

Einsatzmöglichkeiten maschineller Lernverfahren in einer dezentral organisierten Lagerverwaltung auf Basis intelligenter Behälter

Applications of machine learning in a decentralized warehouse management based on intelligent bins

Axel Krüger¹
Felix Feldmann¹
Markus Pauly²
Michael ten Hompel^{1,3}

¹Lehrstuhl für Förder- und Lagerwesen
Fakultät Maschinenbau
Technische Universität Dortmund

²Lehrstuhl für mathematische Statistik und industrielle Anwendungen
Fakultät Statistik
Technische Universität Dortmund

³Fraunhofer-Institut für Materialfluss und Logistik
Dortmund

Intelligente Behälter verfügen über verschiedene Sensoren, einen lokalen Speicher, eine eigene Recheneinheit sowie eine Energieversorgung und ermöglichen so eine dezentral organisierte Lagerverwaltung. Neben der reinen Lagerverwaltung ist für einen produktiven Einsatz in der Industrie und dem Handel eine intelligente Selbststeuerung und Koordination dieser Behälter notwendig. In diesem Beitrag werden zwei Konzepte vorgestellt, wie mittels maschineller Lernverfahren datenbasierte Verbesserungen sowohl für ein risikobasiertes Bestandsmanagement als auch für eine automatisierte Lagerplatzvergabe realisiert werden können.

[Schlüsselwörter: Maschinelles Lernen, Dezentrale Lagerverwaltung, intelligenter Behälter, Reinforcement Learning]

Intelligent bins are equipped with various sensors, local memory, an own computing unit and energy supply. These bins can form a self-controlled, decentrally organized warehouse management. Besides the basic functionalities of a warehouse management system, such a system needs an intelligent self-control in order to match the requirements of industry and retail. We present two concepts, using machine learning for a data driven improvement of risk-based inventory management and of automated storage location assignment.

[Keywords: Machine Learning, Decentral Warehouse management, Intelligent Bins, Reinforcement Learning]

1 EINLEITUNG

Intelligente Lagerbehälter erfassen selbstständig die Entnahmemenge und Häufigkeit von Warenentnahmen und stellen bei Bedarf diese Informationen zur Verfügung. Um diese Aufgaben zu erfüllen, sind die Behälter mit verschiedenen Sensoren, einem Kommunikationsmodul und einer autarken Energieversorgung ausgestattet. Die Informationen der einzelnen Behälter unterliegen allerdings Messungenauigkeiten, was bedeutet, dass die übermittelten Informationen nicht perfekt sind.

Die Informationen sind nicht zentral, sondern dezentral gespeichert. Um etwa einen Überblick über Zugriffshäufigkeiten und Lagerbestand zu erhalten, müssen die intelligenten Behälter ihre Informationen übermitteln. Der Bestand in einem Behälter kann erst nach der Informationsübermittlung erfasst werden. Dies betrifft insbesondere große Supply-Chains, in welchen die Informationen nicht nur auf einzelne Behälter verteilt sind, sondern diese Behälter auch weit voneinander entfernt sind. Je öfter die Behälter kommunizieren, desto genauer lassen sich diese Informationen erfassen. Häufige Kommunikation führt jedoch zu verschiedenen Herausforderungen. Eine gleichzeitige Informationsübertragung vieler Behälter ist aufgrund der Kommunikationstechnik nicht praktikabel umzusetzen. Jede Kommunikation benötigt Energie, die allerdings bei intelligenten Behältern stark limitiert sein kann.

Es muss daher eine Abwägung von Informationsqualität unter Unsicherheit und technischer Umsetzbarkeit getroffen werden. Diese Unsicherheit ist nicht nur durch die Messungenauigkeit, sondern auch durch die unbekanntesten Bestände in den einzelnen Behälter begründet, da nur der Informationsstand nach der letzten erfolgten Kommunikation bekannt ist.

In Kapitel 2 wird der Stand der Technik und Forschung zu intelligenten Behältern, der verwendeten technischen Umsetzungen, den Einsatzgebieten von intelligenten Behältern und dezentral organisierte Lagerverwaltungssysteme vorgestellt. Auf Basis der aktuellen Möglichkeiten der intelligenten Behälter und moderner maschineller Lernverfahren werden in Kapitel 3 zwei Einsatzmöglichkeiten von maschinellen Lernverfahren in einem dezentral organisierten Lager vorgestellt, die eine datengetriebene Steuerung und Planung ermöglichen. Das erste Konzept behandelt ein risikobasiertes Bestandsmanagement. Das zweite Konzept beschreibt den Einsatz von Reinforcement Learning für eine automatisierte Lagerplatzvergabe. Zum Abschluss werden in Kapitel 4 die Ergebnisse zusammengefasst.

2 DEZENTRALE LAGERVERWALTUNG

Ein verteiltes System ist ein Netzwerk, bestehend aus unabhängigen Recheneinheiten, die zur Kommunikation und Koordination miteinander Nachrichten austauschen [Tav 08]. Ein solches System weist verschiedene Vorteile gegenüber anderen (zentralen) Systemen auf. Es verfügt über die Möglichkeit zur gemeinsamen Nutzung geteilter Ressourcen, der Skalierbarkeit der Anzahl eingesetzter Recheneinheiten sowie der Parallelisierung verschiedener Prozesse und Probleme, wie begrenzte Synchronisationsmöglichkeiten.

Zentrale und dezentrale Systeme dagegen unterscheiden sich in dem Ort der Entscheidungsfindung: Zentrale Systeme weisen einen einzelnen Entscheidungsknoten auf, während dezentrale Systeme mehrere, verschiedene Entscheidungsknoten besitzen. Eine dezentrale Lagerverwaltung kann durch ein Netzwerk intelligenter Behälter und weiteren Systemkomponenten, beispielsweise etwa I/O

(Input/Output) Terminals wie Tablets, realisiert werden.

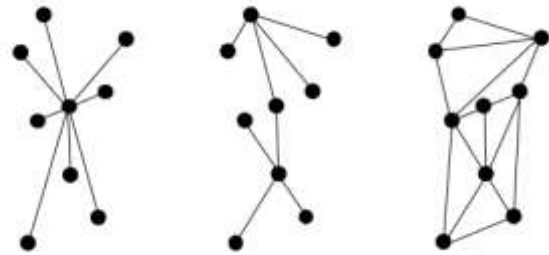


Abbildung 1: Zentrales System (Links), dezentrales System (Mitte), verteiltes System (Rechts) in Anlehnung an [Bar 64]

Abbildung 1 illustriert den Unterschied zwischen zentralen, dezentralen und verteilten Systemen.

Ein Ladungsträger wird zum intelligenten Behälter, indem er mit einem eingebetteten System ausgestattet wird, welches dem Behälter ermöglicht selbstständig Überwachungs-, Regelungs- und Steuerungsfunktionen (teilweise) auszuführen. Dazu müssen die Behälter verschiedene Aufgaben erfüllen können:

- Kommunikation: Der Behälter muss Nachrichten senden, empfangen und verarbeiten.
- Datenspeicherung: Verschiedene Informationen, wie Artikelart, Artikelanzahl und Behälterposition können lokal gespeichert werden.
- Benutzerschnittstelle: Neben der Kommunikation der Behälter untereinander und mit anderen Systemen, muss der Behälter mit Menschen über eine geeignete Schnittstelle kommunizieren.
- Zustandserkennung: Mittels Sensorik werden anwendungsabhängige Umgebungsinformationen wie Temperatur, Position, enthaltene Artikelstückzahl und Zugriffe zur Artikelentnahme erfasst.
- Energieversorgung: Um seine Aufgaben erfüllen zu können, muss der Behälter über eine eigene Energieversorgung, wie zum Beispiel eine Batterie, oder auch eine Möglichkeit zur Energiegewinnung verfügen.

In der Forschung und der Industrie wurden bereits verschiedene intelligente Behälter entwickelt, von denen nachfolgend drei beispielhaft vorgestellt werden.

Der inBin wurde vom Fraunhofer-Institut für Materialfluss und Logistik und dem Lehrstuhl für Förder- und Lagerwesen der TU Dortmund entwickelt [ERB 12]. Er versorgt sich durch Energy Harvesting mittels Lichts oder Erschütterung selbst mit Energie. Mittels

eines Funkmoduls kann der Behälter zudem mit anderen Behältern und Systemen drahtlos kommunizieren und durch ein Display mit dem Menschen interagieren. Der inBin verfügt über die Möglichkeit seine Position zu bestimmen, und so die eigenen Ortveränderungen zu erkennen. Die Speicherung von Daten und Berechnungen können lokal durch eine eigene Speicher- und Recheneinheit durchgeführt werden und ermöglichen so eine dezentrale Datenhaltung und Steuerung logistischer Prozesse.

Der iBin der Würth Industrie Service GmbH & Co. KG ist ein Ansteckmodul, das an einem VDA kompatiblen Behälter angebracht wird. Durch eine Infrarotkamera kann der aktuelle Füllstand ermittelt und per RFID übermittelt werden. Somit kann verbrauchs basiert frühzeitig die Bestellung selbstständig ausgelöst werden [Wür 13].

Der SmartBin der KVT-Fastening GmbH verfügt über Gewichtssensoren zur Lagerbestandsermittlung. Über drahtlose Kommunikation wird frühzeitig eine Nachbestellung ausgelöst [KVT 14].

Diese drei Beispiele zeigen, dass die konkrete Ausgestaltung eines intelligenten Behälters je nach Anwendungsfall stark variiert. Das Anwendungsgebiet des inBin ist die Kommissionierung, bei welcher er selbständig die Prozesse steuern und mit anderen Behältern und dem Menschen kommunizieren muss. SmartBin und iBin hingegen sollen in der Produktionsversorgung zum Einsatz kommen, wobei sie die Verfügbarkeit von C-Teilen selbstständig organisieren. Basierend auf der Idee des intelligenten Behälters werden verschiedene Aspekte für Verbände von solchen intelligenten Behältern erforscht und diskutiert. Der Stand der Forschung wird nachfolgend dargestellt.

In [JLA 14] stellen die Autoren ein Steuerungskonzept für ein dezentrales Lagerverwaltungssystem vor und untersuchen dieses experimentell. Das Konzept basiert auf miteinander vernetzten Entitäten, die sich verschiedenen Klassen zuordnen lassen: Lagerbereichsknoten, I/O Knoten und (optionalen) Datenerfassungsknoten. Ein Lagerbereichsknoten verwaltet die Bestandsknoten seines zugewiesenen Lagerbereichs, in dem er die Daten speichert und bei Bedarf zur Verfügung stellt. Für ein dezentral gesteuertes Lager auf Basis von intelligenten Behältern, wird diese Funktion durch die intelligenten Behälter übernommen, die für die in dem Behälter enthaltenen Güter zuständig sind. Dafür muss der Behälter wissen, welches Gut in ihm gelagert wird, die dazugehörige Stückzahl und wo er sich befindet. I/O Knoten dienen der Kommunikation zwischen den Lagerbereichsknoten und dem Menschen. Über einen I/O Knoten können Daten eingegeben, (Such-) Anfragen gestartet und Meldungen an den Menschen versendet werden. Darüber

hinaus übernehmen sie auch die Auftragsverwaltung. Die Rolle eines I/O Knoten kann etwa durch eine mobile Recheneinheit übernommen werden. Datenerfassungsknoten übernehmen die automatische Identifizierung durch RFID-UHF Technologie. Der Datenerfassungsknoten leitet gelesene Informationen an den zuständigen Lagerbereichsknoten weiter.

In [Rot 16] wird auf Basis des Konzepts aus [JLA 14] eine Reservierungsstrategie entwickelt. Diese ermöglicht es Fördermittel unter logischer Zeit zu reservieren, so dass der Dispositionszeitpunkt so bestimmt werden kann, dass die Einhaltung der Termine aller Aufträge möglich ist.

Aus Basis intelligenter Behälter wird in [SBH 17] die Struktur und das Konzept eines, sich in Entwicklung befindlichen, cyber-physischen Produktionssystems mit dezentraler Steuerung vorgestellt. Dabei interagieren verschiedenartige, intelligente Entitäten, wie Behälter und Arbeitsstationen, über eine Cloud, um die verschiedenen Aufgaben eines Produktionssystems zu steuern.

Die Kommunikation der intelligenten Behälter untereinander und mit anderen Systemen unterliegt dabei verschiedenen Nebenbedingungen.

- Für eine große Anzahl an Entitäten ist eine Abfrage aufgrund der Funkübertragung schwer zu realisieren [FMB 17].
- Jede Abfrage benötigt Energie, sodass häufiges Abfragen für energieautarke Entitäten nicht realisierbar ist [FMB 17].

Daher sollten im Rahmen von Testbeds verschiedene Kommunikationsstrategien experimentell und simulativ untersucht werden. [REM 14] [FMB 17]

In [MeR 18] werden die Möglichkeiten von neuen hybriden Geschäftsmodellen für intelligente Sonderladungsträger diskutiert. Die Autoren stellen dar, dass sich durch intelligente Sonderladungsträger den Kunden der Ladungsträgerhersteller verschiedene Vorteile bieten, wie eine höhere Transparenz der Behälterflüsse und der Güterzustände. Als die drei Kernelemente neuer Geschäftsprozesse werden Modularität der Ladungsträger, Digitalisierung der Ladungsträger durch entsprechende Sensorik und Kommunikationsschnittstellen sowie die Integration der Daten genannt.

Neben diesem Geschäftsmodell stellen die Autoren in [SSB 19] die Möglichkeit verschiedener Basisdienstleistungen, wie Behälternachverfolgung oder Störungsidentifikation und Zusatzdienstleistungen wie Chargenverfolgung und Mitarbeiterführung für das C-Teile-Management vor. Am Beispiel der automatischen Warennachbestellung wird

aufgezeigt, wie eine solcher Prozess im Rahmen von Netzen intelligenter Behälter gestaltet werden kann.

Die Autoren stellen in [KvS 19] ein auf RFID basierendes Track and Trace Konzept für die Leergutverfolgung intelligenter Behälter vor. Ähnliche Überlegungen finden sich auch im Kontext von Smart Cities[PDD 18].

3 STATISTISCHE MODELLIERUNG EINES DEZENTRALEN LAGERS

Um statistisch gesicherte Aussagen, bspw. zu Vorhersagen, erhalten zu können oder um adäquate Simulationen eines dezentral organisierten Lagers durchführen zu können, ist eine statistische Modellierung der involvierten Komponenten notwendig. Hierzu müssen die verschiedenen Unsicherheiten eines dezentral organisierten Lagers berücksichtigt werden:

- Unsicherheit der (Selbst-) Lokalisierung eines Behälters: Je nach Lokalisierungsmethode und verwendeter Sensorik ist die bestimmte Position des Behälters genauer oder ungenauer.
- Ermittelte Güterstückzahl in einem Behälter: Der iBin erfasst mittels einer Infrarotkamera den Füllstand und ermittelt anhand des Bildes die (geschätzte) Stückzahl des enthaltenen Gutes. Der SmartBin nutzt dafür eine Waage. Beide Ansätze unterliegen natürlicherweise einer Unsicherheit, so dass die Informationen eine Schätzung der wahren Stückzahl sind.
- Neben der Schätzung durch Sensorik, unterliegt der Warenbestand auch weiteren Ungenauigkeiten, wie etwa defekte/verdorbene Waren oder auch Schwund.
- Veraltete Informationen: Insbesondere im Kontext von intelligenten Behältern ist die Korrektheit der letzten übermittelten Daten nicht immer gegeben, da jede übermittelte Nachricht Energie benötigt und Kollisionen der Nachrichten vermieden werden müssen. Dadurch sind Informationen potentiell veraltet und entsprechen nicht dem wahren Zustand.
- Sollen Bedarfe auf Basis von historischen Bedarfsverläufen geschätzt werden, so ist zu berücksichtigen, dass diese Trends, saisonalen Schwankungen und auch unvorhersehbaren Schocks unterliegen können. Eine Bedarfsprognose mit dazugehörigen Prognosebereichen kann eine risikobasierte Planung ermöglichen.

- Auch menschliche Aktivitäten unterliegen Schwankungen. So sind Wegzeiten für die gleiche Entfernung/Strecke nicht immer identisch und auch die Erfassungsgenauigkeit solcher Zeiten hängt von der genutzten Methode ab.

Es zeigt sich, dass die Quellen für Unsicherheiten vielfältig sind und einzeln modelliert werden müssen. Je nach Anwendungsfall/Fragestellung sind folglich andere Quellen und Modelle für Unsicherheiten zu berücksichtigen.

Nachfolgend sollen zwei Ansätze für den profitablen Einsatz von Methoden des maschinellen Lernens in einem dezentral organisierten Lager aufgezeigt werden.

3.1 RISIKOBASIERTES BESTANDSMANAGEMENT

Bestandsmanagement befasst sich mit dem Management und der Optimierung unternehmensinterner Güterflüsse. Wie im vorigen Abschnitt dargelegt, unterliegt der aktuell gemeldete Bestand einer gewissen Unsicherheit.

Für ein risikobasiertes Bestandsmanagement müssen zwei Aspekte betrachtet werden. Zum einen existieren interne Unsicherheiten: Welches Gut mit welcher Stückzahl aktuell vorrätig ist, kann aufgrund der Erfassungsmethode (Sensorik, Bilderkennung, manuelle Zählung, ...) und der Synchronisation der Daten nicht exakt angegeben werden. Um diese Ungenauigkeit zu erfassen und so Prognoseintervalle herzuleiten existieren verschiedene Möglichkeiten. Eine in der Industrie beliebte Methode ist das (stichprobenbasierte) Anpassen von statistischen Verteilungen an die jeweiligen Unsicherheitsquellen. Werden anschließend weitere Stichproben der Bestände in den intelligenten Behältern erhoben, kann zum einen der Bestand durch einen einzelnen Prognosewert und zum anderen durch ein Prognoseintervall angegeben werden und somit durch die Quantifizierung der Unsicherheit informativ aufgewertet werden.

Neben dieser internen Unsicherheit muss auch die externe Unsicherheit berücksichtigt werden. Klassische Methoden der Zeitreihenprognose, wie etwa ARIMA, liefern neben einem Prognosewert auch das dazugehörige Prognoseintervall. Solche Prognoseverfahren können auf den Bedarf/die Nachfrage, die das Unternehmen als exogen ansehen muss, angewendet werden. Dies ermöglicht eine prädiktive Bestandsplanung, unter Berücksichtigung des durch die Unsicherheiten induzierten Risikos.

Neben der theoretischen mathematischen Modellierung bieten sich insbesondere Maschinelle Lernverfahren an, da diese im logistischen Kontext häufig eine gute Vorhersagegüte aufweisen [HPM 20; MWW 18]. Deren übliche Modellfreiheit erschwert jedoch die Angabe plausibler Unsicherheitsbereiche. Als Lösung bieten sich hier sogenannte Bootstrap Methoden an [Efr 00], mit dessen Hilfe

in vielen Fällen ohne zugrundeliegende stochastische Modelle approximative Prognosebereiche für verschiedene maschinelle Lernverfahren bestimmt werden können [PaP 16; WaA 18; RaP 19].

Abbildung 2 stellt die Herausforderung von Nachrichten mit verschiedenen Ankunftszeiten und -häufigkeiten dar.

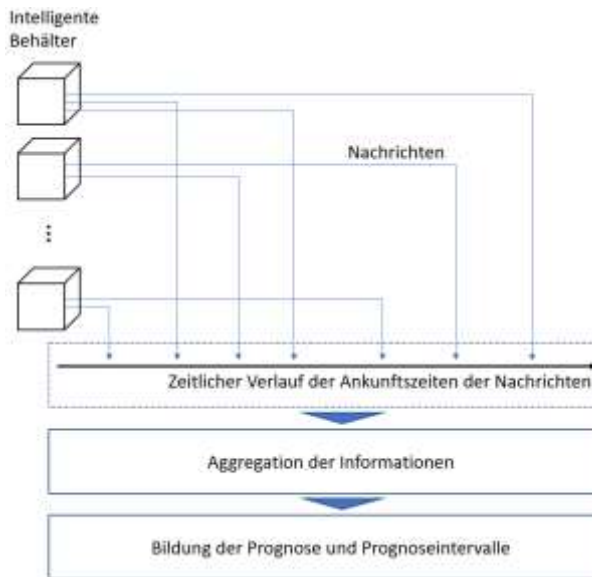


Abbildung 2: Intelligente Behälter schicken zeitlich nicht-äquidistante Nachrichten, die aggregiert werden müssen, um Prognosen treffen zu können.

Eine Zusammenführung der quantifizierten Unsicherheiten aus internen und externen Quellen ist dabei alles andere als trivial und soll zukünftig für ein prädiktives, risikobasiertes Bestandsmanagement genutzt werden.

3.2 BESTIMMUNG EINER DYNAMISCHEN LAGERPLATZVERGABE FÜR INTELLIGENTEN BEHÄLTERS

Eine klassische Lagerplatzvergabestrategie ist die ABC-Zonung. Nach Auswertung der Zugriffshäufigkeiten werden die Waren verschiedenen Klassen zugeordnet und erhalten entsprechende Lagerplätze. Intelligente Behälter ermöglichen aufgrund der Kenntnis der eigenen Position, der Zugriffshäufigkeiten und gegebenenfalls der entnommenen Menge eine dynamische Lagerplatzvergabe.

Hierfür bietet sich Reinforcement Learning (RL) an. Im Reinforcement Learning interagiert ein intelligenter Agent mit seiner Umwelt. Der Agent kann seinen aktuellen Status in der Umwelt wahrnehmen und wählt auf Basis dieser Information eine Aktion, die in den nächsten Zustand führt, wobei er den kumulativen Nutzen seiner Aktionen maximieren will [DDZ 20].

Reinforcement Learning findet in verschiedenen Bereichen der Logistikforschung Anwendung. Beispielsweise

wird in [AGG 20] das sichere, unfallarme, nicht-simulative Lernen von Strategien für Regalbediengeräte erforscht und in [RaD 15] wird untersucht, wie ein RL Ansatz als Decision Support System für Supply Chains eingesetzt werden kann.



Abbildung 3: Ablauf des Reinforcement Learning für eine automatisierte, datengetriebene Lagerplatzvergabe. In Anlehnung an [DDZ 20].

Der Agent ist hier ein Softwareagent, der (vorerst) für alle intelligenten Behälter den Lagerplatz vergibt. Jeden intelligenten Behälter als eigenständigen Agenten zu handhaben, ist je nach vorhandener Rechenleistung und Stromversorgung nicht sinnvoll umzusetzen. Ein einmal erlerntes Verhalten, das nicht weiter trainiert werden soll, kann jedoch potenziell vom Behälter eigenständig durchgeführt werden.

Die Umwelt, in der sich der Agent befindet, ist das Lager. Seinen Zustand erfasst er durch den gemeldeten Warenbestand, die Warenentnahmen und die Einlagerungen. Weiterhin muss der Agent die Aufträge kennen und die Dauer der jeweiligen Pickingrouten erfassen können. Die Routenplanung muss der Agent nicht selbst übernehmen, sondern es reicht, wenn er die Routen beobachten kann.

Für die Menge der erlaubten Aktionen gibt es nun verschiedene Möglichkeiten. Grundsätzlich kann eine Aktion dadurch beschrieben werden, dass der Agent einer Anzahl von Behältern einen (neuen) Platz zuweist. Dabei ist es möglich die Anzahl der Behälter, die einen neuen Platz erhalten, konstant zu halten, oder potenziell jedem Behälter einen neuen Platz zuzuweisen. Um sehr aufwendige Zuweisungen zu vermeiden, kann hier ein Strafterm, der den Nutzen der Aktion für jeden weiteren neu zuzuordnenden Behälter, verringert, eingeführt werden. Formal entspricht eine Aktion einer Zuordnung von den Behältern zu den Lagerplätzen. Eine Restriktion der maximalen neuen Zuordnungen kann in der Zielfunktion berücksichtigt werden. Sei dazu n die Anzahl der Behälter und m die Anzahl der Lagerplätze, wobei $n \leq m$ gelte. Eine Aktion a ist dann eine eindeutige (bijektive) Abbildung und kann als Permutation der Elemente $\{1, 2, \dots, m\}$ dargestellt werden, wobei $m - n$ Plätze nicht besetzt werden. Da die Anzahl der möglichen

Zuordnungen gleich $\frac{m!}{(m-n)!}$ ist, ist eine Lösung dieses Optimierungsproblems sehr rechenaufwendig.

Das Ziel des Agenten ist seinen kumulierten Nutzen zu maximieren [Wiv 12]. Eine mögliche Zielfunktion ist die minimale erwartete zurückgelegte Gesamtwegstrecke der Kommissionierer über eine feste Periode. Ein hoher zurückgelegter Gesamtweg führt dann zu einem geringeren Nutzen als ein kleinerer Gesamtweg. Soll die Anzahl der neusortierten Behälter geringgehalten werden, muss ein Strafterm für jede Neu Zuordnung vom Nutzen abgezogen werden, damit der Agent lernt, nur die notwendigen Zuordnungen durchzuführen.

Das Lernen der Agenten verläuft nach dem folgenden Ablauf. Der Agent beobachtet seinen aktuellen Status, das heißt die letzten Aktivitäten im Lager, die Routen, die Aufträge und die Warenbewegungen. Daraufhin wählt er eine neue Zuordnung. Die Zuordnung wird durchgeführt und der Agent kann den neuen Zustand wieder beobachten. Sein Nutzen für die gewählte Aktion ist somit, entsprechend der gewählten Zielfunktion, von der Performance in der nächsten Periode abhängig. Während im Reinforcement Learning zu Anfang zufällige Aktionen gewählt werden, um die möglichen Zustände zu erkunden, werden später gezielte Aktionen gewählt, um den Nutzen zu maximieren (Explore & Exploit) [Wiv 12]. Um dem Agenten das notwendige Basiswissen zu vermitteln wird eine vorgelagerte Simulation notwendig, bevor der Agent im realen Lager agieren darf. Erst wenn die Performance in der Simulation hinreichend gut ist, ist ein Lernen und Agieren im realen Lager sinnvoll [YHK 19].

Um valide Lernergebnisse, die auch in der realen Anwendung verwendet werden können, zu erhalten, ist eine Simulation mit Berücksichtigung der Unsicherheiten zu erstellen.

4 FAZIT

Die Anwendungsmöglichkeiten für maschinelles Lernen und Künstliche Intelligenz in der Logistik sind vielfältig und vielversprechend. In diesem Beitrag wurden zwei Konzepte vorgestellt, wie diese für eine bessere bzw. automatisierte, datenbasierte Planung in dezentral organisierten Lagersystemen eingesetzt werden können. Mögliche Herausforderungen bestehen dabei in der adäquaten statistischen Modellierung der Vorgänge innerhalb des Lagers und der Aggregation der asynchronen, dezentral verteilten Informationen.

1 LITERATUR

[AGG 20]

Andersen, Per-Arne; Goodwin, Morten; Granmo, Ole-Christoffer; *Towards safe reinforcement-learning in industrial grid-warehousing*, in: Information Sciences, 537, 2020, S. 467–484.

[Bar 64]

Baran, Paul; *On Distributed Communications: I. Introduction to Distributed Communications Networks*. RAND Corporation, 1964.

[DDZ 20]

Dong, Hao; Ding, Zihan; Zhang, Shanghang; *Deep Reinforcement Learning*, Singapore. Springer Singapore, 2020.

[Efr 00]

Efron, Bradley; *The Bootstrap and Modern Statistics*, in: Journal of the American Statistical Association, 95, 2000, S. 1293–1296.

[ERB 12]

Emmerich, Jan Sören; Roidl, Moritz; Bich, Tobias; ten Hompel, Michael; *Entwicklung von energieautarken, intelligenten Ladehilfsmitteln am Beispiel des inBin*, in: Logistics Journal Proceedings, 2012.

[FMB 17]

Falkenberg, Robert; Masoudinejad, Mojtaba; Buschhoff, Markus; Venkatapathy, Aswin Karthik Ramachandran; Friesel, Daniel; ten Hompel, Michael; Spinczyk, Olaf; Wietfeld, Christian; *PhyNetLab: An IoT-Based Warehouse Testbed*, in: , *Proceedings of the 2017 Federated Conference on Computer Science and Information Systems*, IEEE, 2017, S. 1051–1055.

[HPM 20]

Huang, He; Pouls, Martin; Meyer, Anne; Pauly, Markus; *Travel Time Prediction using Tree-Based Ensembles*, *arXiv preprint arXiv:2005.13818*, to appear in: Springer's Lecture Notes in Computer Science, 2020.

[JLA 14]

Jung, Matthias; Le, Trung Thanh; Atz, Thomas; Günthner, Willibald A.; *Entwicklung, Umsetzung und Evaluierung eines dezentralen Lagerverwaltungssystems*, 2014.

[KvS 19]

Kessler, René; van der Ahe, Felix; Suske, Jendrik; Marx Gómez, Jorge; *Einbindung von intelligenten Ladungsträgern in Prozesse der Intralogistik*, in: HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik, 56, 2019, S. 574–586.

[KVT 14]

KVT-Fastening GmbH; *Pressemitteilung: KVT-Fastening optimiert das C-Teilemanagement mit voll-automatischem Logistiksystem SmartBin*, 2014.

[MeR 18]

Meißner, Sebastian; Romer, Martina; *Neue Geschäftsmodelle durch intelligente Ladungsträger und datenbasierte Dienstleistungen*, in: Thomas Barton, Christian Müller, Christian Seel (Hrsg.), *Digitalisierung in Unternehmen: Von den theoretischen Ansätzen zur*

praktischen Umsetzung, Wiesbaden, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2018, S. 49–65.

[MWW 18]

Ma, Haishu; Wang, Yi; Wang, Kesheng; *Automatic detection of false positive RFID readings using machine learning algorithms*, in: Expert Systems with Applications, 91, 2018, S. 442–451.

[PaP 16]

Pan, Li; Politis, Dimitris N.; *Bootstrap prediction intervals for linear, nonlinear and nonparametric autoregressions*, in: Journal of Statistical Planning and Inference, 177, 2016, S. 1–27.

[PDD 18]

Prasad, Bandana; Dalmia, Sidhant; Dasari, Sindhu; Arya, Namita; *An Intelligent Bin Management System Design for Smart City using GSM Technology*, in: , 2018 7th International Conference on Reliability, Information Technologies and Optimization (Trends and Future Directions) (ICRITO), IEEE, 29.08.2018 - 31.08.2018, S. 557–563.

[RaD 15]

Rabe, Markus; Dross, Felix; *A Reinforcement Learning approach for a Decision Support System for logistics networks*, in: , 2015 Winter Simulation Conference (WSC), IEEE, 06.12.2015 - 09.12.2015, S. 2020–2032.

[RaP 19]

Ramosaj, Burim; Pauly, Markus; *Consistent estimation of residual variance with random forest Out-Of-Bag errors*, in: Statistics & Probability Letters, 151, 2019, S. 49–57.

[REM 14]

Roidl, Moritz; Emmerich, Jan; Masoudinejad, Mojtaba; Riesner, Andreas; Hompel, ten Michael; *Entwicklung eines Versuchsfelds für große Systeme intelligenter Behälter*, 2014.

[Rot 16]

Roidl, Moritz; ten Hompel, Michael; *Leistungsverfügbarkeit und Echtzeitfähigkeit in Systemen intelligenter Ladungsträger*, 2016.

[SBH 17]

Schuhmacher, Jan; Baumung, Wjatscheslav; Hummel, Vera; *An Intelligent Bin System for Decentrally Controlled Intralogistic Systems in Context of Industrie 4.0*, in: Procedia Manufacturing, 9, 2017, S. 135–142.

[SSB 19]

Stich, Volker; Schumann, Jan Hendrik; Beverungen, Daniel; Gudergan, Gerhard; Jussen, Philipp (Hrsg.); *Digitale Dienstleistungsinnovationen*, Berlin, Heidelberg. Springer Berlin Heidelberg, 2019.

[Tav 08]

Tanenbaum, Andrew S.; van Steen, Maarten; *Verteilte Systeme: Prinzipien und Paradigmen*, 2. Auflage, München. Pearson Studium, 2008.

[WaA 18]

Wager, Stefan; Athey, Susan; *Estimation and Inference of Heterogeneous Treatment Effects using Random Forests*, in: Journal of the American Statistical Association, 113, 2018, S. 1228–1242.

[Wiv 12]

Wiering, Marco; van Otterlo, Martijn; *Reinforcement Learning: State-of-the-Art*, Heidelberg. Springer, 2012.

[Wür 13]

Würth Industrie Service GmbH & Co. KG; *Pressemitteilung: iBin - Bestände im Blick*, 2013.

[YHK 19]

Yuan, Weihao; Hang, Kaiyu; Kragic, Danica; Wang, Michael Y.; Stork, Johannes A.; *End-to-end nonprehensile rearrangement with deep reinforcement learning and simulation-to-reality transfer*, in: Robotics and Autonomous Systems, 119, 2019, S. 119–134.

Axel Krüger, M.Sc., Research Assistant at the Chair of Materials Handling and Warehousing (FLW), TU Dortmund University. He studied Mathematics and Economics Address: Lehrstuhl für Förder- und Lagerwesen (FLW), TU Dortmund, Joseph-von-Fraunhofer-Str. 2-4, 44227 Dortmund, Germany, Phone: +49 231 755 4832, Fax: +49 231 755 4768, E-Mail: axel2.krueger@tu-dortmund.de

Felix Feldmann, M.Sc., Research Assistant at the Chair of Materials Handling and Warehousing (FLW), TU Dortmund University. He studied Logistics Address: Lehrstuhl für Förder- und Lagerwesen (FLW), TU Dortmund, Joseph-von-Fraunhofer-Str. 2-4, 44227 Dortmund, Germany, Phone: +49 231 755 4078, Fax: +49 231 755 4768, E-Mail: felix2.feldmann@tu-dortmund.de

Prof. Dr. Markus Pauly, head of the Chair of Mathematical Statistics and Industrial Applications, Department of Statistics, TU Dortmund University Address: Mathematische Statistik und industrielle Anwendungen, TU Dortmund, Joseph-von-Fraunhofer-Str. 2-4,

44227 Dortmund, Germany
Phone: +49 231 9743-90370,
E-Mail: pauly@statistik.tu-dortmund.de

Prof. Dr. Dr. h. c. Michael ten Hompel, head of the Chair of Materials Handling and Warehousing, TU Dortmund University and Managing director of the Fraunhofer Institute for Material Flow and Logistics IML.
de

Address: Lehrstuhl für Förder- und Lagerwesen (FLW),
TU Dortmund, Joseph-von-Fraunhofer-Str. 2-4, 44227
Dortmund, Germany
Phone: +49 231 9743-600, Fax: +49 231 755-4768,
E-Mail: michael.tenHompel@tu-dortmund.de