentliche Stärke der vorgeschlagenen Schnittstelle ist ihre modulare Architektur, die die Wiederverwendbarkeit über verschiedene AI-DT-Implementierungen hinweg fördert. Durch die Kapselung von KI-Funktionalität in interoperablen, standardisierten Modulen wird sichergestellt, dass KI-Modelle leicht ersetzt, aktualisiert oder erweitert werden können, ohne das gesamte DT-Framework zu beeinträchtigen. Indem KI- und DT-Komponenten als lose gekoppelte, aber interoperable Einheiten konzipiert werden, stellt der Ansatz sicher, dass neue Funktionalitäten nahtlos integriert werden können, ohne die Systemstabilität zu beeinträchtigen.

Während die aktuelle Implementierung eine robuste Grundlage für die eine robuste Grundlage für die AI-DT-Integration schafft, sind weitere Forschungsarbeiten und Verfeinerungen erforderlich, die wir jetzt vorschlagen.

Die Schnittstelle könnte erklärbare KI-Module (XAI) enthalten, die das Vertrauen und die Transparenz in die KI-gesteuerte Entscheidungsfindung erhöhen. Erweiterung der Unterstützung für selbstlernende KI-Modelle, so dass selbstlernende KI-Modelle, die es den DTs ermöglichen, sich dynamisch an reale Veränderungen in der Praxis anzupassen.

Untersuchung kollaborativer KI-gesteuerter DT-Systeme, bei denen mehrere DTs Informationen austauschen und Vorgänge dynamisch koordinieren. Anwendung von Techniken der Schwarmintelligenz zur Optimierung großmaßstäblicher industrieller Umgebungen. In einem Multiagenten-System arbeitet jeder DT als unabhängige Entscheidungsinstanz und tauscht gleichzeitig Wissen mit anderen DTs aus. Dies erfordert einen strukturierten Kommunikationsrahmen, der es den KI-Modellen ermöglicht, dezentrale Datenquellen zu verarbeiten und Aktionen auf der Grundlage gemeinsamer Ziele zu koordinieren.

Mögliche Methoden sind das föderierte Lernen, bei dem KI-Modelle auf getrennten DTs trainiert werden und gelernte Parameter ohne zentrale Datenspeicherung austauschen, und die verteilte Planung, bei der mehrere KI-DT-Paare operative Anpassungen in Echtzeit synchronisieren. Zukünftige Arbeiten sollten adaptive Mechanismen des Reinforcement Learning verbessern, um die Effizienz und Robustheit solcher Multi-Agenten-Interaktionen zu erhöhen.

6 Zusammenfassung

Diese Untersuchung unterstreicht die Bedeutung der Abstimmung von KI und Anforderungen an ein DT-System durch eine klar definierte Sichtweise. Durch die systematische Abbildung der KI-Anforderungen auf die Funktionalitäten des DT bietet der vorgeschlagene Ansatz einen strukturierten, skalierbaren und modularen Rahmen für die KI-DT-Integration.

Anhand der Lagerfallstudie haben wir gezeigt, wie diese Schnittstelle KI-getriebene Entscheidungen ermöglicht und eine nahtlose Kommunikation zwischen DTs und KI-Systemen ermöglicht. Der praktische Beitrag liegt in den dargestellten Anforderungen und beispielhaften Kommunikationsmechanismen, die zeigen, wie bidirektionaler Datenaustausch, vorausschauende Wartung und KI-gestütztes Reporting effektiv umgesetzt werden können.

Über die unmittelbare Anwendung hinaus hat diese Schnittstelle das Potenzial für Erweiterbarkeit und Wiederverwendbarkeit in verschiedenen Sektoren.

Da sich KI- und DT-Technologien weiterentwickeln, legt diese Arbeit den Grundstein für zukünftige Forschungsarbeiten zu adaptiven, erklärbaren und skalierbaren KI-DT-Frameworks, die den intelligenten, datengetriebenen industriellen Wandel unterstützen.

Danksagung

Gefördert von Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG, German Research Foundation) -- Model-Based DevOps -- 505496753. Website: <https://mbdo.github.io>

7 Referenzen

- [1] Grieves, M. (2024). Intelligent digital twins and the development and management of complex systems: [version 1; peer review: 4 approved]. *Digital Twin*, 1(1), 8.
- [2] Kreuzer, T., Papapetrou, P., & Zdravkovic, J. (2024). Artificial intelligence in digital twins—A systematic literature review. *Data & Knowledge Engineering*, 102304.
- [3] Cutrona, V., Landolfi, G., Alonso, R., Montini, E., Falconi, A., & Bettoni, A. (2023). Architecture of a Software Platform for Affordable Artificial Intelligence in Manufacturing. In *Artificial Intelligence in Manufacturing: Enabling Intelligent, Flexible and Cost-Effective Production Through AI* (pp. 87-103). Cham: Springer Nature Switzerland.
- [4] ISO, B. (2021). 23247-1: 2021; Automation Systems and Integration—Digital Twin Framework for Manufacturing—Part 1: Overview and General Principles. International Organization for Standardization (ISO): Geneva, Switzerland.
- [5] Zhang, J., Ellwein, C., Heithoff, M., Michael, J., & Wortmann, A. (2025). Digital twin and the asset administration shell: An Analysis of the Three Types of AASs and their Feasibility for Digital Twin Engineering. *Software and Systems Modeling*, 1-23.
- [6] Fuller, A., Fan, Z., Day, C., & Barlow, C. (2020). Digital twin: enabling technologies, challenges and open research. *IEEE access*, 8, 108952-108971.
- [7] Bordukova, M., Makarov, N., Rodriguez-Esteban, R., Schmich, F., & Menden, M. P. (2024). Generative artificial intelligence empowers digital twins in drug discovery and clinical trials. *Expert opinion on drug discovery*, 19(1), 33-42.
- [8] Lv, Z., & Xie, S. (2024). Artificial intelligence in the digital twins: State of the art, challenges, and future research topics: [version 2; peer review: 2 approved]. *Digital Twin*, 1(1), 12.
- [9] Plathottam, S. J., Rzonca, A., Lakhnori, R., & Iloeje, C. O. (2023). A review of artificial intelligence applications in manufacturing operations. *Journal of Advanced Manufacturing and Processing*, 5(3), e10159.
- [10] Trakadas, P., Simoens, P., Gkonis, P., Sarakis, L., Angelopoulos, A., Ramallo-González, A. P., ... & Karkazis, P. (2020). An artificial intelligence-based collaboration approach in industrial iot manufacturing: Key concepts, architectural extensions and potential applications. *Sensors*, 20(19), 5480.
- [11] Arinez, J. F., Chang, Q., Gao, R. X., Xu, C., & Zhang, J. (2020). Artificial intelligence in advanced manufacturing: Current status and future outlook. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 142(11), 110804.
- [12] Tankard, C. (2016). What the GDPR means for businesses. *Network Security*, 2016(6), 5-8.

- [13] Industrial Digital Twin Association. (2025). IDTA 02060-1-0 Artificial Intelligence Model Nameplate. Online: https://industrialdigitaltwin.org/wp-content/uploads/2025/02/IDTA-02060-1-0_Submodel_AIModelNameplate.pdf
- [14] Hossfeld, M. & Wortmann, A. (2024). A Universal Framework for Skill-Based Cyber-Physical Production Systems. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*, 8(5), 221.
- [15] Industrial Digital Twin Association. (2024). IDTA 02006-3-0 Digital Nameplate for industrial equipment. Online: https://industrialdigitaltwin.org/wp-content/uploads/2024/11/IDTA-02006-3-0_Submodel_Digital-Nameplate.pdf

© CC BY 4.0

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>