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

Der Einfluss von Autokorrelation in komplexen Materialflusssystemen

Effect of Autocorrelation on Complex Material Handling Systems

Sebastian Rank, Thorsten Schmidt, Technische Universität Dresden, Dresden (Germany), sebastian.rank@tu-dresden.de, thorsten.schmidt@tu-dresden.de
Tobias Uhlig, Universität der Bundeswehr München, München (Germany),
tobias.uhlig@unibw.de

Abstract: This paper investigates the effect of autocorrelated material flows on system behaviour. In contrast to previous research not a simple single server queue model but a complex material flow system modelled in AutoMod® is studied. To gain autocorrelated numbers the ARTA concept is used. An extensive simulation study shows that modelling dependencies needs to be strongly considered in order to gain valid models of complex logistics systems – especially positive correlation should be spent attention. As a result we suggest overhauling state of the art simulation tools to provide inbuilt random number generators for autocorrelated values so practitioners and simulation engineers get an easier access to the topic.

1 Einleitung, Motivation und Stand der Forschung

Zu den Standardwerkzeugen der Planung komplexer Materialflusssysteme zählt die Ablaufsimulation. Eine zentrale Bedeutung hat dabei die Modellierung dynamischer, stochastischer Prozesse. Vorhersagen zum Systemverhalten sind für die korrekte Auslegung realer Anlagen essentiell und durch Simulation überhaupt erst möglich.

Zur Erzeugung von Ereignissen in Simulationsmodellen werden Zufallszahlengeneratoren eingesetzt. Diese ersetzen die oft nicht vorhandenen Realdaten und sollen Prozesscharakteristika nachbilden. In gängiger Software finden hierfür Algorithmen Verwendung, die gezielt unabhängige Ereignisse erzeugen. Eine hohe Unabhängigkeit wird sogar als Gütekriterium angesehen (L'Ecuyer 2006). Bereits einfache Effekte, wie z. B. Losbildung oder das Wirken von Prioritätsregeln bei der Auftragseinlastung, führen jedoch dazu, dass aufeinanderfolgende Ereignisse nicht unabhängig voneinander sind, sondern korrelieren. Dies hat zur Folge, dass bei sonst identischen Annahmen verschiedenes Systemverhalten zu beobachten ist (Rank et al. 2012). Die Erfahrungen der Autoren zeigen auf, dass ein Bewusstsein um die Wirkung korrelierter Ereignisse nur schwach ausgebildet ist. Das hat unmittelbar zur Folge, dass ggf. nicht valide Modelle von Logistik- oder Produktionssystemen zum

Einsatz kommen. Die Konsequenzen für die Auslegung und Steuerung von Anlagen können weitreichend sein und zur Fehlplanung führen.

Aus den bisherigen Ausführungen ergibt sich die Fragestellung, ob in realen Systemen statistisch gesichert Abhängigkeiten zwischen aufeinanderfolgenden Ereignissen beobachtbar sind. Dazu wurde in Rank et al. (2012) eine umfangreiche Studie in Zusammenarbeit mit Unternehmen durchgeführt. Es wurde in 49 von 52 Datensätzen signifikante Korrelationsstrukturen nachgewiesen. Hieraus leitet sich die Frage ab, ob die beobachteten Abhängigkeiten Einfluss auf das Systemverhalten haben, denn theoretische Untersuchungen mit einfachen Einbedienermodellen zeigten, dass mit erheblichen Auswirkungen zu rechnen ist. Dennoch besteht im logistischen Umfeld und speziell auf dem Gebiet der Ablaufsimulation eine geringe Sensibilisierung gegenüber Autokorrelation. Die Verfasser des Beitrages sehen hierfür zwei Gründe. Zum einen herrscht ein mangelndes Problembewusstsein. Zum anderen wird davon ausgegangen, dass der Einfluss von Korrelationen in realen Systemen vernachlässigbar ist bzw. werden durch Abstraktion Modellungenauigkeiten bewusst in Kauf genommen (siehe auch Hendricks und McClain 1993, Melamed und Hill 1995 oder Nielsen 2007).

Im Folgenden soll diese Hypothese, dass Korrelationen zwischen aufeinanderfolgenden Ereignissen in komplexen Materialflusssystemen keine Auswirkung auf das Systemverhalten haben, widerlegt werden. Dazu wird im Gegensatz zu früheren Untersuchungen Abstand von einem Einbedienermodell genommen und ein realitätsnahes Materialflusssystem analysiert.

1.1 Autokorrelation als Abhängigkeitsmaß

Folgende Ausführungen sind angelehnt an Schlittgen und Streitberg (2001). Danach eignet sich zur Beschreibung der Abhängigkeit zeitlich geordneter Ereignisse, der Autokorrelationkoeffizienten r_{τ} nach Bravais-Pearson. Dieser soll im Rahmen des Artikels Anwendung finden und ist für Beobachtungspaare $(x_t, x_{t+\tau})$ des Merkmals X für eine Reihe der Länge N mit dem Zeitversatz (auch "Lag") τ definiert durch:

$$r_{\tau} = \frac{\sum_{t=1}^{N-\tau} (x_t - \overline{x})(x_{t+\tau} - \overline{x})}{\sum_{t=1}^{N} (x_t - \overline{x})^2}, \quad \overline{x} = \sum_{i} \frac{x_i}{N}; \ \tau = 0, 1, 2, ..., N - 1$$
 (1)

Die Darstellung über mehrere Lags erfolgt zur besseren Übersicht oft in sog. Autokorrelogrammen mit gestrichelten Signifikanzlinien (Abb. 1).

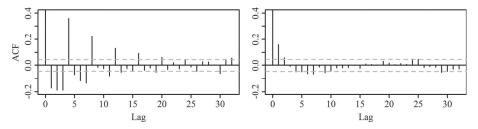


Abbildung 1: Beispiele für Korrelogramme; ACF = zu dt. Autokorrelationsfunktion

Die Koeffizienten r_{τ} sind auf das Intervall [-1; +1] skaliert und beschreiben die Richtung und Stärke des linearen Zusammenhangs des Merkmals mit sich selbst.

1.2 Autokorrelation in komplexen logistischen Systemen resp. Bedienmodellen

Über den Einfluss von Autokorrelation auf das Systemverhalten von Bedienmodellen wird bereits seit über 50 Jahren geforscht (z. B. Runnenburg 1962). In Einbedienermodellen lassen sich schon bei moderater Parametrierung der Abhängigkeiten erhebliche Abweichungen vom unkorrelierten Referenzmodell beobachten (siehe Rank et al. 2013 und zitierte Quellen darin). Untersuchungen zur Wirkung von Autokorrelation in komplexeren Bediensystemen sind dagegen rar.

Takahashi und Nakamura (1998), Mi et al. (2007) oder Balcioğlu et al. (2008) verknüpfen Einbedienermodelle in verschiedenen Anordnungsvarianten und modellieren Prozesse autokorreliert. Es wird deutlich, dass Abhängigkeiten über Modellelemente hinweg beobachtet werden können. Des Weiteren beeinflusst Autokorrelation die Systemleistung im Vergleich zum unkorrelierten Referenzfall.

Zu ähnlichen Ergebnissen kommen Pereira et al. (2012). Im Rahmen einer Fallstudie wird zudem beobachtet, dass bei Berücksichtigung von Autokorrelation das Verhalten von Simulationsmodellen sich denen der untersuchten Realsysteme annähert.

Die dargelegten Quellen zeigen auf, dass sich in einfachen Modellen die Wirkung von Autokorrelation kausal bestimmen lässt. Bei der Kombination mehrerer Bedienelemente zeigt sich ebenfalls, dass das Systemverhalten vom unkorrelierten Fall abweicht. Besonders die Fallstudienergebnisse aus Pereira et al. (2012) lassen vermuten, dass selbst in komplexen Materialflusssystemen keine Nivellierung der an den Systemgrenzen eingebrachten Autokorrelation stattfindet. Im Zusammenhang mit den Ergebnissen aus Rank et al. (2012), nach denen in 94% aller analysierten Datensätze Abhängigkeiten auftreten, bedarf es einer systematischen Analyse sowie Quantifizierung der Wirkung von Autokorrelation in komplexen logistischen Systemen. Diesem aktuellen Forschungsmangel widmet sich der Beitrag.

1.3 Erzeugung autokorrelierter Zufallszahlen

Im Sinne der Simulation von Materialflusssystemen werden Zufallszahlen in Ermangelung von Realdaten zur Beschreibung der Eintrittswahrscheinlichkeiten von Ereignissen verwendet. In gängigen Simulatoren oder Softwarepaketen werden in der Regel Algorithmen mit einer linear rekurrenten Bildungsvorschrift eingesetzt. Die erzeugten Zufallszahlen folgen einer identischen Verteilung und sind unabhängig. Zur Erzeugung autokorrelierter Zufallszahlen existieren verschiedene Verfahren (Rank et al. 2012). Im vorliegenden Beitrag wird eine Abwandlung des ARMA-Konzeptes nach Box und Jenkins (1970), der Autoregressive-To-Anything-Ansatz (ARTA) nach Cario und Nelson (1996a), eingesetzt. Ausschlaggebend hierfür sind vor allem die gute Automatisierbarkeit und die Flexibilität. Bause et al. (2009) bestätigen zudem sehr gute Modellierungseigenschaften. Diese Vorteile wiegen die Bedenken bzgl. der Rechenintensität (Nielsen 2007) nach Meinung der Autoren auf. Die Generierung von 20.000 korrelierten Zufallszahlen im vorliegenden Fall dauert mit ARTA unter 1 Sekunde. Die Funktionsweise wird nachfolgend kurz erläutert.

Mit ARTA können autokorrelierte Zufallszahlen mit gegebener Verteilungsfunktion und Autokorrelationsstruktur automatisiert, d. h. ohne Nutzerinteraktion, erzeugt werden. Ein ARTA-Prozess $\{Y_t\}$ mit gewünschter Randverteilung F_Y wird durch Transformation eines AR-Prozesses $\{Z_t\}$ modelliert. Der zugrundeliegende AR-Prozess ist definiert durch:

$$Z_{t} = \alpha_{1} Z_{t-1} + \alpha_{2} Z_{t-2} + \dots + \alpha_{p} Z_{t-p} + \varepsilon_{t}, \quad t = 1, 2, \dots$$
 (2)

Wobei p den maximal zu beachtenden Lag definiert und $\{\varepsilon_t\}$ eine Reihe unabhängiger Zufallszahlen darstellt. $\{\varepsilon_t\}$ ist normalverteilt $N(0, \sigma^2)$ mit Mittelwert 0 und Varianz σ^2 . Die Randverteilung des AR-Prozess $\{Z_t\}$ soll einer Normalverteilung N(0,1) genügen. Dazu wird die Varianz σ^2 angepasst:

$$\sigma^{2} = 1 - \alpha_{1}r_{1} - \alpha_{2}r_{2} - \dots - \alpha_{p}r_{p}$$
(3)

Dabei gibt r_h den Autokorrelationskoeffizienten zum Lag h für h=1,2,...,p an und wird durch $r_h=Corr[Z_t,Z_{t+h}]$ beschrieben. Mit $\{Z_t\sim N(0,1)\}$ wird sichergestellt, dass die Transformation $U_t=\Phi(Z_t)$ einer uniformen Verteilung U(0,1) genügt, wobei Φ die Standardnormalverteilung darstellt. Mittels Inversionsverfahren wird U_t in den ARTA-Prozess $\{Y_t\}$ umgewandelt:

$$Y_{t} = F_{y}^{-1}[U_{t}] = F_{y}^{-1}[\Phi(Z_{t})] \tag{4}$$

Die Hauptaufgabe besteht in der Bestimmung der Koeffizienten r_h . Diese lassen sich – außer für bestimme Verteilungen – nicht analytisch festlegen. Dafür wird in Cario und Nelson (1996a) ein effizientes nummerisches Suchverfahren mit beliebiger Genauigkeit vorgestellt. Die Bestimmung der Regressionskoeffizienten α_h für $h=1,2,\ldots,p$ erfolgt bspw. über ein Yule-Walker-Gleichungssystem (Schlittgen und Streitberg 2001). Eine Softwareimplementierung in FORTRAN des ARTA-Ansatzes wird von Cario und Nelson (1996b) bereitgestellt. Uhlig und Rank (2013) stellen parallel eine JAVA-Bibliothek (sog. "JARTA") zur Modellierung und Anpassung von ARTA-Prozessen zur freien Verfügung.

2 Experimentaufbau

Als Untersuchungsgegenstand dient ein einem realen betrieblichen Szenario nachempfundenes Simulationsmodell, das in AutoMod® erstellt wurde (Abb. 2). Es soll helfen, die Auswirkung von Autokorrelation in komplexen Modellen zu verstehen und zu quantifizieren. Es nimmt Abstand von bisherigen Untersuchungen, in denen einfache Single-Server-Queue-Modelle im Mittelpunkt standen. Insgesamt sind 18 Materialflüsse definiert (Tab. 1). Bei der Fördertechnik handelt es sich um Stauförderer. Richtungswechsel werden mit Hubtischen vollzogen. Die Bearbeitungszeit der Kommissionierer ist abgeschnitten normalverteilt $N(40, 16^2)$. Die Bestimmung des Regalfaches zur Ein- bzw. Auslagerung erfolgt zufällig gleichverteilt über alle Fächer. Es werden kürzeste Wege gefahren.

Jede Quelle wird durch einen separaten Zufallszahlengenerator mit exponentialverteilten Zufallszahlen (Zwischenankunftszeiten der Aufträge) versorgt. Die Annahme der Exponentialverteilung spiegelt die Erfahrung der Autoren wider (siehe Rank

et al. 2012 sowie auch Law und Kelton 2000 und Arnold 2004). Die Zufallszahlen sind parametrierbar autokorreliert. Zur Generierung wird der ARTA-Ansatz (Abs. 1.3) genutzt. Die "Stärke" der Autokorrelation variiert zwischen den Quellen und den einzelnen Simulationsstudien (Tab. 2). Als Anhaltspunkt, welche Autokorrelationskoeffizienten realistisch und praxisnah sind, dienen die Betrachtungen in Rank et al. (2012). Simuliert werden mindestens 20.000 Aufträge pro Quelle und 100 Läufe je Parametersatz.

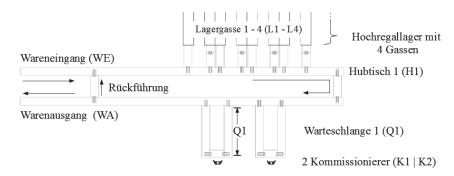


Abbildung 2: AutoMod® -Simulationsmodell Hochregallager und Kommissionierer

Tabelle 1: Definierte Materialflüsse mit Mengenangaben

Materialfluss	Aufträge pro h	Materialfluss	Aufträge pro h	Materialfluss	Aufträge pro h
WE→L1:	22,50	L1→K1→WA:	11,25	L4→K1→WA:	11,25
WE→L2:	22,50	L1→K2→WA:	11,25	L4→K2→WA:	11,25
WE→L3:	22,50	$L2\rightarrow K1\rightarrow WA$:	11,25	L1→K2→L3:	02,00
WE→L4:	22,50	L2→K2→WA:	11,25	L2→K2→L1:	02,00
$WE \rightarrow K1 \rightarrow WA$:	15,00	$L3\rightarrow K1\rightarrow WA$:	11,25	L3→K2→L4:	02,00
WE→K2→WA:	05,00	L3→K2→WA:	11,25	L4→K2→L2:	02,00

Tabelle 2: Übersicht Experimentbezeichnung und zugehörige Parametrierung der Autokorrelationskoeffizienten zum Lag 1

Exp.	Autokkoef. Lag 1 r_1 für Quelle				Exp. Autokkoef. Lag 1 r_1 für Quelle						
	WE	L1	L2	L3	L4		WE	L1	L2	L3	L4
A^{-}	-0,10	-0,10	-0,10	-0,10	-0,10	A^+	+0,10	+0,10	+0,10	+0,10	+0,10
B^-	-0,25	-0,25	-0,25	-0,25	-0,25	B^+	+0,25	+0,25	+0,25	+0,25	+0,25
C^-	-0,50	-0,50	-0,50	-0,50	-0,50	C^+	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50	+0,50
D^-	-0,50	0,00	0,00	0,00	0,00	D^+	+0,50	0,00	0,00	0,00	0,00
Ref	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00						

Um die Performance einfacher Bedienmodellen zu beschreiben, eigenen sich nach Law und Kelton (2000) unter anderem die Wartezeit in einer Warteschlange, die Warteschlangenlänge oder die Auslastung von Bedienelementen. Diese Kennzahlen sind auch in den zitierten Quellen aus Kapitel 1.2 wiederzufinden. Im vorliegenden Fall eignen sie sich nur bedingt. Es soll kein isoliertes Einbedienermodell betrachtet, sondern das Gesamtverhalten eines komplexen Systems beschrieben werden. Dazu wird zum einen in Anlehnung an Fiems et al. (2008) die Kenngröße "Delay" definiert. Diese misst für jeden Auftrag die Verzögerung, d. h. die Aufenthaltszeit im System abzüglich Bedienzeiten und (Netto)Fahrtzeiten. Weiterhin wird die stündliche Leistung von Hubtisch H1 und Kommissionierer K1 (Abb. 2) gemessen. Vom Interesse ist dabei vor allem die Varianz und weniger der Durchsatz der Elemente (dieser ist für alle Initialisierungen aufgrund fest definierter Materialflüsse gleich – s. Tab. 1). Um die Variabilität der Leistungskennzahlen des Systems zu messen, werden im Mittel alle zwei Sekunden (exponentialverteilt) die sich im Gesamtsystem und in Warteschlange Q1 befindlichen Loads gezählt. Der Hintergrund der Varianzanalyse ist folgender: falls Autokorrelation die Varianz beeinflusst, hätte dies direkte Auswirkung auf Warteschlangelängen bzw. die Auslegung von z. B. Warteräumen (Law und Kelton 2000).

3 Ergebnisse

Nachfolgend werden die Ergebnisse der Simulationsstudie präsentiert und bewertet. In Abbildung 3 werden die Delays untersucht. Für die jeweils 100 Initialisierungen wird die mittlere Verzögerung gebildet und in einem Boxplot dargestellt.

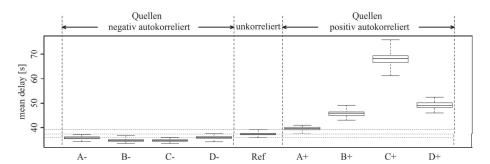


Abbildung 3: Verteilung des mittleren Delays; Ref (unkorreliert) horiz. gestrichelt

Aus Abbildung 3 wird deutlich, dass – sobald das Modell mit autokorrelierten Zwischenankunftszeiten gespeist wird – sich das Systemverhalten im Vergleich zum unkorrelierten Fall verändert. Bei negativen Autokorrelationskoeffizienten verringert sich der Delay (A^- , B^- und C^-), bei positiven Koeffizienten ist, deutlich stärker ausgeprägt, ein gegenteiliger Effekt zu beobachten (A^+ , B^+ und C^+). In abgeschwächter Form trifft dies auch zu, wenn nur eine Quelle des Systems autokorrelierte Zwischenankunftszeiten aufweist (D^- und D^+). Im Extremfall verweilen Aufträge ca. 45% länger im System, wenn positive Abhängigkeiten auftreten und ca. 7% kürzer bei negativen Abhängigkeiten.

In Abbildung 4 wird der Durchsatz am Hubtisch H1 dargestellt. Außerdem ist eine Zeitreihe der Aufträge im System abgebildet. Es werden aus den ca. 1800 stündlichen Werten (Kap. 2) der Minimal-, Maximal- und Mittelwert abgetragen. Herangezogen werden die Ergebnisse eines repräsentativen Simulationslaufes für die Experimente C^+ , C^- und des unkorrelierten Referenzmodells (siehe auch Tab. 3). Erwartungsgemäß verzeichnet der Hubtisch H1 bei den drei exemplarischen Experimenten gleiche mittlere Durchsätze (waagerechte Linie). Stündlich aufgelöst wird aber ersichtlich, dass die Schwankungsbreite sich erheblich unterscheidet (C^- : [100; 147], C^+ : [75; 183], Ref: [91; 151]). Identische Ergebnisse zeigen sich für die Zahl der im System befindlichen Aufträge. Eine höhere Varianz führt dazu, dass die Warteschlangenlänge vor Kommissionierer K1 öfter die maximale Länge von sieben erreicht (Abb. 5). Im konkreten Fall ist der Warteraum bei Experiment C^+ etwa zweieinhalbmal häufiger voll im Vergleich zu C^- und Ref.

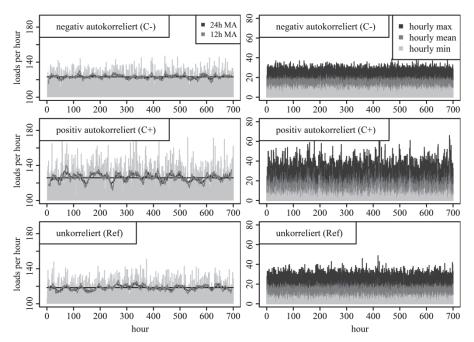


Abbildung 4: Links: stündlicher Durchsatz am Hubtisch H1 (MA = gleitender Durchschnitt); Rechts: im Gesamtsystem befindliche Aufträge stündlich aufgelöst; hellgrau: minimale Anzahl, dunkelgrau: mittlere Anzahl, schwarz: maximale Anzahl

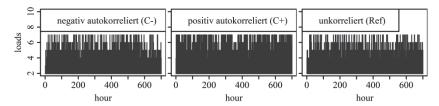


Abbildung 5: stündliche maximale Warteschlangenlänge vor Kommissionierer K1

Tabelle 3 fasst die Ergebnisse zusammen. Zusätzlich ist der Durchsatz des Kommissionierers K1 angegeben. Im Kern sind folgende Erkenntnisse hervorzuheben. Autokorrelierte Zwischenankunftszeiten beeinflussen das Systemverhalten deutlich. Positive Korrelation erhöht die Wartezeit, Varianz des Systems und Häufigkeit eines vollen Warteraums. Bei negativer Autokorrelation ist ein Minimum an Wartezeit und Varianz zu verzeichnen. Die teils leicht unterschiedlichen Durchsätze resultieren aus der Modellierung der Zufallszahlen (Cario und Nelson 1996a).

Tabelle 3: Ergebnisse aus Simulationsstudie; Prozentangaben relativ zu Ref; Per. = Perzentil; μ = Mittelwert, σ = Standardabweichung

Exp	alle Ir	nitialisier	rungen	repräsentative Initialisierung				
	mittl	lerer Del	ay [s]	Durchsatz	Durchsatz	Aufträge	Häufigkeit	
	25-Per. 50-Pe		75-Per.	Hubtisch H1	Kommis. K1	,	Warteraum	
				$[\mu \pm \sigma]$	$[\mu \pm \sigma]$	$[\mu \pm \sigma]$	Q1 voll	
Ref	36,9	37,3	37,8	118 ± 10.5	$58 \pm 07,6$	$18\pm01,9$	77	
A ⁺	+06%	+06%	+06%	$118 \pm 11,6$	$58 \pm 07,9$	$19\pm02{,}1$	+018%	
A ⁻	-04%	-04%	-05%	$119 \pm 10,2$	$58 \pm 07{,}2$	$19 \pm 01,9$	+002%	
B ⁺	+18%	+18%	+19%	$119 \pm 13,2$	$60 \pm 08,\!4$	$20 \pm 02{,}7$	+045%	
B ⁻	-07%	-07%	-08%	$120 \pm 09{,}4$	$59 \pm 07,1$	$19\pm01{,}7$	-002%	
C^+	+45%	+45%	+46%	$127 \pm 16{,}1$	$62 \pm 10,3$	$22 \pm 04{,}7$	+252%	
C-	-07%	-08%	-08%	$123 \pm 08,8$	$60 \pm 06{,}7$	$19 \pm 01{,}5$	+002%	
D^+	+23%	+24%	+25%	$119 \pm 11,5$	$58 \pm 07{,}7$	$20 \pm 02,8$	+045%	
D^-	-04%	-04%	-04%	$118 \pm 10{,}5$	$58 \pm 07{,}5$	$19 \pm 01,9$	+003%	

4 Diskussion

Die Ergebnisse aus Kapitel 3 machen deutlich, dass durch Autokorrelation das Systemverhalten komplexer logistischer Systeme merkbar beeinflusst wird. Erkenntnisse früherer Untersuchungen werden dabei in der Tendenz bestätigt: positiv autokorrelierte Materialflussströme erhöhen die Wartezeiten, Varianz und Warteschlangelängen. Die Hypothese, dass Abhängigkeiten realitätsnahe Materialflusssysteme nicht beeinflussen, sollte demnach verworfen werden. Wie bereits von Nielsen (2007) vergleichend zu Einbedienermodelle vermutet, sind keine tausend Prozent Abweichung zu erwarten. Dennoch geben die Erkenntnisse Anlass, die übliche Modellannahme der Unabhängigkeit von Ereignissen bzw. die etwaige Inkaufnahme von Modellungenauigkeiten zu hinterfragen. Wird bspw. die Wartezeit bzw. in Konsequenz die Durchlaufzeit von Aufträgen im System falsch eingeschätzt, hat das direkte Auswirkung auf Aussagen zu Reaktionszeiten. Werden in der Simulation zeitkritische Abläufe beurteilt, ist somit unbedingt auf positive Autokorrelation zu achten, da ansonsten die Systemleistung deutlich überschätzt wird.

Die dargelegte Auswirkung abhängiger Ereignisse auf die Varianz und im Ergebnis auf Warteschlangen hat in Praxis ebenfalls große Bedeutung. Bei stark positiv auto-

korrelierten Materialflüssen sind auch in komplexen logistischen Systemen größere Puffer zu planen, um im Vergleich identische Leistungskennwerte zu erreichen. Andernfalls ist, wie im vorliegenden Modell, davon auszugehen, dass nicht ausreichend dimensionierte Warteräume Staus in vorgelagerten Bereichen verursachen. Insbesondere da bei den durchgeführten Experimenten beobachtet wurde, dass mit zunehmender Autokorrelation die Häufigkeit für Systemblockaden rapide steigt.

Im Sinne einer validen Modellierung ist eine bewusste Nichtbeachtung von Abhängigkeiten kaum zu vertreten. Um demnach Fehlplanungen zu vermeiden und die Lücke zwischen Modell und Realität zu verringern, sollten Simulationswerkzeuge Generatoren bereitstellen, die passende Zufallszahlen generieren.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Im Artikel wird das Wirken von Autokorrelation in komplexen Materialflusssystemen untersucht. Zum Nachweis der Auswirkungen wird eine umfangreiche Simulationsstudie durchgeführt und u. a. mit den Wartezeiten von Aufträgen, Durchsätzen und Warteschlangenlängen bewertet. Zur Generierung autokorrelierter Zufallszahlen wird der ARTA-Ansatz eingesetzt. Die Ergebnisse zeigen, dass Argumentationen gegen die Beachtung von Autokorrelation nicht haltbar sind. Positive Autokorrelation verschlechtert die Systemperformance, negative verbessert sie leicht.

Um die Ergebnisse zu verdichten ist weitere Forschung von Nöten. Dazu muss die Abstufung der Abhängigkeitsstrukturen verfeinert und eine Variation in den Materialflüssen erfolgen. Ferner sollten die Auswirkungen autokorrelierter Ausfalloder Bedienzeiten betrachtet werden. Zentrales Anliegen ist die Etablierung des Einflussfaktors Autokorrelation in der Simulation. Eine analytische Betrachtung steht ebenfalls aus.

Förderhinweis

Das IGF-Vorhaben (17344 BR) der Forschungsvereinigung Bundesvereinigung Logistik (BVL) wurde über die AiF im Rahmen des Programms zur Förderung der Industriellen Gemeinschaftsforschung (IGF) vom Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages gefördert.

Literatur

Arnold, D.: Handbuch Logistik. Berlin, Heidelberg: Springer 2004.

Balcioğlu, B.; Jagerman, D.L.; Altiok, T.: Merging and splitting autocorrelated arrival processes and impact on queueing performance. In: Performance Evaluation 65 (2008) 9, S. 653–669.

Box, G.E.P.; Jenkins, G.M.: Time series analysis. San Francisco: Holden-Day 1970. Bause, F. et al.: A comparison of Markovian arrival and ARMA/ARTA Processes for the modeling of correlated input processes. In: Rossetti, M.D. et al. (Hrsg.): Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference (WSC), Austin, 13.–16. Dez. 2009, S. 634–645.

Cario, M.C.; Nelson, B.L.: Autoregressive to anything: Time-series input processes for simulation. Operations Research Letters 19 (1996a) 2, S. 51–58.

- Cario, M.C.; Nelson, B.L.: ARTA Code Source. (1996b), URL: http://users.iems.northwestern.edu/~nelsonb/ARTA/ Abgerufen: 2013-04-10.
- Fiems, D.; Claeys, D.; Bruneel, H.: Performance Analysis of Discrete-Time Autoregressive Queueing Systems. In: Workshop proceedings of the IEEE International Conference on Communications, 19.–23. Mai Beijing, 2008, S. 232–235.
- Hendricks, K.B.; McClain, J.O.: The Output Process of Serial Production Lines of General Machines with Finite Buffers. Management Science 39 (1993) 10, S. 1194–1201.
- L'Ecuyer, P.: Uniform Random Number Generation. In: Henderson, S.G.; Nelson, B.L. (Hrsg.): Elsevier Handbooks in Operations Research and Management Science: Simulation. Amsterdam: Elsevier Science 2006, S. 55–81.
- Law, A.M.; Kelton, D.W.: Simulation Modeling and Analysis. Singapore: Mcgraw-Hill Professional 2000.
- Melamed, B.; Hill, J.R.: A Survey of TES Modeling Applications. SIMULATION 64 (1995) 6, S. 353–370.
- Mi, N. et al.: Performance impacts of autocorrelated flows in multi-tiered systems. Performance Evaluation 64 (2007) 9–12, S. 1082–1101.
- Nielsen, H.E.: Autocorrelation in queuing network-type production systems. International Journal of Production Economics 110 (2007) 1–2, S. 138–146.
- Pereira, D. et al.: Autocorrelation effects in manufacturing systems performance: a simulation analysis. In: Laroque, C. et al. (Hrsg.): Proceedings of the Winter Simulation Conference (WSC), Berlin, 9.–12. Dez. 2012, S. 123:1–123:12.
- Rank, S.; Uhlig, T.; Schmidt, T.; Rose, O.: Beherrschung stark korrelierter Logistikund Produktions-Prozesse. In: Zadek, H. (Hrsg.): Tagungsband zum 8. Fachkolloquium der WGTL e. V., Magdeburg, 26./27. Sept. 2012, S. 135–146.
- Runnenburg, J.T.: Some numerical results on waiting-time distributions for dependent arrival-intervals. Statistica Neerlandica 16 (1962) 4, S. 337–347.
- Schlittgen, R.; Streitberg, B.H.J.: Zeitreihenanalyse. 9., unwesentlich veränderte Auflage. München, Wien: Oldenbourg Wissenschaftsverlag 2001.
- Takahashi, K.; Nakamura, N.: The effect of autocorrelated demand in JIT production systems. Int. Journal of Production Research 36 (1998) 5, S. 1159–1176.
- Uhlig, T.; Rank, S.: A Java library to model and fit ARTA processes. (2013), URL: http://sourceforge.net/projects/jarta/ Abgerufen: 2013-05-20.