

*Simulation in Produktion und Logistik*  
*Entscheidungsunterstützung von der Planung bis zur Steuerung*  
Wilhelm Dangelmaier, Christoph Laroque & Alexander Klaas (Hrsg.)  
Paderborn, HNI-Verlagsschriftenreihe 2013

# **Simulationsgestützte, Selbstadaptierende Wissensbasierte Steuerung von logistischen Systemen**

## ***Control of Logistic Systems – Introducing self-adaptation using a parameterised simulation model***

Alexander Klaas, Christoph Laroque, Hendrik Renken, Wilhelm Dangelmaier,  
Heinz Nixdorf Institut, Universität Paderborn, Paderborn (Germany),  
alexander.klaas@hni.upb.de, christoph.laroque@hni.upb.de,  
hendrik.renken@hni.upb.de, wilhelm.dangelmaier@hni.upb.de

**Abstract:** Simulation as a source of knowledge has recently been used in the control of logistics systems. Little research has been done however on ensuring a consistently high quality of the data generated by the simulation, especially under changing circumstances such as differing load patterns in the system. We propose a control that is able to self-adapt to current circumstances using a parameterised simulation model, which uses observed system parameters as input. The control automatically triggers re-generation of training examples when necessary and proactively anticipates changes. For the problem of knowledge generation, we present a look ahead simulation method that considers uncertainties. We validated our approach in a real world material handling system, developed by Lödige Industries GmbH.

## **1 Einleitung**

Die operative Steuerung von Produktions- und Logistiksystemen ist durch eine hohe Dynamik und Komplexität charakterisiert. Der Einsatz von wissensbasierten Steuerungen, speziell in Kombination mit Simulation, bietet sich daher bei der Lösung der auftretenden, typischerweise NP-schweren Problemen an (Aufenanger et al. 2008; Kwak und Yih 2004; Sakakibara et al. 2008).

Bei einer auftretenden Steuerungssituation im System wird dabei anhand gesammelten Wissens und mithilfe von Methoden der Künstlichen Intelligenz eine Steuerungsmaßnahme ausgewählt. Die Simulation kann dabei als Wissensquelle agieren, indem sie das Verhalten des zu steuernden Produktions- oder Logistiksystemes unter verschiedenen Szenarien nachbildet (Müller-Schloer et al. 2011). Es wird eine Wissensbasis in Form von Trainingsbeispielen in einer parallel, aber offline laufenden Phase mittels der Simulation aufgebaut.

Die Leistung des Systems hängt subsequent von der bereitgestellten Wissensbasis ab. Dabei sind unter anderen zwei Problemen zu lösen:

- Die auftretenden Steuerungssituationen sind nicht in der Wissensbasis enthalten, woraufhin die Steuerung keine fundierte Entscheidung treffen kann.
- Unsicherheiten im Betriebsablauf sind in der Simulation zu berücksichtigen, um sicher zu stellen, dass die gewählte Steuerungsmaßnahme nicht nur unter bestimmten Umständen eine hohe Leistung liefert.

In dieser Arbeit wird eine selbstadaptierende Steuerung vorgestellt, die sich an Gegebenheiten im System anpasst, um stets relevantes Wissen zur Verfügung zu haben. Zudem werden in einer simulationsbasierten Bewertung von Steuerungsmaßnahmen verschiedene Szenarien herangezogen.

Die Selbstanpassung wird mittels eines parametrisierten Simulationsmodelles des Systems realisiert, das mit aktuellen sowie antizipierten Werten aus dem System simuliert wird. Die Parameter sind dabei variable Rahmendaten wie etwa die Anzahl der Mitarbeiter. Es werden genaue Kriterien zur Definition eines Parameters in einem konkreten System dargelegt. Das Konzept ist unabhängig von einem konkreten zu steuernden System beschrieben, sodass es leicht auf verschiedene Produktions- und Logistiksysteme angewendet werden kann.

Im Ergebnis kann somit die Flexibilität und Robustheit von wissensbasierten Steuerungen gesteigert werden. Das Konzept findet zur Validierung Anwendung in einem industriellen Projekt bei der Steuerung eines vollautomatisierten Material Handling Systems der Firma Lödige Industries GmbH, bei dem zahlreiche externe Einflüsse und Unsicherheiten die Steuerung vor Herausforderungen stellen. Die Anwendung und Ergebnisse sind in Abschnitt 4 dargelegt. Es konnte eine Erhöhung der Leistung um 14.2% erzielt werden.

## 2 Stand der Technik

Erste Ansätze im Bereich der wissensbasierten Steuerung von logistischen Systemen wurden zu Beginn der neunziger Jahre gemacht. Unter anderen stellen Piramuthu et al. (1993) heraus, dass die Effektivität von Prioritätsregeln vom aktuellen Systemstatus, der durch Attribute und deren jeweilige Ausprägung beschrieben wird, abhängt. Weiterentwicklungen dieser situationsabhängigen Steuerungen sind etwa Bergmann und Stelzer (2011), Jeon et al. (2011), Maza und Castagna (2005) und Vitiello (1997).

Speziell der Einsatz von simulations- oder heuristikbasierten Lösungsverfahren in einer offline Trainingsphase zur Generierung von Trainingsbeispielen wird hier näher betrachtet. Es wurde in Aufenanger et al. (2008) zur Lösung von Job Shop Scheduling Problemen angewendet, in Kwak und Yih (2004) wiederum für Dispatching in Produktionssystemen. Dasselbe Prinzip findet in Klaas et al. (2011) und Sakakibara et al. (2008) Anwendung bei der Steuerung von fahrerlosen Transportsystemen.

Diese generischen Verfahren haben den Vorteil, dass sie ohne eines dem jeweiligen Problem angepassten Lösungsalgorithmus auskommen. Allerdings fehlt jegliche Anpassungsfähigkeit der offline Phase an Gegebenheiten im System.

Der Einsatz einer parametrisierten Simulation zur fortlaufenden Lösungsgenerierung und Anpassung wird in Branke et al. (2006) in Form eines allgemeinen Frameworks

beschrieben. Es wird speziell auf den Aspekt einer Anpassungskomponente eingegangen. Es fehlen ein allgemein verwendbarer Ansatz, wie die Parameter der Parameter zu bestimmen sind sowie ein umfassendes Konzept zur Bewertung der bisher generierten Trainingsbeispiele.

Das zu steuernde System wird in bisherigen Verfahren unter Normalbedingungen simuliert, das heißt dass die darauf basierenden Entscheidungen womöglich nicht robust gegenüber Abweichungen sind. Es fehlt ein Konzept, wie unter verschiedenen Entwicklungen simuliert werden kann. Diese Methoden existieren im Bereich der Szenariokonstruktion in der stochastischen Programmierung, einem Teilbereich des Operations Research, wie in Laux (2005), Scholl (2001) und Vahrenkamp & Amann (2007) dargelegt.

### **3 Generisches Konzept**

Es wurde eine wissensbasierte Steuerung entwickelt, die über die gewünschten selbstadaptierenden Eigenschaften verfügt, sowie mittels einer simulationsbasierten Vorausschau Unsicherheiten berücksichtigt. Viele Aspekte der Steuerung lassen sich unabhängig von dem konkreten zu steuernden System betrachten, sodass in diesem Abschnitt zunächst ein generisches Konzept dargelegt werden soll.

In Abschnitt 3.1 wird ein Überblick präsentiert, während einzelne Komponenten des Konzeptes in den Abschnitt 3.2 bis 3.4 detailliert werden.

#### **3.1 Überblick**

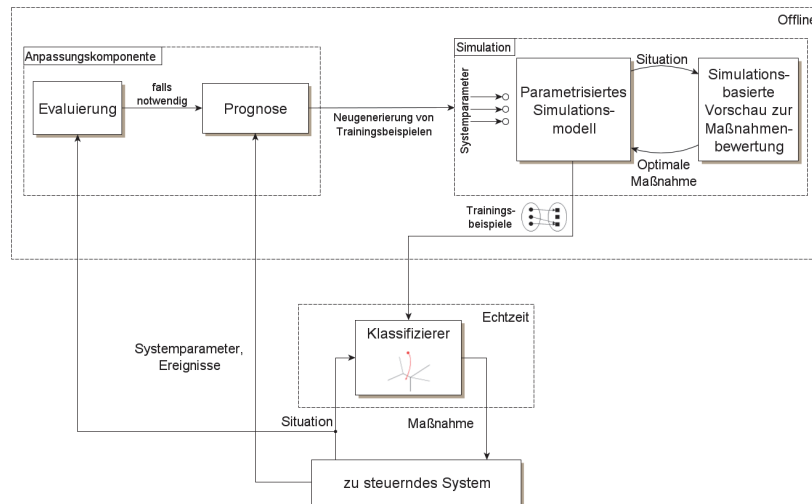
In Abbildung 1 ist das entwickelte Konzept dargestellt. Ein Klassifizierer reagiert auf im zu steuernden System aufgetretene Steuerungssituationen und wählt in Echtzeit die in der Situation als optimal befundene Maßnahme aus. Diese Entscheidung basiert auf Trainingsbeispielen, die a priori in einer Offlinephase mit Methoden des maschinellen induktiven Lernens ausgewertet wurden. Die Trainingsbeispiele bestehen dabei aus Situation-Maßnahmen Zuordnungen. Dabei steht eine endliche, kleine Menge von Maßnahmen zur Verfügung, während eine Situation als Tupel von möglichen Einflussfaktoren definiert ist.

Das Ziel ist es nun, möglichst relevante Trainingsbeispiele in hoher Qualität zu generieren. Relevanz bedeutet hier, dass die Situationen auf der linken Seite der Trainingsbeispiele möglichst ähnlich zu den tatsächlich auftretenden Steuerungssituationen sind. Hohe Qualität bedeutet, dass die zugeordnete Maßnahme die Leistung des Systems maximiert, auch unter verschiedenen definierten zukünftigen Umständen, deren Eintreten nicht vorhergesagt werden kann.

Es existiert eine Anpassungskomponente, die sicherstellen soll, dass die Trainingsbeispiele kontinuierlich eine hohe Relevanz haben. Anhand der aktuellen Situationen, soweit weiterer auszulesenden Systemparameter und Ereignissen, entscheidet die Anpassungskomponente ob und ggf. unter welchen Parametern neue Trainingsbeispiele generiert werden. Dabei werden mittels einer Prognose auch zukünftige Änderungen antizipiert. Systemparameter werden in Abschnitt 3.2 definiert, und Details zur Anpassung in Abschnitt 3.3 genannt.

Die festgelegten Parameter werden in ein parametrisiertes Simulationsmodell überführt, das mittels der Simulationssoftware d<sup>3</sup>fact das System in der zu

erwartenden Konfiguration simuliert. An dieser Stelle greift die Vorschaufunctionalität (Abs. 3.4), mittels der die möglichen Maßnahmen in einer Steuerungssituation bewertet werden. Die Vorschau evaluiert auch das Systemverhalten unter verschiedenen stochastischen Einflüssen und aggregiert die Leistung jeder Maßnahme in diesen simulierten Zukünften.



**Abbildung 1:** Übersicht des entwickelten Konzeptes mit Anpassungskomponente und simulativer Vorausschau.

### 3.2 Parameterdefinition

Das Konzept sieht vor zwischen Steuerungssituationen, Systemparametern und Ereignissen zu unterscheiden.

Eine Steuerungssituation stellt kurzfristig veränderbare Umstände im System dar, von denen die Entscheidung, welche Maßnahme optimal ist, abhängt. Als Beispiel sei die offene Auftragsmenge genannt.

Systemparameter dagegen stellen sich langfristig verändernde Einflüsse dar, zum Beispiel die Anzahl an Maschinen, an dessen Änderung sich die Steuerung selbst anpassen soll, etwa um die Inbetriebnahme einer neuen Maschine berücksichtigen zu können. Der Wert der Systemparameter kann auch beeinflussen, welche Situationen auftreten werden, da im Beispiel etwa eine geringe Anzahl an Maschinen eine große offene Auftragsmenge bedingt.

Ein Ereignis ist definiert als eine plötzliche, unerwartete Änderung im System, die zu einer Änderung der folgenden Steuerungssituationen und optional auch dauerhaft einem oder mehrerer Systemparameter führt. Für eine Anwendung wird dazu eine Menge an Ereignissen definiert, die berücksichtigt werden sollen, wie etwa der Ausfall einer Maschine. Das Auslesen eines Ereignisses soll dann speziell die Veränderung eines Systemparameters detektieren und ggf. eine Neugenerierung zur Folge haben.

### 3.3 Anpassungskomponente

Die Anpassungskomponente ist in zwei Teilkomponenten gegliedert: Eine Evaluierungskomponente ermittelt anhand der tatsächlich im System aufgetretenen Steuerungssituationen die Relevanz der erzeugten Trainingsbeispiele. Relevanz ist dabei mittels der verallgemeinerten Hamming Distanz  $d_S : S \times S \rightarrow [0, 1]$  (Beierle und Kern-Isberner 2008)

$$d_S(s_1, s_2) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \cdot \min(1, \max(0, \frac{|s_{1i} - s_{2i}|}{i_o - i_u}))}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (1)$$

definiert. Dabei sind  $s_1$  und  $s_2$  Steuerungssituationen, die als Vektor  $\in \mathbb{R}^n$  vorliegen, während  $w_i$  den Informationsgehalt eines Attributes des Vektors darstellt.  $i_u$  und  $i_o$  sind die für die konkrete Situationsdefinition in einer Anwendung gegebenen angenommenen Unter- und Obergrenzen der Komponente  $i$ . Die Hamming Distanz gibt also ein Maß für die Ähnlichkeit von zwei Steuerungssituationen an. Mittels dieser kann nun bei Auftreten einer neuen Steuerungssituation  $s_a$  ein binäres Relevanzkriterium bei Unterschreiten eines Schwellwertes  $d$  definiert werden:

$$R(S_{erz}, s_a) = \min_{s_e \in S_{erz}} d_S(s_e, s_a) \leq d \quad (2)$$

Der Schwellenwert wird dabei anhand der Distanz von zwei Situationen, denen verschiedene Maßnahmen zugeordnet wurden, berechnet. Bei zu geringer Relevanz ist nicht das passende Wissen vorhanden, um in ausreichender Qualität zu steuern. Diesem Fall wird mittels Anpassung der Parameter, unter dem die Simulation neue Trainingsbeispiele erzeugt, in der Anpassungskomponente entgegnet.

Zusätzlich wird durch Überwachen von Systemparametern und Ereignissen im System versucht, eine solche Irrelevanz proaktiv zu antizipieren, um nicht nur a posteriori reagieren zu können. Schließlich findet die Neugenerierung der Trainingsbeispiele aufgrund der benötigten Rechenzeit offline statt, sodass bei erkannter Irrelevanz nicht mehr rechtzeitig das erforderliche Wissen zur Verfügung gestellt werden kann.

Eine Prognosekomponente erstellt daher anhand des bisherigen Systemparameterverlaufes eine Vorhersage für zukünftige Systemparameter. Es wurden dabei verschiedene Prognoseverfahren analysiert und empirisch getestet. Dabei wurde die exponentielle Glättung 2. Ordnung als universal einsetzbare und geeignete Methode identifiziert (Armstrong 2001). Zusätzlich zu den tatsächlichen Prognosewerten wird die Neugenerierung mit Streuwerten durchgeführt, um Fehler in der Vorhersage zu kompensieren. Bei zutreffender Prognose kann das Verfahren dann a priori neue Trainingsbeispiele generieren und ggf. alte löschen, um so eine konstant hohe Lösungsqualität zu erreichen.

### 3.4 Simulationsbasierte Vorschau

Unter den vorgegebenen Systemparametern wird die Simulation gestartet, in der Steuerungssituationen auftreten. Diese Situationen sollen zur Generierung eines

Trainingsbeispiels einer optimalen Maßnahme zugeordnet werden. Dazu wird bei Auftreten die simulative Vorausschau gestartet, mittels der die zukünftige Leistung des Systems unter Auswahl jeder Maßnahme simuliert wird. Die Maßnahme mit der höchsten Leistung kann dann zusammen mit der ursprünglichen Situation als Trainingsbeispiel abgespeichert werden.

Dabei wird die Bewertung der Leistung einer Maßnahme unter verschiedenen zukünftigen Entwicklungen des Systems betrachtet, um robust gegenüber verschiedenen Szenarien und unerwarteten Ereignissen zu steuern. Zur Umsetzung der Bewertung wird zunächst implizit ein Szenariobaum aufgestellt, der den Verlauf des Systems unter verschiedenen Entwicklungen beschreibt. Zusätzlich werden Unsicherheiten berücksichtigt, indem etwa der Eintritt eines Ereignisses in jedem Zweig mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit dargestellt wird. In der Simulation lässt sich jedes der Szenarien gezielt nachbilden, um die Leistung des Systems in dieser "Zukunft" zu messen. So ergeben sich, aus Sicht der ursprünglichen Steuerungssituation, mehrere Kennzahlen pro Maßnahme, die miteinander zu einer endgültigen Bewertung verrechnet werden müssen.

Zur Verrechnung mehrerer Szenarien mit unterschiedlichen angenommenen Eintrittswahrscheinlichkeiten wurde hier das sogenannte Hodges-Lehmann Prinzip aus der Entscheidungstheorie angewendet (Hodges Jr und Lehmann 1952). Damit wird eine gewisse Risikoaversität erreicht, indem Maßnahmen, unter denen eine sehr schlechte Leistung möglich ist, überproportional negativ bewertet werden.

Um die exponentielle Anzahl an Szenarien in der offline Phase bewältigen zu können, wird ein anwendungsspezifisches Pruning Verfahren eingesetzt, um nicht benötigte Szenarien nicht zu simulieren. Zudem wird das Verfahren parallisiert ausgeführt, was je nach eingesetzter Hardware zu einer linearen Verbesserung der Laufzeit führt.

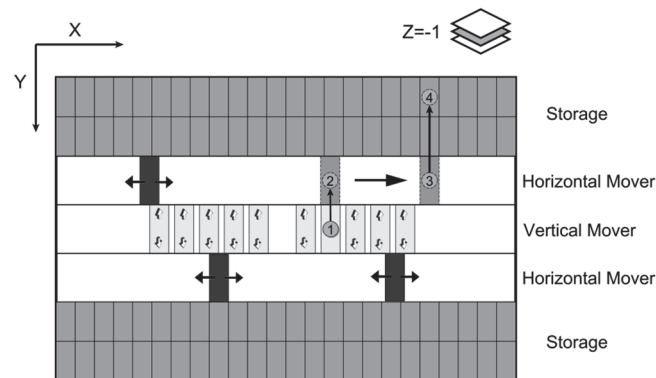
Die erzeugten Trainingsbeispiele werden mittels induktiven Lernverfahren ausgewertet, um eine verbesserte Generalisierbarkeit auf neue Situationen und gleichzeitig eine schnellere Laufzeit zu erreichen. Dabei sind verschiedene Lernverfahren empirisch für die jeweilige Anwendung zu testen.

## **4 Anwendung an einer konkreten Steuerung**

Das vorgestellte Konzept wurde zur Steuerung eines industriellen Material Handling Systems (MHS) der Firma Lödige Industries GmbH angewendet und konnte damit praxisnah validiert werden.

### **4.1 Abstrakte Beschreibung**

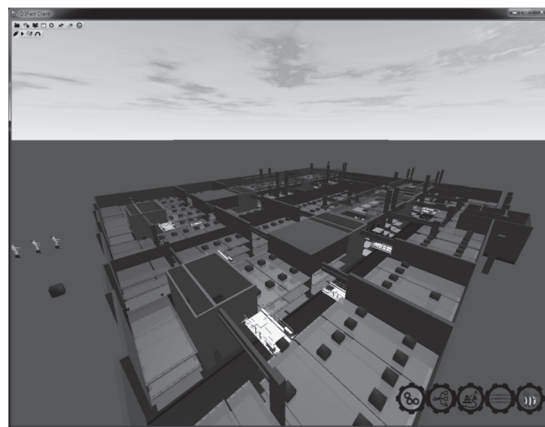
Aus Vertraulichkeitsgründen wird in dieser Arbeit lediglich die grundlegende Funktionalität des MHS beschrieben (s. Abb. 2).



**Abbildung 2:** Funktionsweise MHS

In dem MHS wird Material in unterirdische Ebenen ( $z=-1, \dots -n$ ) vollautomatisch ein- und ausgelagert. Dazu werden vertikal (VM) und horizontal (HM) bewegte Fördereinheiten eingesetzt. Die dynamische Beauftragung der Fördereinheiten soll mittels des entwickelten Konzeptes geschehen, welches sich aufgrund der hohen Dynamik und hohen Anzahl an Einflussfaktoren anbietet. Ziel ist die Minimierung der Wartezeiten für Ein- und Auslageraufträge.

Zudem ist zu berücksichtigen, dass das Material in zwei Reihen eingelagert wird, sodass ein Zugriff auf eine hintere Reihe ggf. das Umlagern eines Materials bedingt. Dieser Vorgang wird Shuffle genannt und ist möglichst zu vermeiden.



**Abbildung 3:** Screenshot 3D Visualisierung

Es wurde in dem Materialflusssimulator  $d^3$ fact ein Modell des MHS erstellt (s. Abb. 3). Dieses diente bei der Anwendung des Verfahrens initial als Hilfestellung, da anhand einer 3D Darstellung die Abläufe untersucht werden konnten. Gleichzeitig lässt sich das Simulationsmodell zur laufzeiteffizienten Generierung der Trainingsbeispiele (s. Abs. 3) ohne visuelle Ausgabe verwenden.

## 4.2 Anwendung des generischen Konzeptes

Zur Adaption wurden die anwendungsspezifischen Aspekte des Konzeptes wie folgt ausgefüllt. Zunächst wurden drei Strategien entwickelt, die je nach Lastsituation einen verschiedenartigen Betriebsablauf definieren.

- Das sogenannte *Prefetching* bedeutet, dass bei einer Einlagerung ein HM frühzeitig zum jeweiligen VM befördert wird – was zu Lasten einer HM Verfügbarkeit bei einer Auslagerung führen kann.
- *Umlagern* bezeichnet die Beförderung von Fahrzeugen von „inneren“ (an den VMs) hin zu „äußeren“ Stellplätzen, falls ein HM verfügbar ist.
- Bei der *Stellplatzauswahl* bei einer Einlagerung sind analog dazu zwei Möglichkeiten auszuwählen, das Auswählen des Platzes von innen nach außen oder in umgekehrter Reihenfolge. Hintergrund ist die Überlegung, dass bei einer hohen Einlagerlast viele freie Stellplätze in der Nähe der VMs günstig sind, um ein Fahrzeug schnell einlagern zu können. Diese sollten in Phasen geringer Last daher vorgehalten werden.

Die Maßnahmen der Steuerung wurden nach drei Kombinationen von Strategien definiert, nach denen Aufträge sinnvoll bedient werden können und sind in Tabelle 1 dargestellt.

**Tabelle 1: Maßnahmen der Steuerung**

Maßnahme	Prefetching	Umlagern	Stellplatzauswahl
„Standard“	Nein	Nein	Innen nach außen
„Wartung“	Nein	Ja	Außen nach innen
„Einlagerung Priorität“	Ja	Nein	Innen nach außen

Eine Situation entspricht der aktuellen und den im Tagesverlauf bisherigen Lastsituationen, da diese die bestimmende fluktuierende, externe Einflussgröße auf die Maßnahmenauswahl darstellt.

Als Systemparameter ist dementsprechend die Tageskurve der Last im Wochendurchschnitt definiert, da die Selbstanpassung auf die mittelfristige Änderung des Nutzerverhaltens ausgelegt ist. Als Ereignis in der Vorausschau ist ein plötzlicher Anstieg an Auslageraufträgen definiert.

In der simulationsbasierten Bewertung einer Maßnahme wird zu einer gegebenen aktuellen Lastsituation dann die Leistung des Systems unter Anwendung jeder der drei Maßnahmen, unter Berücksichtigung des Eintretens eines plötzlichen Anstiegs und bis zum Ende eines Tages simuliert. Aus dieser hohen Anzahl an Szenarien bestimmt das Verfahren letztlich die optimale Maßnahme anhand der gemessenen Leistungskennzahl der durchschnittlichen Wartezeit eines Auftrages.



## 5 Experimentelle Evaluierung

Anhand einer exemplarischen Tageskurve, die Zeiten von hoher und geringer Last beinhaltet, wurden mittels der simulationsbasierten Vorausschau Trainingsdaten generiert und das Verfahren empirisch evaluiert. Bei der Generierung wurde dabei ein plötzlicher Anstieg an Auslageraufträgen berücksichtigt, was zu einer verschiedenen Maßnahmenauswahl in einer bestimmten Situation führte. Während unter normalen Umständen die Maßnahme „Wartung“ eine Verbesserung von 1,5% im Vergleich zur „Standard“ Maßnahme bewirkt, führte diese im Ereignisfall zu einer Verschlechterung von 2,8%. In der Aggregation mittels Hodges-Lehmann schnitt daher die „Standard“ Maßnahme besser ab.

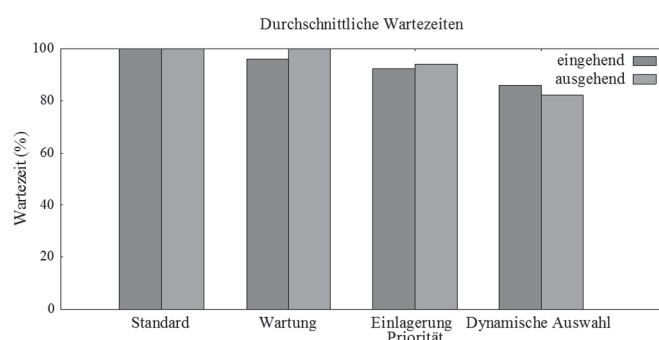


Abbildung 4: Experimentelle Ergebnisse

In Abbildung 4 sind die Ergebnisse dargestellt. Es wurde das Verfahren (dynamische Auswahl einer Maßnahme) im Vergleich zur konstanten Auswahl jeder der drei Maßnahmen evaluiert. „Einlagerung Priorität“ resultiert dabei in etwa 7% kürzere Wartezeiten. Anscheinend ist ein aktiviertes Prefetching von Vorteil, vermutlich da die VMs im betrachteten System einen Flaschenhals darstellen. Die dynamische Auswahl mittels des trainierten Klassifizierers wiederum erzielt eine weitere Verkürzung der Wartezeiten um 9.8%. Eine detaillierte Auswertung hat gezeigt, dass das Umlagern und Vorhalten von inneren Stellplätzen für Zeiten von hoher Last Vorteile zeigt. In diesen Phasen müssen die HMs eine um 2,7% kürzere Weglänge bewältigen, und dadurch halbiert sich die Zeit, die VMs auf HMs warten müssen.

## 6 Zusammenfassung

Es wurde ein Konzept zur selbstadaptierenden Steuerung allgemein dargelegt und anhand eines Material Handling System validiert. Die Ergebnisse demonstrieren eine höhere Leistung durch die dynamische Auswahl von Steuerungsmaßnahmen. Die Steuerung kann sich an verschiedene Lastszenarien selbst anpassen und berücksichtigt stochastische Ereignisse.

Mögliche Weiterentwicklungen des Konzeptes beinhalten eine automatisierte Evaluierung und Anpassung der Steuerungsmaßnahmen und Situationsdefinition.

## Literatur

- Armstrong, J.S.: Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners, Springer 2001.
- Aufenanger, M. et al.: Knowledge-based event control for flow-shops using simulation and rules. In S. J. Mason et al., eds. Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference. Piscataway, New Jersey: Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc. 2001, pp. 1952–1958.
- Beierle, C.; Kern-Isberner, G.: Methoden wissensbasierter Systeme: Grundlagen, Algorithmen, Anwendungen. Wiesbaden: Vieweg+Teubner / GWV Fachverlage GmbH 2008
- Bergmann, S.; Stelzer, S.: Approximation of Dispatching Rules in Manufacturing Control Using Artificial Neural Networks. In Principles of Advanced and Distributed Simulation (PADS), 2011 IEEE Workshop on. S. 1–8.
- Branke, J. et al.: Organic Computing - Addressing Complexity by Controlled Self-Organization. In Proceedings of the Second International Symposium on Leveraging Applications of Formal Methods, Verification and Validation. ISOLA '06. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society 2006, S. 185–191.
- Hodges Jr, J.L.; Lehmann, E.L.: The use of previous experience in reaching statistical decisions. The Annals of Mathematical Statistics, 1952, S.396–407.
- Jeon, S., Kim, K.; Kopfer, H.: Routing automated guided vehicles in container terminals through the Q-learning technique. Logistics Research, (2011) 3(1), S.19–27.
- Klaas, A. et al. Simulation Aided, Knowledge Based Routing for AGVs in a Distribution Warehouse. In S. Jain et al., eds. Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference. Piscataway, New Jersey: Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc. 2011, pp. 1673–1684.
- Kwak, C.; Yih, Y.: Data-mining approach to production control in the computer-integrated testing cell. Robotics and Automation, IEEE Transactions on (2004) 20, S.107–116.
- Laux, H.: Entscheidungstheorie, Springer 2005.
- Maza, S.; Castagna, P.: A performance-based structural policy for conflict-free routing of bi-directional automated guided vehicles. Comput. Ind. (2005) 56, S.719–733.
- Müller-Schloer, C.; Schmeck, H.; Ungerer, T.: Organic Computing - A Paradigm Shift for Complex Systems. Basel: Springer Basel AG 2011.
- Piramuthu, S. et al.: Integration of simulation modeling and inductive learning in an adaptive decision support system. Decis. Support Syst. 9 (1993), S.127–142.
- Sakakibara, K., Fukui, Y.; Nishikawa, I.: Genetics-Based Machine Learning Approach for Rule Acquisition in an AGV Transportation System. Intelligent Systems Design and Applications, International Conference on (2008) 3, S.115–120.
- Scholl, A.: Robuste Planung Und Optimierung: Grundlagen Konzepte Und Methoden Experimentelle Untersuchungen. Physica-Verlag 2001.
- Vahrenkamp, R.; Amann, M.: Risikomanagement in supply chains: Gefahren abwehren, Chancen nutzen, Erfolg generieren. Berlin: Schmidt 2007.
- Vitiello, M.: Fallbasierte Materialflußsteuerung. Düsseldorf: VDI-Verl 1997.