

Schlussbericht

zu dem IGF-Vorhaben

Beherrschung stark korrelierter Logistik- und Produktions-Prozesse

(Autokorrelierte Auftragsstroeme)

der Forschungsstelle(n)

(1) Technische Universität Dresden, ITLA, Professur für Technische Logistik

(3) Universität der Bundeswehr München, Institut für Technische Informatik

Das IGF-Vorhaben 17344BR der Forschungsvereinigung Logistik wurde über die



im Rahmen des Programms zur Förderung der Industriellen Gemeinschaftsforschung (IGF) vom



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie

aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages gefördert.

Dresden, 15.04.2013

Ort, Datum

Prof. Schmidt

Name und Unterschrift des/der Projektleiter(s)
an der/den Forschungsstelle(n)

Zusammenfassung

Im Rahmen des Forschungsvorhabens wurde das Wirken von Autokorrelation auf das Verhalten von Materialflusssystemen anhand von Realdaten analysiert. Hintergrund waren theoretische Untersuchungen, die einen deutlichen Einfluss von abhängigen Ereignissen auf die Leistung von Materialflusssystemen erkennen lassen.

Mit Hilfe der Projektpartner konnte eine große Menge von Echtdateien zusammengetragen werden. Insgesamt wurden 52 Datensätze auf zeitliche Abhängigkeiten der Ereignisse untersucht. Dabei bestätigte sich die Vermutung, dass Autokorrelation durch z. B. Batchbildung oder Prioritätsregeln allgegenwärtig in Erscheinung tritt. In ca. 95 % aller Datensätze konnte signifikant Autokorrelation nachgewiesen werden.

Im Rahmen der Untersuchung konnten eine Reihe unterschiedlicher Korrelationsstrukturen nachgewiesen werden. Diese unterschieden sich sowohl in der Stärke, in der Ausprägung (positiv oder negativ) als auch im Abklingverhalten. Der größte Einfluss auf das Systemverhalten geht von der Stärke und der Ausprägung der Autokorrelationskoeffizienten aus.

Im Rahmen des Projektes konnten unterschiedliche Verfahren zur Erzeugung autokorrelierter Ereignisse identifiziert und bewertet werden. Beispielhaft zu erwähnen ist die TES-Methode, der Minification- bzw. Maxification-Ansatz oder spezielle Markov-Ketten. Als am besten geeignet hat sich der sog. ARTA-Ansatz herausgestellt.

Der ARTA-Ansatz wurde in einer Java-basierenden Software-Bibliothek namens „JARTA“ umgesetzt. Diese ist frei verfügbar sowie variabel und einfach einsetzbar.

Durch das Forschungsvorhaben wurde das Bewusstsein um das Auftreten und Wirken von Autokorrelation in logistischen Systemen geschärft. Projektpartner bestätigen, dass durch gezielte Untersuchung auf Abhängigkeiten Fehler bei der Systementwicklung und beim Systembetrieb verringert werden konnten.

Die Ziele des Vorhabens wurden erreicht.

Die Ergebnisse des Forschungsvorhabens und die Art der Zusammenarbeit stoßen bei beteiligten Industrievertretern auf außerordentlich positive Resonanz. Es wurden daher Ziele und weiterer Forschungsbedarf in einem Anschlussantrag formuliert.

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.

Inhaltsverzeichnis

1	Einführung in das Forschungsvorhaben	1
2	 Projektdurchführung	2
2.1	Arbeitspakete	2
2.2	Projektbearbeitung	7
3	 Ausgangssituation und Motivation	8
4	 Stand der Forschung und Technik	10
4.1	Autokorrelation als Ähnlichkeits- bzw. Abhängigkeitsmaß	11
4.2	Autokorrelation in logistischen Systemen bzw. Bedienmodellen	14
4.3	Problemstellung und Anforderungen	17
4.4	Vorgehen und Projekteinhalt	18
5	 Skriptbasierte Datenanalyse	21
6	 Analyse logistischer Prozesse auf Autokorrelation	24
6.1	Datensätze	24
6.2	Experimentaufbau und Werkzeuge zur Auswertung	25
6.3	Ergebnisse	27
6.4	Diskussion der Ergebnisse	38
7	 Analyse von Autokorrelation in komplexen Materialflusssystemen	43
7.1	Erzeugung autokorrelierter Zufallszahlen	43
7.1.1	AR und ARMA	43
7.1.2	TES	44
7.1.3	Weitere Ansätze	44
7.1.4	ARTA	45
7.2	Experimentaufbau und Werkzeuge zur Auswertung	46
7.3	Ergebnisse	48
7.4	Diskussion der Ergebnisse	52
8	 Zusammenfassung, weiterer Forschungsbedarf, Ausblick	56
9	 Nutzen für kleine und mittelständische Unternehmen	58
10	 Einschätzung Realisierbarkeit Transferkonzept	61
11	 Schutzrechte	63
12	 Durchführende Forschungsstellen	64
	Abbildungsverzeichnis	70
	Tabellenverzeichnis	71

1 Einführung in das Forschungsvorhaben

Materialflusssysteme sind ein Herzstück produzierender Unternehmen. Je nach Branche kann der Kostenanteil des Materialflusses an den Selbstkosten bis zu 80% betragen (vgl. GRUNDIG 2006, S. 113). Materialflusssysteme sind daher essentiell für den Unternehmenserfolg. Im Umkehrschluss bedeutet dies, dass derlei Systeme vernünftig geplant und betrieben werden.

Kürzer werdende Produktlebenszyklen, Flexibilitätsansprüche oder der Wunsch nach Wandlungsfähigkeit führen dazu, dass Materialflusssysteme immer komplexer und komplizierter werden. Der Aufwand für Planung und Steuerung steigt entsprechend. Um die Herausforderungen zu bewältigen, werden Modelle benutzt, um Systeme zu beschreiben. Hierbei geht eine Abstraktion der Ausgangssituation einher. In Modellen werden nur wesentliche Strukturen, Funktionen und Prozesse abgebildet. Idealerweise weicht das Modellverhalten nur unwesentlich von der Realität ab – Modelle sind in diesem Falle valide.

Zu den Standardwerkzeugen der anforderungsgerechten Gestaltung, der Optimierung sowie dem Betrieb von Materialflusssystemen zählt die diskret eventbasierte Ablaufsimulation. Mithilfe der Simulation werden Experimente mit Modellen durchgeführt. Werden korrekte Annahmen getroffen, lässt sich anhand des Modellverhaltens auf das Verhalten des ursprünglich komplexen und komplizierten Systems schließen. Die Qualität der Erkenntnisse hängt im Wesentlichen von der Validität des Modells ab. Anders als physische, deterministische Eigenschaften wie z. B. die Länge oder die Geschwindigkeit von Fördertechnik, müssen Prozesse bzw. Ereignisse oft stochastisch beschrieben werden. Um weiterhin den Anspruch einer validen Modellierung zu erfüllen, müssen die Eintrittswahrscheinlichkeiten der nachgebildeten Ereignisse denen der Realität entsprechen. Diesem Umstand widmete sich das Forschungsvorhaben.

Üblicherweise werden Ereignisse durch eine Verteilungsfunktion, deren Mittelwert sowie deren Varianz beschrieben. Autokorrelation – als weitere Kennzahl zur Beschreibung von Verteilungsfunktionen – fand zum Ausgangspunkt der Forschungsarbeiten nahezu keine Beachtung, obwohl sie das Systemverhalten nachweislich im erheblichen Maße beeinflusst. An dieser Stelle wurde/wird eine Lücke zwischen Modell und originären logistischen System bewusst oder unbewusst zu „leichtfertig“ in Kauf genommen – auch wenn Konsens darüber herrscht, dass eine gewisse Abweichung in jedem Fall zu akzeptieren ist. Ziel des Forschungsvorhabens war die Verkleinerung der Lücke. Hierzu wurden im Kern drei Teilaufgaben behandelt. Zum einen wurden Realdaten gesammelt und auf Autokorrelation untersucht. Hierbei konnte gezeigt werden, dass die übliche Unabhängigkeitsannahme fast immer falsch ist. Im Zusammenhang mit Simulationsstudien konnte im zweiten Schritt nachgewiesen werden, dass Modelle mit unabhängigen Ereignissen keiner Validierung standhalten. Als Konsequenz wurde eine nutzerfreundliche Softwarebibliothek zur Erzeugung von Zufallszahlen entwickelt, die es ermöglicht, zuvor festgestellte Abhängigkeitsstrukturen zwischen Ereignissen abzubilden.

2 Projektdurchführung

Das Projekt wurde für den Zeitraum 01.12.2011 bis 31.05.2013 bewilligt. Die Arbeiten begannen pünktlich durch wissenschaftliche Mitarbeiter der Professur für Technische Logistik (Forschungsstelle 1) sowie der Professur für Modellierung und Simulation (Forschungsstelle 2)¹. Inhaltlich als auch zeitlich entsprach das Vorgehen den im Antrag aufgeführten Arbeitspaketen. Der Projektfortschritt wurde ständig mit dem projektbegleitenden Ausschuss diskutiert und abgestimmt.

2.1 Arbeitspakete

Die Arbeitspakete wurden in vollem Umfang erfolgreich bearbeitet. Zur Zielerreichung wurden im Forschungsvorhaben die folgenden Arbeitspakete bearbeitet:

Recherche, Sammlung und Aufbereitung von Logistik-Datenströmen

Es wurde eine generelle Recherche zum Stand der Forschung durchgeführt. Die Recherche hat sich nicht auf logistische Systeme beschränkt, sondern bezog Gebiete mit ähnlichen Fragestellungen mit ein (bspw. Serveranfragen in der Informatik – siehe nachfolgende Kapitel). Es wurde demnach nach Korrelationen in Bediensystemen recherchiert. Hierbei bestätigten sich die vermuteten Defizite: Das Problem wird zwar auf wissenschaftlicher Ebene diskutiert, ein Bewusstsein um Autokorrelation in praxisnahen Gebieten ist aber nur schwach bis gar nicht ausgeprägt.

Des Weiteren wurden vor dem Hintergrund des Bestrebens nach einer breiten Datenbasis verschiedene öffentliche Datenbanken auf relevante/nutzbare Datensätze durchsucht. Leider wiesen alle inhaltlich brauchbaren Daten eine zu hohe Aggregation auf, sodass keine fundierte Analyse durchgeführt werden konnte.

Darüber hinaus wurden Industriepartner (siehe auch Liste zu projektbegleitenden Ausschuss im Langantrag) kontaktiert und die Problemstellung erörtert. Hierbei konnten über 50 für eine Analyse geeignete Realdatensätze zusammengetragen werden. Alle Datensätze wurden für eine Weiterverarbeitung aufbereitet, d. h. unter anderem in ein einheitliches Format transformiert.

Analyse und Charakterisierung der Korrelationsstrukturen, Identifikation der Ursachen

Alle Echtdatensätze wurden auf das Auftreten von Autokorrelationsstrukturen hin untersucht. Als Methode wurde die skriptbasierte Datenanalyse eingeführt/genutzt. Umfangreiche Simulationsstudien zur Erforschung der Auswirkung der festgestellten Korrelationsstrukturen wurden durchgeführt.

¹neu: Institut für Technische Informatik (Forschungsstelle 3)

Es wurde festgestellt, dass ca. 95% aller Datensätze signifikante Korrelationsstrukturen aufweisen. Hinsichtlich der Charakterisierung unterscheiden sich die Strukturen in der Stärke, Ausprägung sowie im Abklingverhalten. Abbildung 2.1 zeigt beispielhaft identifizierte Autokorrelogramme (zur Erklärung Autokorrelogramme, siehe nachfolgende Kapitel).

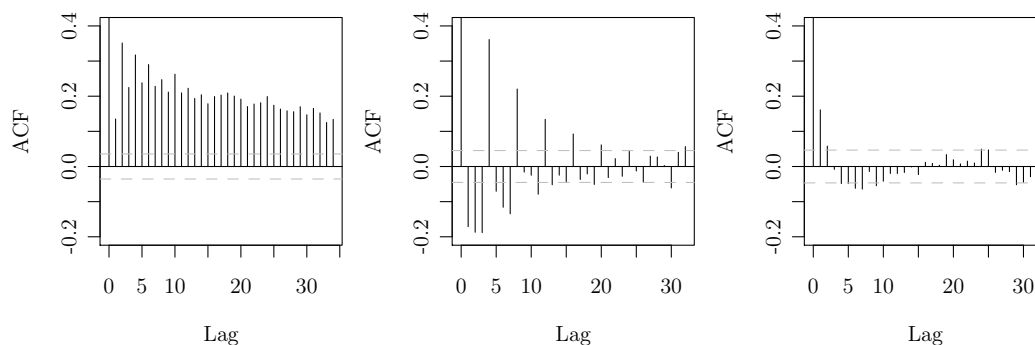


Abbildung 2.1: Beispiele dreier Autokorrelogramme von Realdatensätzen mit grau gestrichelten Signifikanzlinien – ACF = Autokorrelationsfunktion

Für die Visualisierung der Simulationsergebnisse zur Wirkung der identifizierten Autokorrelation wurde ein spezielles Schaubild entwickelt (zur Erklärung siehe weiteren Verlauf des Berichts). Dieses stellt die Ergebnisse hochaggregiert dar und bietet einen schnellen inhaltlichen Zugang. In Abbildung 2.2 sind beispielhaft zwei Schaubilder dargestellt.

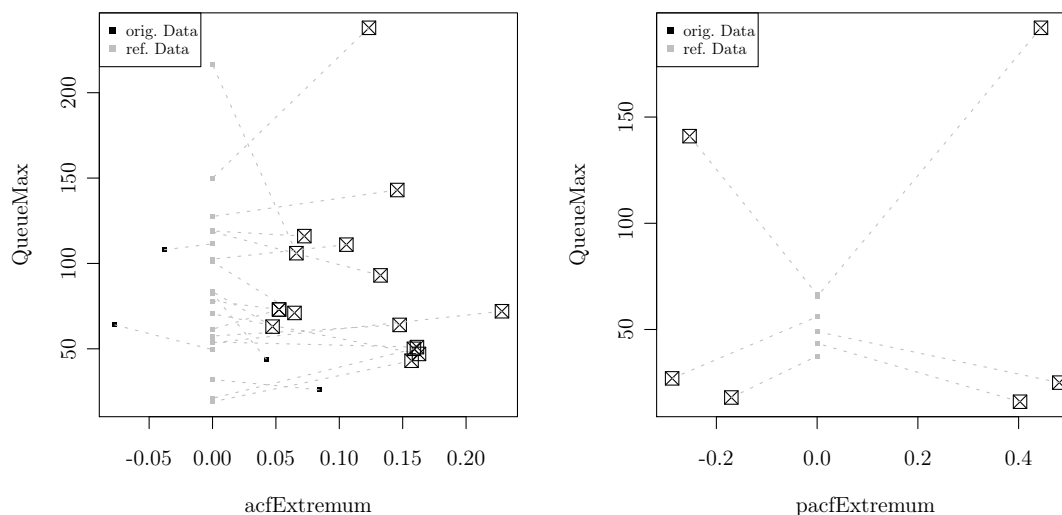


Abbildung 2.2: Beispiele zweier Schaubilder zur Visualisierung der Wirkung von Autokorrelation in Bediensystemen

Die Ursachenforschung der festgestellten Autokorrelation gestaltete sich schwierig. Eine detaillierte Analyse (auch mit den Projektpartnern) lässt keine andere Ursache als „Zufall“ erkennen. Lediglich in einem Fall kann nahezu zweifelsfrei die aufgedeckte Autokorrelation auf das Maschinenbelegungsszenario zurückgeführt werden.

Recherche von Verfahren zur Erzeugung korrelierter Prozesse

Im Rahmen dieses Arbeitspaketes wurden verschiedene Ansätze zur Erzeugung autokorrelierter Zufallszahlen recherchiert und bewertet. Eine Vorauswahl führte zu den Methoden TES (vgl. MELAMED 1991) und Minifikation bzw. Maxifikation (LEWIS & MCKENZIE 1991) sowie verschiedenen ARMA-Ansätzen (vgl. BOX & JENKINS 1970). Als am besten geeignet wurde eine Abwandlung des ARMA-Ansatzes, der sog. ARTA-Ansatz nach CARIO & NELSON (1996b) befunden. Bei der Auswahl kamen vor allem die hohe Flexibilität (identifizierte Autokorrelationsstrukturen können abgebildet werden) und die Nutzerfreundlichkeit (im Gegensatz zu anderen Methoden ist z. B. keine Nutzerinteraktion nötig) zum Tragen. Die Auswahl wurde eng mit dem projektbegleitenden Ausschuss abgestimmt.

Implementation der Verfahren in einem Programm/Softwaremodul

Der im Arbeitspaket zuvor ausgewählte ARTA-Ansatz wurde in einer Softwarebibliothek implementiert. Dazu wurden zunächst verschiedene Softwarearchitekturen sowie Möglichkeiten des Softwaredesigns diskutiert und bewertet. Dabei wurde auch eine existierende Referenzimplementierung (vgl. CARIO & NELSON 1996a) des ARTA-Ansatzes untersucht. Diese stellt mit ARTAFACETS und ARTAGEN zwei Fortran-Programme zur Verfügung. ARTAFACETS kann genutzt werden, um geeignete Parameter für ARTA-Prozesse zu schätzen, während ARTAGEN einen ARTA-Prozess generiert. Einige entscheidenden Punkte sprachen gegen die Verwendung der Referenzimplementierung.

Die aktuellste Version der Referenzimplementierung stammt aus dem Jahr 1996 und wird nicht mehr betreut. Auf Grund der Verwendung von Fortran ist die Implementierung nicht plattformunabhängig und kann nicht einfach in andere Projekte integriert werden. Der Quellcode der Implementierung ist unübersichtlich und kaum anpassbar. Außerdem existieren einige relativ willkürlich wirkende Einschränkungen, die wahrscheinlich historische Gründe haben. So kann zum Beispiel ARTAGEN maximal 20.000 Werte für einen Prozess generieren und die maximale Anzahl von betrachteten Lags für die Autokorrelationen ist auf 5 begrenzt. Es fehlen außerdem Funktionalitäten beim Anpassen von ARTA-Prozessen auf Basis von Beispieldaten – so ist es nicht möglich, automatisiert eine geeignete Ordnung für das Modell zu schätzen.

Eine eigene Softwarebibliothek bot die Möglichkeit diese Probleme zu lösen. Mit Java wurde eine etablierte moderne Hochsprache verwendet. Java ist plattformunabhängig und das objektorientierte Programmierparadigma ermöglicht eine einfache Integration in andere Projekte und garantiert gute Erweiterbarkeit.

Nach der Festlegung wurden alle Programmteile in einer Bibliothek zusammengefasst und diese umfangreichen Verifikationstests unterzogen. Dabei wurde die Referenzimplementierung als funktionales Minimalziel benutzt. Dementsprechend sollten alle Funktionalitäten von ARTAGEN und ARTAFACETS auch wieder zur Verfügung gestellt werden. Außerdem sollten die zuvor beschriebenen Einschränkungen beseitigt werden.

Als Ergebnis steht ein Programm bzw. eine Programmbibliothek namens „JARTA“. Das Akronym leitet sich aus der Programmiersprache JAVA und dem zugrundeliegenden Verfahren „Autoregressive-To-Anything“ ab. Eine Implementierung bei Projektpartnern hat problemlos funktioniert. Mit JARTA steht somit ein Tool zur Verfügung, welches einfach lesbar ist und in gängige Simulationsumgebungen eingebunden werden kann. Das Programm läuft stabil und kann als verifiziert angesehen werden. Ein öffentlicher Download wird bereitgestellt (vgl. UHLIG & RANK 2013).

Test der Verfahren und Bewertung der Korrelationswirkung

Das Softwarepaket JARTA wurde an Projektpartner zur Validierung verteilt. Parallel wurde eine Simulationsstudie vorbereitet, um die Auswirkung von Autokorrelation in komplexen Materialflusssystemen zu messen. Hier wurde Abstand von einfachen Einbedienermodellen genommen und stattdessen „realitätsnahe“ Szenarien diskutiert sowie erstellt. Als Anhalts- und Ausgangspunkt dienten die Untersuchungen aus dem Arbeitspaket zur Charakterisierung gemessener Korrelationsstrukturen.

Tests zur Praxistauglichkeit haben ergeben, dass JARTA Charakteristika untersuchter Messreihen sowohl verarbeiten als auch abbilden kann. Erzeugte Zufallszahlen sind somit als valide einzustufen. Eine Implementierung in bestehende Simulationsumgebungen ist durch den Aufbau JARTA als Funktions-Bibliothek ohne Weiteres möglich.

Simulative Untersuchungen mit Modellen komplexer Materialflusssysteme und „typischen“ Autokorrelationsmustern von Ereignissen haben ergeben, dass eine Unabhängigkeitsannahme der Ereignisse nicht länger tragbar ist. Mit dem Wissen um omnipräsente Autokorrelation (ca. 95% der untersuchten Daten weisen Autokorrelation auf) und entsprechender Berücksichtigung lässt sich die Lücke zwischen Modell und Realität verkleinern. Eine pauschale Abschätzung bzw. Faktorisierung der Wirkung von Autokorrelation – wie im Antrag angedeutet – ist aufgrund der Vielfältigkeit identifizierter Korrelationsmuster nicht möglich.

Dokumentation und Verbreitung der F&E-Ergebnisse

Die Forschungsergebnisse wurden auf vielfältige Art und Weise publiziert (siehe auch Literatur oder Abschnitt 10). Es wurde sichergestellt, dass alle Anwender- und Interessenskreise erreicht wurden/werden. Parallel fand eine enge Kommunikation mit dem projektbegleitenden Ausschuss statt.

Auf folgenden Konferenzen wurden bzw. werden die Forschungsergebnisse veröffentlicht und präsentiert:

- Tagung der Wissenschaftlichen Gesellschaft Technische Logistik 2012 – Titel: Beherrschung stark korrelierter Logistik- und Produktions-Prozesse (Handling of strongly correlated logistics and production processes)
- ASIM Fachtagung Simulation in Produktion und Logistik 2013 – Titel: Der Einfluss von Autokorrelation in komplexen Materialflusssystemen (Effect of Autocorrelation on Complex Material Handling Systems)
- Winter Simulation Conference 2013 – Titel: JARTA - A Java Library to model and fit Autoregression-To-Anything Processes

Auf folgenden Workshops wurden die Forschungsergebnisse präsentiert:

- Forschungsseminar der Professur für Modellbildung und Simulation – Thema: On Randomness, Cluster Tools and Evolution
- Doktorandenworkshop der Professur für Technische Logistik – Thema: Beherrschung stark korrelierter Logistik- und Produktions-Prozesse
- 6. Innovationstag der GWT-TUD – Thema: „Beyond Excel – Analyse von Unternehmensdaten“

In folgenden Journals wurden bzw. werden die Forschungsergebnisse präsentiert:

- Logistics Journal – Titel: Beherrschung stark korrelierter Logistik- und Produktions-Prozesse
- Hebezeuge und Fördermittel – in Arbeit

Daneben konnten die Erkenntnisse interessierten Messteilnehmern im Rahmen des WGTL Wissensforum auf der LogiMAT 2013 nähergebracht werden. Die Programmbibliothek JARTA steht online kostenfrei zur Verfügung (vgl. UHLIG & RANK 2013). Eine Internetpräsentation auf der Lehrstuhl-Homepage der Forschungsstelle 1 zum Forschungsthema wird gepflegt.

In die Vorlesung „Simulation von Logistiksystemen“ der Professur für Technische Logistik wurden wesentliche Ergebnisse und Denkansätze des Forschungsprojektes in das Kapitel Statistik aufgenommen. Des Weiteren flossen Aspekte in die Bearbeitung von mehreren Studien- bzw. Diplomarbeiten ein.

Die Präsentation der Ergebnisse führte oft zu angeregten Diskussionen. Besonders aktiv waren Diskussionen mit Experten der Materialflussplanung bzw. -simulation. Im Kern konnte immer Konsens darüber gewonnen werden, dass Autokorrelation bei der Betrachtung von logistischen Systemen unbedingt Beachtung finden muss, d. h. die Unabhängigkeitsannahme von Ereignissen zu hinterfragen ist.

2.2 Projektbearbeitung

Für die Projektbearbeitung wurden wissenschaftliche Mitarbeiter der Professur für Technische Logistik sowie der Professur für Modellbildung und Simulation für 18 Monate in Vollzeit beschäftigt. Die wissenschaftlichen Mitarbeiter führten das Projekt über die gesamte Laufzeit selbstständig und eigenverantwortlich mit fachlicher Begleitung durch die Professoren durch.

Im Projektmonat 18 wurde ein Antrag auf kostenneutrale Verlängerung des Forschungsvorhabens gestellt und am 25.06.2013 bewilligt. Ausgangspunkt waren Vermutungen, dass ein Fehler im entwickelten Prototypen „JARTA“ (vgl. Kapitel 7.1.4) vorliegt, der einer dringenden Korrektur bedurfte. Hierzu wurde am Lehrstuhl Technische Logistik ein wissenschaftlicher Mitarbeiter zusätzlich für einen Monat (06/13) beschäftigt.

Des Weiteren wurden an der federführenden Forschungsstelle studentische Hilfskräfte (SHK) für insgesamt ca. 930 h beschäftigt. Der Aufgabenbereich der SHK lag vor allem im Test- und Weiterentwicklung von Skripten zur Datenanalyse sowie in der Vorbereitung von Simulationsstudien und deren Auswertung.

Die insgesamt geleisteten Arbeiten waren für die Durchführung des Vorhabens notwendig sowie angemessen und entsprechen in ihrer Gesamtheit dem geplanten und bewilligten Umfang.

3 Ausgangssituation und Motivation

Logistische Systeme werden aufgrund unterschiedlichster Einflussfaktoren wie z. B. der zunehmenden Individualität der Kundenwünsche und der damit einhergehenden Notwendigkeit zur Wandlungsfähigkeit der Anlagen immer komplizierter und komplexer (vgl. SCHENK & WIRTH 2006, S. 10 ff). Entsprechend steigen die Herausforderungen zur Planung und dem Betrieb der Anlagen. Als Werkzeug zur Beherrschung der Aufgaben hat sich die diskrete eventbasierte Simulation etabliert. Systeme werden als Modelle abstrahiert und Prozesse mit Hilfe von Eintrittswahrscheinlichkeiten von Ereignissen abgebildet. Eine Abschätzung des dynamischen Verhaltens von Systemen ist auf diese Weise möglich.

In gängigen Simulatoren gilt es als Qualitätsmerkmal, wenn Ereignisse unabhängig voneinander auftreten. Bereits einfache Überlegungen wie zum Beispiel Losbildung, Prioritätsregeln bei der Einlastung oder ausgeprägte Tagesgänge lassen aber vermuten, dass die Unabhängigkeitsannahme nicht in jedem Fall korrekt sein muss – Ereignisse weisen in diesem Fall Autokorrelationsstrukturen auf (vgl. auch Übersicht „Dependencies in manufacturing, service and telecommunication industries“ in CIVELEK et al. 2009). Werden derlei Umstände nicht beachtet, führt dies zu invaliden Modellen bzw. zu gänzlich verschiedenen Systemverhalten bei sonst identischen Annahmen. Es verwundert, dass nicht bereits größere Anstrengungen zur Abbildung von Autokorrelation in Simulationsmodellen unternommen wurden. So wird der Umstand nicht unabhängig auftretender Ereignisse bereits in den Anfangsjahren der ereignisdiskreten Simulation thematisiert und als Problem herausgestellt (siehe z. B. THESEN & TRAVIS 1989, S. 16).

Bei der Zusammenarbeit mit Projektpartnern konnten die Autoren des Berichts beobachten, dass ein Bewusstsein für Autokorrelation und deren Wirkung nicht bzw. nur sporadisch vorhanden ist. Bei der Entwicklung von Modellen zu denen keine Realdaten zur Beschreibung von Prozessen vorhanden sind, müssen Eintrittswahrscheinlichkeiten geschätzt, d. h. mit Verteilungsfunktionen beschrieben werden. Bei der Parametrierung der Verteilungsfunktion liegt der Fokus oft zu stark auf der Festlegung von Mittelwert und bestenfalls Schwankung/Standardabweichung – Autokorrelation wird dagegen nicht beachtet. Welche Fehleinschätzungen über das System aus der Nichtbeachtung von Abhängigkeitsstrukturen entstehen, zeigen folgende konstruierte Beispiele. In Abbildung 3.1 sei ein stilisiertes Produktionssystem abgebildet.

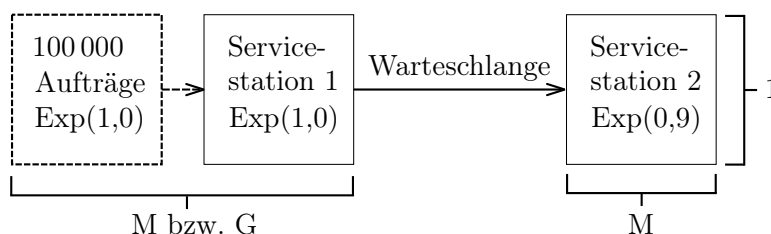


Abbildung 3.1: Abstrahiertes Produktionssystem – M/M/1 bzw. G/M/1 Bediensystem

Die Produktionsaufgabe besteht in der Abarbeitung von 100 000 Aufträgen. Dabei soll jeder Auftrag eine spezifische Zeit in Servicestation 1 verweilen und anschließend in Servicestation 2 bearbeitet werden. Die Verweilzeit über alle Aufträge ist exponentialverteilt mit Parameter $\lambda = 1,0$; $\text{Exp}(1,0)$. Die Bearbeitungszeit in Servicestation 2 wird als exponentialverteilt mit Parameter $\lambda = 0,9$; $\text{Exp}(0,9)$ gewählt – es ergibt sich eine Auslastung von 90%. Mit dem Modell sollen drei Simulationsexperimente durchgeführt werden: Der erste Versuch soll ohne weitere Annahmen erfolgen. In Versuch 2 soll jeweils in Blöcken von 100 Aufträgen eine Priorisierung aufsteigend nach spezifischer Verweilzeit erfolgen. Für den dritten Versuch erfolgt die Priorisierung kurzer Verweilzeiten über alle 100 000 Aufträge. Mit zunehmender Sortierung der Aufträge geht eine Steigerung positiver Autokorrelation einher. Der Versuch ohne Priorisierung entspricht dem unkorrelierten Fall. Tabelle 3.1 stellt die Ergebnisse der Simulationsstudie dar. Aufgeführt ist die durchschnittliche Warteschlangenlänge und Wartezeit vor Servicestation 2.

Tabelle 3.1: Auswirkung von Priorisierung – durchschnittliche Warteschlangenlänge und Wartezeit vor Servicestation 2

	Versuch 1	Versuch 2	Versuch 3
∅ Warteschlangenlänge [# Aufträge]	7,82	24,82	22 296,00
∅ Wartezeit [s]	7,82	23,17	20 045,48

Für ein zweites Beispiel sei der Flugplan eines internationalen Großflughafens mit ca. 1500 Landungen pro Woche herangezogen. Untersuchungen haben ergeben, dass die Ankunftsabstände der Flüge im vorliegenden Fall eine Autokorrelationsstruktur aufweisen. Abbildung 3.2 verdeutlicht die Motivation, Autokorrelation bei der Auslegung von logistischen Systemen zu beachten. Dargestellt sind die Ergebnisse, wenn der Flughafen als G/D/1 Bedienmodell abgebildet wird. Der Ankunftsprozess wird zum einen durch den originären Datensatz (DS korreliert) beschrieben und zum anderen aus einer Permutation² dieses Datensatzes (DS unkorreliert). Dargestellt ist zudem der relative Fehler zwischen beiden Simulationsstudien.

Beide Beispiele machen deutlich: Blicke die Untersuchung auf Korrelationen aus und würde stattdessen unreflektiert die Unabhängigkeit der Ereignisse angenommen werden, ist mit invaliden Modellen zu rechnen. Im Beispiel 1 und Tabelle 3.1 wird deutlich, dass eine Priorisierung und Batchbildung – und die damit verbundene Etablierung von Autokorrelation – die Systemleistung drastisch verschlechtert. Der simulierte Flugplan im Beispiel 2 und Abbildung 3.2 zeigt ebenfalls, dass in Abhängigkeit der eingestellten Auslastung, die aus dem Modell abgeleitete Schätzung der mittleren Warteschlange einen Fehler von $\pm 30\%$ aufweist.

Noch einmal sei darauf hingewiesen, dass allen drei Versuchen im Beispiel 1 und den zwei Experimenten in Beispiel 2 Eingangsdaten mit identischer Randverteilung, d. h.

²Durch zufälliges Umordnen wird die Autokorrelationsstruktur „zerstört“, die Häufigkeitsverteilung bleibt aber identisch zur Ausgangssituation.

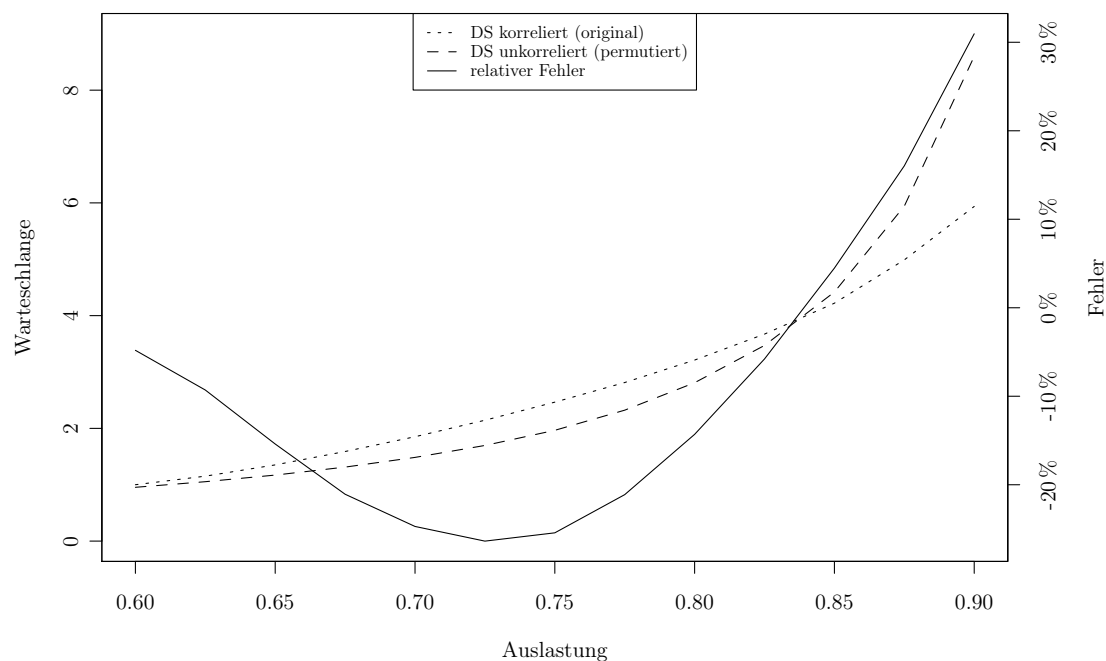


Abbildung 3.2: Einfluss der Auslastung des Flughafens auf die mittlere Warteschlange von Flugzeugen im Landeanflug

gleichem Mittelwert und Varianz, zugrunde liegen und lediglich eine Umordnung der Aufträge erfolgt. Um demnach Modelle besser abzubilden, realitätsnähere Simulationsstudien durchzuführen und letztendlich exaktere Ergebnisse für die Dimensionierung und den operativen Betrieb von logistischen Systemen zu erhalten, ist eine Untersuchung auf ggf. vorliegende autokorrelierte Prozesse vonnöten. Vor selbem Hintergrund verlangt der meist vorliegende Mangel an Echtdaten eine einfache Möglichkeit zur Erzeugung autokorrelierter Ereignisse mit spezifischer Charakteristik.

4 Stand der Forschung und Technik

Nachfolgendes Kapitel gibt einen Überblick über gegenwärtige Erkenntnisse. Dargelegt werden zum einen Instrumente zur Korrelationsanalyse. Zum anderen sollen bisherige Publikationen sowie Ergebnisse zum vorliegenden Thema zusammengetragen und kurz bewertet werden. Ziel ist die Ausarbeitung von sich ergebenden Problemstellungen und Anforderungen an die Lösung. Hieraus wird das Vorgehen zur Bearbeitung des Forschungsthemas abgeleitet und der Projektinhalt dargelegt.

4.1 Autokorrelation als Ähnlichkeits- bzw. Abhängigkeitsmaß

Ziel des Projektes ist die Untersuchung der Auswirkung von abhängigen Ereignissen in logistischen Systemen. Zur Quantifizierung der Abhängigkeit muss eine Ähnlichkeitsanalyse durchgeführt werden. Hierbei werden Ähnlichkeits- oder Distanzmaße herangezogen. Eine Auswahl an verschiedenen Maßzahlen ist SCHMITT (2006) zu entnehmen. Im vorliegenden Fall werden Zeitreihen, d. h. eine zeitlich geordnete Folge von Ereignissen, untersucht. Zur Beschreibung der Abhängigkeit eignet sich daher der (Auto)Korrelationskoeffizient nach Bravais-Person (siehe dazu und für folgende Ausführungen SCHLITTEGEN & STREITBERG 2001).

Der Korrelationskoeffizient ist die auf das Intervall $[-1; +1]$ normierte Kovarianz. Es wird ein linearer, kausalunabhängiger Zusammenhang zwischen zwei Merkmalen X und Y beschrieben. Große positive Ausprägungen der Koeffizienten für Kovarianz bzw. Korrelation beschreiben, dass sich X und Y ähnlich sind. Umgekehrt gilt für negative Koeffizienten, dass die Merkmale unähnlich sind. Je höher die Ähnlichkeit bzw. Unähnlichkeit, desto größer stellt sich die Abhängigkeit der Merkmale dar. Koeffizienten um null drücken *lineare* Unabhängigkeit aus. Für eine Beobachtungslänge N ergibt sich für die Beobachtungspaare (x_i, y_i) die Kovarianz c aus:

$$c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad \text{mit} \quad \bar{x} = \sum_i \frac{x_i}{N}; \quad \bar{y} = \sum_i \frac{y_i}{N} \quad (1)$$

Die Skalierung erfolgt durch die Standardabweichungen der Merkmale. Der Korrelationskoeffizient r demnach definiert durch:

$$r = \frac{c}{s_x \cdot s_y} \quad \text{mit} \quad s_x = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}; \quad s_y = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

Die Autokovarianz wird äquivalent aus einem einzigen Merkmal X gebildet. Für die Beobachtungspaare $(x_t, x_{t+\tau})$ mit dem zeitlichen Versatz (Lag) τ ergeben sich entsprechend

$$c_\tau = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-\tau} (x_t - \bar{x})(x_{t+\tau} - \bar{x}) \quad \text{mit} \quad \bar{x} = \sum_i \frac{x_i}{N} \quad \tau = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (3)$$

und analog

$$r_\tau = \frac{\sum_{t=1}^{N-\tau} (x_t - \bar{x})(x_{t+\tau} - \bar{x})}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (4)$$

Die Darstellung mehrerer Autokorrelationskoeffizienten r_τ zu verschiedenen Lags³ erfolgt oft in sog. Autokorrelogrammen mit gestrichelten Signifikanzlinien (vgl. Abbildung 4.1).

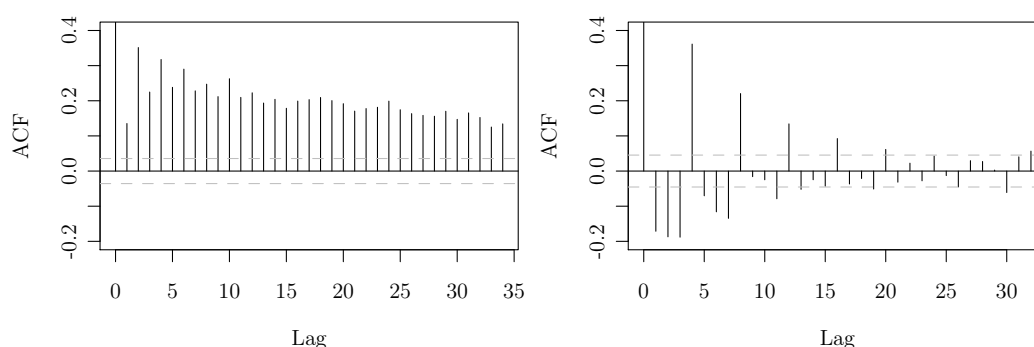


Abbildung 4.1: Autokorrelogramme zweier Beobachtungsreihen mit Signifikanzgrenzen (gestrichelte Linien) – ACF = zu dt. Autokorrelationsfunktion

Die Signifikanzlinien begrenzen ein Konfidenzintervall für signifikante Korrelationskoeffizienten. Tritt ein r_τ aus dem Band heraus, kann statistisch gesichert behauptet werden, dass r_τ unterschiedlich zu null ist, also zu Lag τ Autokorrelation besteht. Die Herleitung der Signifikanzgrenzen wird in SCHLITTEGEN & STREITBERG (2001, S. 244 ff) beschrieben. Danach kann nachgewiesen werden, dass für einen unabhängigen Prozess und hinreichend großer Beobachtungslänge N die Autokorrelationskoeffizienten r_τ approximativ normalverteilt $\{r_\tau \sim \mathcal{N}(\mu; \sigma^2)\}$ mit Mittelwert $\mu = -1/N$ und Varianz $\sigma^2 = 1/N$ sind. Es ergibt sich in Abhängigkeit der Irrtumswahrscheinlichkeit α das Konfidenzintervall:

$$\left[\mu \pm z_{(1-\frac{\alpha}{2})} \cdot \sqrt{\sigma^2} \right] \rightarrow \left[-\frac{1}{N} \pm z_{(1-\frac{\alpha}{2})} \cdot \sqrt{\frac{1}{N}} \right] \quad (5)$$

wobei z die Quantilsfunktion der Standardnormalverteilung abbildet.

Im Rahmen der Untersuchungen wird – soweit nicht anders angegeben – immer ein α von 5% angenommen, woraus sich schließlich ergibt:

$$\left[-\frac{1}{N} - 1.96 \cdot \sqrt{\frac{1}{N}} ; -\frac{1}{N} + 1.96 \cdot \sqrt{\frac{1}{N}} \right] \quad (6)$$

Alternative Möglichkeiten zur Feststellung signifikanter Autokorrelation werden unter anderem in SCHLITTEGEN & STREITBERG (2001) oder GODFREY et al. (1988) diskutiert. Beispielhaft erwähnt seien der Ljung-Box Q-Test, der Durbin-h-Test oder der Breusch-Godfrey-AK-Test. Im Rahmen des Projektes wird sich auf oben dargelegte Weise, der Beurteilung auf Grundlage des Konfidenzintervalls, beschränkt.

³Der Wert zu r_0 beträgt definitionsgemäß immer eins.

Aus den Autokorrelationskoeffizienten r_τ können die *partiellen* Autokorrelationskoeffizienten α_τ abgeleitet werden. Sie geben den Zusammenhang zwischen Beobachtungswerten $(x_t, x_{t+\tau})$ an, ohne die indirekten („vererbte“) Korrelationen von x_u für $t < u < t + \tau$ auf x_t zu berücksichtigen. Eine Bestimmung ist vor allem dann wichtig, wenn ein der Zeitreihe zugrundeliegendes Modell geschätzt werden soll. Die partiellen Autokorrelationskoeffizienten werden ebenfalls in Korrelogrammen (vgl. Abbildung 4.1) dargestellt. Zur Berechnung wird bspw. ein sog. Yule-Walker-Gleichungssystem herangezogen (vgl. SCHLITGEN & STREITBERG 2001; ACHILLES 1987; ESHEL 2003)

Eine weiteres Mittel zur Analyse von Autokorrelation stellt die Überführung der Untersuchung vom Zeit- in den Frequenzbereich dar. Dabei wird die Beobachtungsreihe als Überlagerung von Schwingungen verschiedener Frequenzen abgebildet. Äquivalent zum Autokorrelogramm erfolgt die Darstellung in einem sog. Periodogramm $\mathcal{J}(\lambda)$ mit Frequenz λ (vgl. Abbildung 4.2 – zugrunde liegen die identischen Beobachtungsreihen aus Abbildung 4.1).

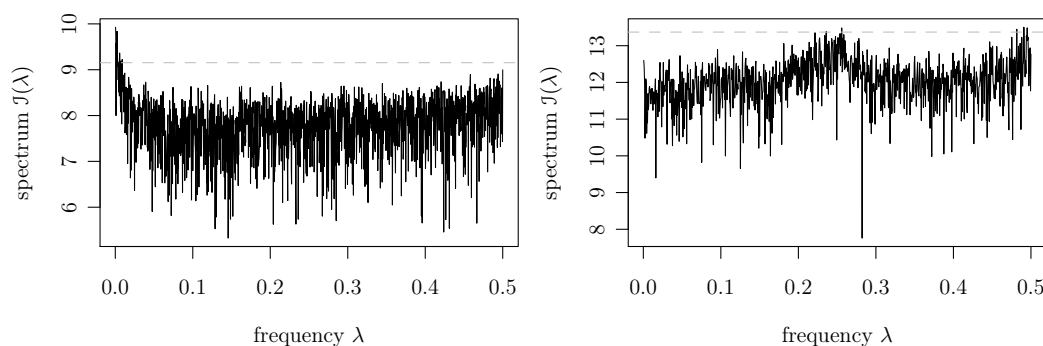


Abbildung 4.2: Logarithmische Darstellung von Periodogrammen zweier Beobachtungsreihen mit Signifikanzgrenzen (gestrichelte Linien)

Als Werkzeug zur Transformation wird die Fourier-Transformation und verschiedene Variationen verwendet. Inhaltlich stellt ein Periodogramm die Zerlegung der Gesamtvarianz der Beobachtungsreihe in die jeweiligen Frequenzanteile dar. Der Informationsgehalt der Autokovarianzfunktion c_τ aus Gleichung 3 ist demnach identisch mit dem Periodogramm. Auf die Herleitung zum Nachweis signifikanter Frequenzen soll nicht weiter eingegangen werden – hier sei auf SCHLITGEN & STREITBERG (2001) verwiesen.

Für das Forschungsprojekt soll sich – auch in Anbetracht eventueller Vorzüge einer Untersuchung im Frequenzbereich – auf die Analyse im Zeitbereich und der Auswertung von Autokorrelogrammen beschränkt werden. Der Grund ist indirekt im Antrag formuliert. Dort heißt es: „Primäres Ziel ist eine Verbesserung des allgemeinen Kenntnisstandes über Korrelationen“. Eine Spektralanalyse wäre an dieser Stelle kontraproduktiv, weil sie für eine breite Zielgruppe zunächst wenig intuitiv und ggf. abschreckend wirkt. SCHLITGEN & STREITBERG (2001, S. XII) sprechen ebenfalls von einer „wesentliche[n] Hemmschwelle“ die im Zusammenhang mit Fourier-Transformationen und der Analyse von Spektren bestehen.

4.2 Autokorrelation in logistischen Systemen bzw. Bedienmodellen

Untersuchungen über das Vorhandensein und die Wirkung von Autokorrelation in logistischen Systemen sind nur vereinzelt (vgl. z. B. PEREIRA et al. 2012) zu finden. Erste Publikationen von Analysen mit abstrakten Bedienmodellen und synthetischen Daten sind dagegen bereits seit 50 Jahren vorhanden.

In RUNNENBURG (1962) wird nach einer alternativen Beschreibung eines Ankunftsprozesses gesucht, der nicht mehr der Annahme eines Poisson-Prozesses genügt. Dazu wird die sog. Markov-Dependence (dt.: Markov-Abhängigkeit) eingeführt und die Unabhängigkeit aufeinander folgender Zwischenankunftszeiten aufgegeben. In Folge steigt mit zunehmender Abhängigkeit auch die Wahrscheinlichkeit für längere Warteschlangen – und umgekehrt.

LIVNY et al. (1993) erforschen anhand einer Simulationsstudie, welchen Einfluss autokorrelierte Ankunftsabstände sowie autokorrelierte Bedienzeiten in einem Single-Server-Queue-Modell haben. Schon bei moderater Parametrierung der Abhängigkeiten beobachten die Autoren erhebliche Abweichungen vom unkorrelierten Referenzmodell. Im Einzelfall weichen die gemessenen Werte um mehrere Tausendprozent ab (siehe hierzu auch CIVELEK et al. 2009). Tabelle 4.2 zeigt einen Auszug der zitierten Quelle. Neben der Abweichung im Allgemeinen wird außerdem deutlich, dass die Ergebnisse von der Generierungsmethode (im dargelegten Fall „TES“ und „Minification“) des autokorrelierten Ankunftsprozess abhängen.

Tabelle 4.2: Auszug aus LIVNY et al. (1993) – Simulationsergebnisse eines G/M/1-Bedienmodells mit 80% Auslastung und autokorreliertem Ankunftsstrom

Generierungs- methode	Autokorrelationskoeffizient des Ankunftsprozesses zum Lag 1							
	-0,50	-0,40	-0,25	0,00	+0,25	+0,50	+0,75	+0,85
TES ^a	+4450%	+246%	+27%	4.00	+79%	+503%	+5315%	+23 463%
Minification ^a	-30%	-29%	-19%	4.00	+23%	+70%	+211%	+397%

^a vgl. Kapitel 7.1

In PATUWO et al. (1993) werden längere Warteschlangen bei autokorrelierten Zwischenankunftszeiten analytisch bestätigt. Außerdem wird dargelegt, dass die Ergebnisse unabhängig der gewählten statistischen Verteilung des Ankunftsprozesses sind. Zu ähnlichen Erkenntnissen gelangen auch ADDIE et al. (1995). Eine analytische Abhandlung autokorrelierter Prozesse ist auch in ADAN & KULKARNI (2003) zu finden. Zudem beschreiben die Autoren die Auswirkung von Kreuzkorrelationen zwischen Ankunfts- und Bedienzeiten (siehe hierzu auch CIVELEK et al. 2009). Weiter sei verwiesen auf bspw. HADIDI (1985), LANGARIS (1986), SZEKLI et al. (1994), SOL et al. (1999), HUISMAN & BOUCHE-RIE (2002), NELSON & TAAFFE (2004a) oder NELSON & TAAFFE (2004b).

Von ALTIOK & MELAMED (2001) wird der TES-Ansatz (vgl. Kapitel 7.1) zur Generierung autokorrelierter Ereignisse diskutiert. In Vergleichsstudien an einem Single-Server-Queue-Modell zeigt sich wiederum, dass mit zunehmender Autokorrelation die zu erwartenden Warteschlangen immer deutlicher vom unkorrelierten Referenzfall abweichen. Gleichen Effekt weisen die Autoren nach, wenn Maschinenausfallzeiten in einem M/G/1-Modell voneinander abhängig sind (siehe hierzu auch BALCIOĞLU et al. 2007).

Die Analyse von Bediensystemen mit Ankunftsprozessen, denen eine über die Lags nur langsame Abnahme der Autokorrelationskoeffizienten zugrunde liegt (sog. „long-range dependancy“ – ausgedrückt als sog. Hurst-Parameter \mathcal{H} , vgl. MANDELBROT & WALLIS 1968), steht bei DAHL & WILLEMAIN (2001) im Mittelpunkt. In einer Simulationsstudie mit einem G/D/1-Modell wird nachgewiesen, dass bei allen relevanten Systemkennzahlen (mittlere und maximale Warteschlangenlänge sowie -zeit) mit Leistungseinbußen zum unkorrelierten Modell um den Faktor zehn zu rechnen ist. Zudem wird festgestellt, dass sich ein doppellogarithmischer Zusammenhang zwischen Hurst-Parameter \mathcal{H} und der verzeichneten Warteschlangenlänge einstellt.

Vor dem Hintergrund der bereits zitierten Ergebnisse in LIVNY et al. (1993) sowie ALTIOK & MELAMED (2001) und unterschiedlicher Bedienstrategien wird in NIELSEN (2004) und NIELSEN (2007) die Frage aufgeworfen, was „realistische“ Annahmen für autokorrelierte Zwischenankunftszeiten sind. Der Autor mahnt, dass bisherige Untersuchungen Autokorrelation überbewerten und gibt zu bedenken, dass Erkenntnisse über Abhängigkeiten in Bediensystemen schon aufgrund verschiedener Ansätze zur Steuerung nicht unreflektiert auf reale Systeme übertragen werden können.

Bei allen in diesem Abschnitt bisher aufgeführten Quellen – sowie dem Großteil derer Primärquellen – ist der Untersuchungsgegenstand ein simples Single-Server- oder Multi-Server-Queue-Modell. Analysen der Wirkung von Autokorrelation in komplexen logistischen Systemen bzw. Bediensystemen sind rar. TAKAHASHI & NAKAMURA (1998) modellieren Just-In-Time-Produktionssysteme mit Kanban-Steuerung (serieller Informationsfluss) und als sog. „concurrent ordering system“ (simultaner Informationsfluss). Die Zwischenankunftszeiten der Materialabrufe sind dabei autokorreliert. Bei beiden Systemen ist zu beobachten, dass mit zunehmender Autokorrelation über alle Stationen gemittelt mit längeren Wartezeiten zu rechnen ist, bis Materialabrufe eintreffen. Wie komplex das simulierte Modell ist, d. h. das aus wie vielen Bedienstationen es besteht, sowie Ergebnisse eines unkorrelierten Referenzmodells, ist der Quelle nicht zu entnehmen.

In BALCIOĞLU et al. (2008) werden vor dem Hintergrund der analytischen Erfassung das Trennen bzw. das Zusammenführen autokorrelierter Ankunftsströme untersucht. Abbildung 4.3 zeigt eine Prinzipskizze des Modelles.

Vergleichsstudien zu unkorrelierten Fällen werden nicht explizit angegeben. Als Anhaltspunkt sollen hier aber die nach WHITT (1983) ermittelten mittleren Wartezeiten dienen. Hier wird deutlich, dass sich Systeme mit abhängigen Ereignissen nicht durch Modelle mit Unabhängigkeitsannahme beschreiben lassen. Oft wird die Warteschlange unterschätzt.

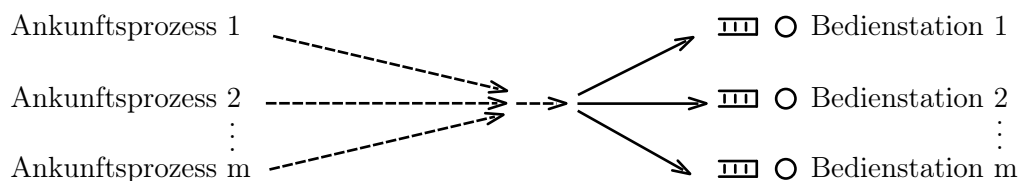


Abbildung 4.3: Prinzipskizze zum Modellaufbau in BALCIOĞLU et al. (2008) – Untersuchung von Autokorrelation bei der Zusammenführung und Verzweigung von Strömen in Bedienmodellen

Ähnliche Untersuchungen zu zuvor genannter Quelle werden von IRAVANI et al. (2004) durchgeführt. Im Kern wird ein Algorithmus bzw. eine Approximation vorgestellt, welche durch Dekomposition eine Abschätzung zur Systemleistung parallel agierender Bedienstationen abschätzt, wenn sich die Ankunftsprozesse autokorreliert darstellen.

In MI et al. (2007) werden Bedienmodelle bestehend aus mehreren Stationen als geschlossene Loops mit verschiedenen Parametrierungen und Anordnungsvarianten untersucht. Als wichtigste Erkenntnisse stellen sich dar, dass Autokorrelation zum einen über die Modellelemente hinweg beobachtet werden kann, also es zu keiner Nivellierung kommt, und dass Autokorrelation die Systemperformance (bspw. mittlerer Durchsatz) verringert oder Warteschlangen sich vergrößern.

Die Analyse von zehn seriell angeordneten Bedienstationen wird in PEREIRA et al. (2012) dargelegt. Die Servicezeiten werden als autokorreliert angenommen. In den Ergebnissen zeigt sich deutlich ausgeprägt, dass der Durchsatz stark von der Autokorrelationsstruktur abhängt. Mit leicht verändertem Versuchsaufbau (Bearbeitungszeiten sind über feste Periode konstant und über die Perioden hinweg autokorreliert) können für eine Reihenschaltung als auch Zusammenführung zweier Bedienstationen ähnliche Effekte nachgewiesen werden. Gleiches gilt für die Gabelung eines Materialflusses, wobei die Wahrscheinlichkeit für den Nachfolgeprozess autokorreliert modelliert wird. Ein weiteres Ergebnis der Autoren sei erwähnt: Anhand einer Fallstudie wird beobachtet, dass mit Beachtung von Autokorrelation sich das Verhalten eines Simulationsmodells denen des untersuchten Realsystems annähern.

Abseits der zitierten Quellen und den Modelluntersuchungen sind keine Studien bekannt, welche die Charakteristik, Ursachen und Auswirkungen von autokorrelierten Ereignissen in logistischen Systemen reflektieren. Des Weiteren sind den Projektbearbeitern keine Fälle bekannt, in denen Autokorrelation bei der Planung oder dem Betrieb von Anlagen explizit eine Entscheidungsrelevanz dargestellt hat. Dies geht mit dem Umstand einher, wonach aktuelle kommerzielle Simulations- und Softwarepakete für die Erzeugung zufälliger Ereignisse auf eine möglichst hohe Unabhängigkeit/Unkorreliertheit Wert legen (siehe auch Abschnitt 7.1). Im persönlichen Gespräch mit Barry L. Nelson⁴ am

⁴Prof. Barry L. Nelson ist ausgewiesener Fachmann auf dem Gebiet. Prof. Nelson lehrt an der Northwestern University am Department of Industrial Engineering & Management Sciences, McCormick School of Engineering and Applied Science.

26.02.2009 bestätigt sich, dass abseits der Wissenschaft bei Softwareentwicklern und Anwendern keinerlei Bedarf besteht, von der Unabhängigkeitsforderung an die Zufallszahlen abzuweichen, obschon das Problem teilweise bekannt ist, aber unterschätzt wird. Diese Einschätzung wird von mehreren Autoren geteilt (siehe bereits oben zitierte Quellen und auch YÜCESAN et al. 2005). Einen weiteren Grund für das Festhalten an unkorrelierten Zufallszahlen wird in der statistisch einfacheren Handhabbarkeit gesehen (vgl. bspw. LIVNY et al. 1993).

Zusammengefasst gibt es eine Reihe von Untersuchungen, die das Wirken von Autokorrelation in einfachsten als auch komplexen meist abstrakten Bediensystemen aufzeigen. Als Inputdaten wurden ausschließlich synthetisch erzeugte, also keine Realdaten verwendet. Oft weicht das Systemverhalten bei abhängigen Ereignissen deutlich vom Referenzsystem ab – die Leistung ist im Vergleich meist geringer. In (realen) logistischen Systemen ist ähnliches Verhalten zu vermuten. Eine Berücksichtigung von Autokorrelation findet bis dato dennoch nicht statt.

4.3 Problemstellung und Anforderungen

Im Kapitel 4.2 wird beschrieben, dass ein Bewusstsein um das Auftreten und Wirken von Autokorrelation im logistischen Umfeld nicht ausgeprägt ist. In Folge werden Modellierungungenauigkeiten im Zuge der Planung oder dem Betrieb von Anlagen entweder als „statistisches Rauschen“ missverstanden oder Modellinvaliditäten werden zu leichtfertig und wissentlich [sic!] in Kauf genommen.

Für die Erfüllung der Ziele des Forschungsprojektes stehen daher zunächst zwei Themen im Mittelpunkt. Zum einen steht der Nachweis bzw. die Überprüfung an, ob in Realität überhaupt die vermuteten Autokorrelationsstrukturen beobachtet werden können. Dazu müssen Realdaten untersucht und statistisch gesichert ausgewertet und ggf. Autokorrelationsmuster charakterisiert werden. Im Zuge dessen sind zweitens die Auswirkungen zu veranschaulichen bzw. zu quantifizieren. Um die Auswirkung von Autokorrelation zu isolieren, müssen Modelle herangezogen werden, deren Unterscheidungsmerkmal einzig die Korrelationsstruktur der Prozesse darstellt. Weitere Ereignischarakteristika (Randverteilung, dessen Mittelwert sowie Varianz) müssen experimentübergreifend identisch sein. Als Referenz soll immer auch ein unkorreliertes Modell dienen.

Können aus den vorangestellten Analysen autokorrelierte Prozesse festgestellt werden und lassen Simulationsexperimente an einfachen Bedienmodellen abweichendes Systemverhalten in Folge von Autokorrelation erwarten, ergeben sich weitere Untersuchungsschwerpunkte. Es stellt sich die Frage, ob die Erkenntnisse aus einem stark abstrahierten Modell auf komplexere Systeme übertragen werden können. Hier soll das Image, dass Autokorrelation nur in der Theorie, aber nicht in der Praxis relevant ist, abgelegt werden. Ein entsprechendes Modell mit „realitätsnahem“ Aufgabenspektrum muss entworfen und wiederum die Wirkung von Autokorrelation abgeschätzt werden.

Modelle von logistischen Systemen werden häufig zur Simulation eines Neu- oder Umbauprojektes verwendet. In den meisten Fällen liegen dabei keine Realdaten zur Beschreibung der Eintrittswahrscheinlichkeiten von Ereignissen vor, sodass Zufallszahlengeneratoren zum Einsatz kommen. Etablierte Algorithmen erzeugen Ereignisse, welche einer definierten Randverteilung genügen und statistisch im höchsten Maße unabhängig von einander sind. Bestätigen die Untersuchungen der Realdaten auftretende Autokorrelationsstrukturen, würde das Verwenden etablierter Generatoren zu invaliden Modellen führen. Methoden zur Generierung abhängiger Ereignisse sind zwar bekannt, erfordern aber zu meist iterativ Nutzerinteraktion, sind ungenau oder verlangen ein präzises Wissen um den zu abzubildenden Prozess (vgl. Kapitel 7.1). Eine nach aktuellem Verständnis über Softwaredesign moderne Umsetzung bzw. eine einfach zu implementierende Softwarebibliothek besteht nicht. Hier besteht die Anforderung, Abhilfe zu schaffen. Eine entsprechende Lösung muss in Anbetracht zu erwartender unterschiedlicher Abhängigkeitsstrukturen flexibel und genau sein. Vor dem Hintergrund einer breiten Anwenderebene besteht zudem das Sekundärziel, die Anwendung so einfach wie möglich zu gestalten und eine simple Einbindung in bestehende Werkzeuge zuzulassen. Das notwendige Hintergrundwissen um den Generierungsprozess an sich, muss auf ein Minimum begrenzt werden.

4.4 Vorgehen und Projektinhalt

Aus denen im Kapitel 4.3 dargelegten Herausforderungen ergeben sich nachfolgende Projektschritte bzw. -inhalte.

Grundlage aller Untersuchungen und Argumentationen sind Realdatensätze aus dem logistischen Umfeld. Diese wurden vom projektbegleitenden Ausschuss bereitgestellt. Ursprünglich war für das Forschungsprojekt geplant, auch Datensätze aus öffentlich zugänglichen Datenbanken zu analysieren. Leider hielten alle frei zugänglichen Daten aber den zuvor auferlegten Qualitätsansprüchen (vgl. Abschnitt 6.1) in verschiedener Hinsicht nicht stand. Insgesamt wurden 52 Datensätze untersucht. Als Analyseinstrument zur Identifikation von Autokorrelation dient der Korrelationskoeffizient nach Bravais-Pearson und entsprechend die Darstellung in Autokorrelogrammen (vgl. Abbildung 2.1). Als Werkzeug zur Veranschaulichung und Quantifizierung der Wirkung ggf. vorhandener abhängiger Ereignisse werden Simulationsmodelle herangezogen und das Systemverhalten beurteilt. Dabei kommen sowohl ein simples Einbedienermodell (um die Vergleichbarkeit der Ergebnisse mit früheren Studien zu gewährleisten) als auch ein komplexeres Modell (um ein praxisnahes Anwendungsszenario abzubilden) zum Einsatz. Die Einschätzung des Systemverhaltens erfolgt bspw. anhand sich bildender Warteschlangen oder Durchlaufzeiten einzelner Aufträge (vgl. Kapitel 6 und 7).

Um ein hohes Maß an Nachvollziehbarkeit, Transparenz und Reproduzierbarkeit zu erreichen, wurde die skriptbasierte Datenanalyse eingesetzt. Hiermit wird zudem erhebliche Geschwindigkeitsvorteile erwartet (vgl. Kapitel 5).

Im Rahmen des Forschungsprojektes ist die Entwicklung eines Werkzeugs zur Erzeugung autokorrelierter Zufallszahlen aus mehreren Gründen erforderlich. Zum einen sollen im Rahmen der Untersuchungen Ergebnisse verifiziert werden, d. h. identifizierte Abhängigkeitsstrukturen aus Realdatensätzen rekonstruiert und der Stichprobenumfang der Simulationsstudie erweitert werden. Eine Sensitivitätsanalyse ist auf diese Weise ebenfalls möglich. Zum anderen besteht der Anspruch, Anwendern eine praxistaugliche Alternative zu bestehenden Zufallszahlengeneratoren bereitzustellen, um bei der Planung und dem Betrieb von logistischen Systemen Abhängigkeitsstrukturen in Betracht zu ziehen (bisherige Lösungen beschränken sich auf die Erzeugung unabhängiger Ereignisse). Dazu werden verschiedenen Möglichkeiten identifiziert und erörtert. Die Beurteilung der Tauglichkeit erfolgt anhand der Kernkriterien Einfachheit, Flexibilität und Genauigkeit. Die Umsetzung erfolgt in einer systemunabhängigen Programmbibliothek mit modernen Softwaredesign.

Abbildung 4.4 zeigt die Ziele des Antrages und das sich ableitende Vorgehen noch einmal übersichtlich in knapper Form.

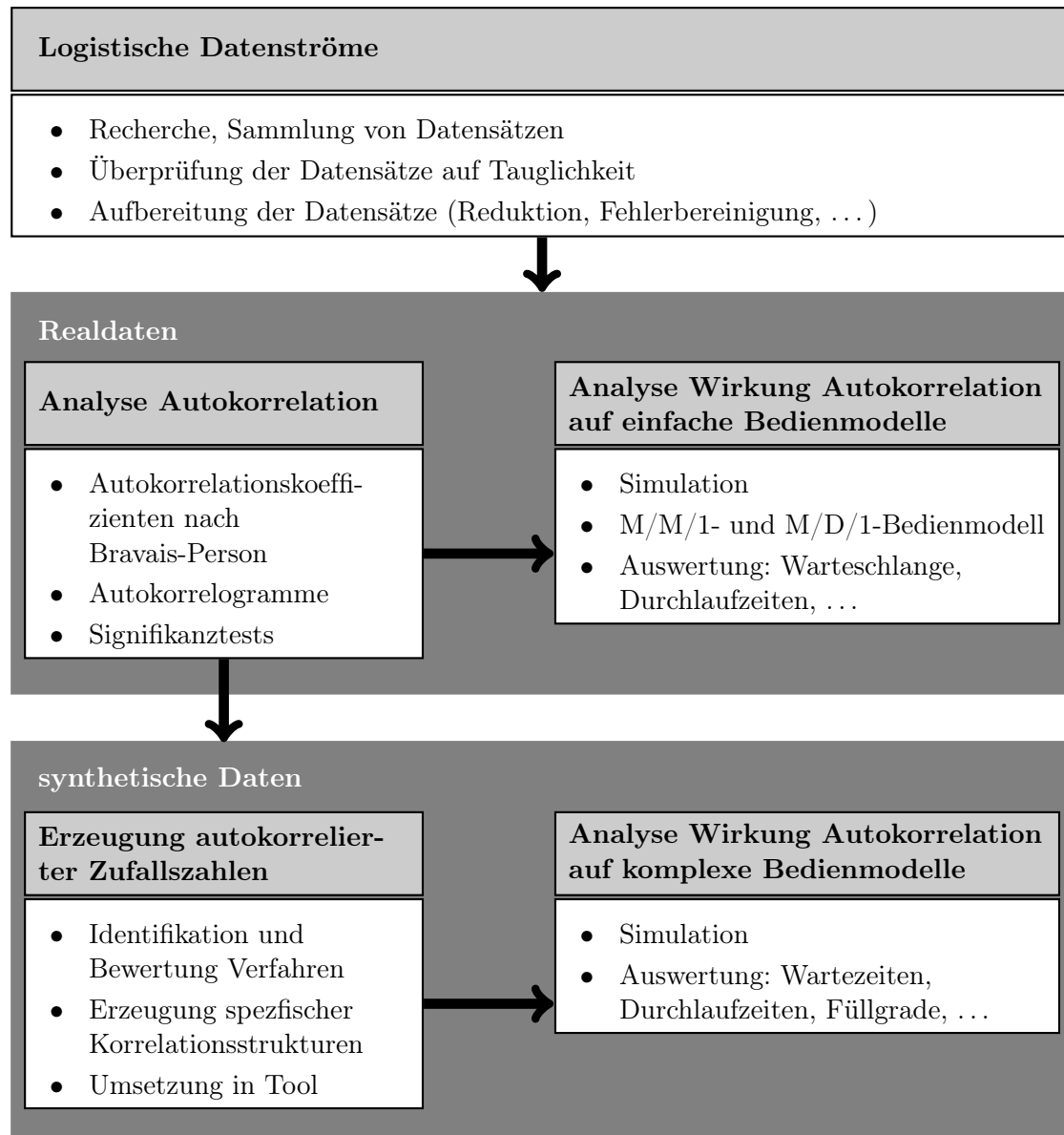


Abbildung 4.4: Überblick zum Vorgehen und Projektinhalt

5 Skriptbasierte Datenanalyse

Im Rahmen des Forschungsprojektes bestand die Aufgabe eine Vielzahl von Datensätzen zu untersuchen. Es wurden 52 Datensätze aus verschiedenen Quellen (vgl. auch Kapitel 6.1) mit jeweils tausenden Zeilen Text analysiert. Diese mussten zunächst vorbereitend u. a. auf Konsistenz geprüft, gefiltert/selektiert, ggf. bereinigt und in eine einheitliche Form überführt werden. Im Anschluss erfolgte die eigentliche Verarbeitung, Analyse und kennzahlenbasierte sowie graphische Aufbereitung. Zudem wurden (Zwischen)Ergebnisse iterativ oder zyklisch gespeichert, archiviert und ggf. gelöscht. Um statistische Sicherheit zu erreichen, mussten außerdem Experiment bzw. Analysefolgen wiederholt und variiert werden. Dies führte letztlich zu einer enormen Anzahl an Untersuchungsschritten. Es ergab sich neben den allgemeinen Ansprüchen des wissenschaftlichen Arbeitens besondere Herausforderungen an die Arbeitsweise. Folgende Aufzählung gliedert und erläutert diese kurz.

Performance Die umfangreiche Untersuchung bzw. die einzelnen Arbeitsschritte sollen in möglichst kurzer Zeit automatisiert abgearbeitet werden.

Nachvollziehbarkeit Am Forschungsvorhaben Beteiligte sollen die Arbeitsschritte inhaltlich als auch deren Reihenfolge schnell erfassen können. Für Fachfremde soll der Zugang so einfach wie möglich gestaltet werden. Entsprechend eindeutig und ausführlich sind Arbeitsschritte zu dokumentieren bzw. kommentieren.

Individualisierbarkeit Trotz des Anspruchs einer standardisierten Datenanalyse, müssen einzelne Arbeitsschritte an die Gegebenheiten adaptierbar sein. Dies betrifft zum Beispiel die Aufbereitung der Rohdaten, welche von den Projektpartnern in unterschiedlichen Formaten und Formatierungen bereitgestellt werden. Zudem soll es möglich sein, Untersuchungsgegenstände und -inhalte übergeordnet einfach anzupassen und zu verändern. Hier sei beispielhaft das Signifikanzniveau oder auch die Achsenbeschriftung in Graphiken erwähnt.

Rekonstruierbarkeit Der gesamte Ablauf der Datenanalyse ist weitestgehend zu standardisieren. Auf diese Weise können Ergebnisse verifiziert und validiert werden. Anspruch ist zudem den „Wartungsaufwand“ von Arbeitsschritten zu minimieren.

Portierbarkeit In Anbetracht einer Vielzahl von Projektbeteiligten soll die Datenanalyse möglichst unabhängig vom verwendeten Betriebssystem auf verschiedenen Rechnern durchzuführen sein. Die Installation notwendiger Programme soll ohne besondere Rechte zur Administration zu bewältigen sein. Es folgt, dass auf prioritäre Programme zu verzichten ist.

Erzielung eines Lerneffektes Wie allgemein üblich, sollen die Ergebnisse in ihrer dargestellten Form einen Erkenntnisgewinn liefern. Zusätzlich wird aber angestrebt, die dem Daten zugrundeliegende Abläufe besser interpretieren zu können, d. h.

das Prozessverständnis zu verbessern. Dies soll erreicht werden, in dem eine intensive Auseinandersetzung mit einzelnen Arbeitsschritten und Zwischenergebnissen erfolgt.

Kosteneffizienz Um einen großen Anwenderkreis zu erreichen, ist im Rahmen der Datenanalyse soweit möglich auf Programme zurückzugreifen, deren Nutzung unentgeltlich ist und deren Lizenz eine gewerbliche Nutzung erlaubt.

Im Laufe der Bearbeitung des Forschungsprojektes hat sich die Anwendung einer skriptbasierten Datenanalyse etabliert. Diese hat sich gegenüber einer Datenanalyse mit Hilfe einer geschlossenen, ggf. modularen Softwarelösung oder Programmbibliothek wie z. B. Excel (vgl. MICROSOFT CORPORATION 2013), Weka (vgl. WEKA 2013) oder Knime (vgl. KNIME.COM AG 2013) als am geeignetsten erwiesen. Im Kern wird dabei für jeden Schritt der Datenanalyse auf ein schlankes, spezialisiertes (Konsolen)Programm bzw. Tool zurückgegriffen. Dazu ist der eigentliche Ablauf bzw. das Vorgehen – vergleichbar mit einem Drehbuch – in einem zentralen Skript beschrieben. Davon ausgehend werden wiederum Skripte gestartet, welche von den spezialisierten Tools gelesen und abgearbeitet werden können. Eine reibungslose Kommunikation an den Schnittstellen wird durch standardisierte Dateiformate und Konventionen erreicht. Tabelle 5.3 listet verwendete Programme und deren Funktion bzw. Anwendung auf.

Tabelle 5.3: Im Rahmen der Datenanalyse verwendete Programme

Programm	Funktion\Anwendung
GNU make ^a	zentrales Skript; Steuerung Programmablauf und Beschreibung der Bearbeitungsschritte; Ausführung von System- und Verwaltungsfunktionen
7-Zip ^b	Packen und Entpacken von (Roh)Dateien; Verschlüsselung von Rohdaten
mysql\SQL ^c	Filtern, Ordnen, Gruppieren und Zwischenspeichern von Daten
perl ^d	Formatierung; Prüfung von Datenfeldern auf Konsistenz
GNU R ^e	Anwendung statistischer Methoden; Generierung von Graphiken; Speicherung und Archivierung von (Zwischen)Ergebnissen
gnuplot ^f	Generierung von Graphiken
AutoMod ^g	Simulation von Bedien- bzw. Materialflusssystemen

^a vgl. FREE SOFTWARE FOUNDATION (2013)

^b vgl. PAVLOV (2013)

^c vgl. ORACLE CORPORATION (2013)

^d vgl. PERL.ORG (2013)

^e vgl. R DEVELOPMENT CORE TEAM (2013)

^f vgl. WILLIAMS & KELLEY (2013)

^g vgl. APPLIED MATERIALS (2013)

Die erläuterte skriptbasierte Datenanalyse wird auf Windows-Rechnern in einer sog. cygwin-Umgebung (vgl. RED HAT 2013) durchgeführt. Diese stellt eine Art Linux-Emulation dar. Auf diese Weise ist es möglich, die Entwicklung und Durchführung von Skripten im hohen Maße unabhängig vom Betriebssystem zu gestalten.

Die Arbeitsweise und die Programmauswahl wird vor dem Hintergrund der definierten Ansprüche noch einmal kurz diskutiert.

Performance Die Verwendung von auf die notwendigen Arbeitsschritte spezialisierten Tools garantiert hohe eine Performance. Die skriptbasierte Arbeitsweise schließt zudem zeitaufwendige Nutzerinteraktion (bspw. manuelles Speichern oder das Entfernen eine führenden Null in den Daten) aus.

Nachvollziehbarkeit Ein inhärentes Merkmal von Skripten ist, dass diese linear aufgebaut sind. Entsprechend einfach ist es für den Anwender, den Ablauf und die Programmaufrufe zu verstehen. Des Weiteren erhöht die Möglichkeit der Platzierung von Kommentaren am Quelltext die Nachvollziehbarkeit.

Individualisierbarkeit Skripte können durch einfaches Umschreiben individualisiert werden. Durch das Verwenden von einheitlichen Formaten und dem Einhalten von Konventionen können zudem Tools ggf. ausgetauscht oder hinzugefügt werden.

Rekonstruierbarkeit Die Anwendung eines Skriptes bzw. die Durchführung der Datenanalyse wird bei identischen Eingangsdaten zu identischen Ergebnissen führen. Skripte können leicht von Dritten auf ihre Richtigkeit überprüft (validieren, verifizieren) werden.

Portierbarkeit Die verwendeten Skripte lassen sich auf allen Rechnern mit unixoiden Betriebssystem und unter Windows (mit Hilfe von cygwin) ausführen. Die Installation erfolgt lediglich durch Kopieren der Skripte. Eine Ausnahme bildet das Simulationsstool AutoMod. Hier ist explizit eine Installation unter Windows notwendig.

Erzielung eines Lerneffektes Das Fehlen einer Programmoberfläche wie z. B. in Excel, verlangt vom Anwender sich mit dem Skripten, bzw. deren Inhalt auseinanderzusetzen. (Zwischen)Ergebnisse und die Sensitivität können auf diese Weise besser bzw. überhaupt verstanden werden.

Kosteneffizienz Alle verwendeten Tools bis auf AutoMod können frei verwendet werden. Die skriptbasierte Arbeitsweise erlaubt eine individuelle Entscheidung für den Einsatz weiterer Tools.

6 Analyse logistischer Prozesse auf Autokorrelation

Ein Primärziel der Forschungsarbeiten ist die Sensibilisierung gegenüber etwaig auftretenden Autokorrelationsstrukturen in logistischen Prozessen. Dies betrifft u. a. Gewerke in der Planung und im operativen bzw. strategischen Betrieb von logistischen Anlagen. Um das Problemverständnis und die Akzeptanz der Untersuchung zu erhöhen, leitet sich –im Gegensatz zu früheren Untersuchungen (vgl. Kapitel 4.2)– der Anspruch ab, *Realdaten* zu untersuchen. Diese definieren sich dadurch, dass sie in Realität, d. h. im Livebetrieb gemessen und unverfälscht dokumentiert wurden. Neben dieser grundsätzlichen Anforderung werden folgende Bedingungen an die Daten gestellt. Sie sollen

- aus dem logistischen Umfeld stammen,
- im weiteren Sinne einen Ankunftsstrom vor einer Servicestation bzw. Bedienstation entsprechen/darstellen,
- mindestens sekundlich aufgelöst sein,
- mindestens 500 Ereignisse repräsentieren,
- anonym aber transparent bereitgestellt werden und
- von einem eingeschwungenen, stabilen System stammen.

Die Anforderungsliste wurde den Projektpartnern übermittelt. Insgesamt fünf Unternehmen haben umfangreich Daten zur Verfügung gestellt. Im Schnitt ergibt sich eine Datensatzlänge von etwa 3000 Ereignissen. Kapitel 6.1 gibt eine kurze Einleitung.

6.1 Datensätze

In folgendem Kapitel werden die bereitgestellten Datensätze und deren Hintergründe kurz vorgestellt. Aus Gründen der Vertraulichkeit erfolgt eine Beschreibung teils nur oberflächlich. Die Unternehmen sind u. a. dem Automobilbau, der Halbleiterindustrie und Logistik-Dienstleistungsbranche zuzuordnen.

Unternehmen A Es wurden insgesamt acht Datensätze bereitgestellt. Diese beschreiben die Ankunftsabstände von Paletten vor verschiedenen Servicestationen in einem kleinen Produktionssystem. Die zwölf tägige Messung bzw. das Tracking erfolgte durch Lichtschranken. Etwa 50 Datenbankfelder (Tracking-ID einer Palette an einer Lichtschranke) wurden leer vorgefunden, konnten aber mit hoher Konfidenz korrekt rekonstruiert werden.

Unternehmen B Es wurden insgesamt 20 Datensätze bereitgestellt. Abgebildet wird ein Transportsystem mit Staplern. Jeder Datensatz dokumentiert die Entstehungszeitpunkte von Transportaufträgen und grenzt sich durch eine spezifische Quelle-Senke-Relation (Tour) ab. Die Aufzeichnung erstreckt sich über 30 Werkzeuge.

Unternehmen C Es wurden insgesamt zehn Datensätze bereitgestellt. Die Datensätze repräsentieren tageweise die Entstehungszeitpunkte von Auslageraufträgen eines Automobilherstellers.

Unternehmen D Es werden insgesamt acht Datensätze bereitgestellt. Die Datensätze repräsentieren tageweise die Entstehungszeitpunkte von Auslageraufträgen eines Logistikdienstleisters.

Unternehmen E Es wurden insgesamt sechs Datensätze bereitgestellt. Aufgezeichnet wurden Einlastungszeitpunkte von Produktionslosen für sechs verschiedene Maschinen für ca. ein Jahr.

Alle zu untersuchenden Datensätze enthalten demnach eine Folge von Forderungen/-Aufträgen mit jeweils einem Zeitstempel des Entstehens. Aus Modellierungssicht sind dies die Eintrittszeitpunkte in die Warteschlange vor einer Bedienstation. Aus den Zeitstempeln werden Zwischenankunftszeiten berechnet. Sämtliche Zeitreihen werden vorher um Stillstandszeiten (Feierabend, Betriebsruhe, Sonn- und Feiertage) bereinigt, sodass ein nahtloser Übergang zwischen den Aufträgen stattfindet. Inhaltlich werden die Daten nicht weiter aufgearbeitet, also bspw. weder vorselektiert noch vermeintliche Ausreißer entfernt.

Zur Kennzeichnung werden die Datensätze unternehmensübergreifend nummeriert und abgekürzt. Für Unternehmen A ergibt sich DS1 bis DS8 für Unternehmen B DS9 bis DS28, Unternehmen C DS29 bis DS38, Unternehmen D DS39 bis DS46 und Unternehmen E DS47 bis DS52.

6.2 Experimentaufbau und Werkzeuge zur Auswertung

Dem Experimentaufbau liegen zwei Fragen zugrunde:

- Lässt sich in den Realdaten statistisch gesichert Autokorrelation nachweisen?
- Lässt eine Modellierung nach dem Stand der Technik realitätsnahe Modelle zu oder führen etwaig auftretende Autokorrelation zu invaliden Modellen und nicht belastbaren Ergebnissen?

Um den Fragen zu begegnen, sollen zunächst alle Datensätze auf Abhängigkeiten untersucht werden. Dazu werden nach DETTLING & HÜRZELER (2008, S. 22) die Autokorrelationskoeffizienten r_τ und die partiellen Autokorrelationskoeffizienten α_τ bis zum Lag τ für $\tau \approx \log_{10}(N)$ bestimmt, wobei N die Datensatzlänge angibt. Eine Darstellung erfolgt in Korrelogrammen (siehe auch Kapitel 4.1). In Anlehnung an CIVELEK et al. (2009) werden die Ergebnisse der Autokorrelationsuntersuchung aggregiert. Dazu werden für jeden Datensatz die Extremwerte und Absolutmittelwerte aus der Menge r_τ und α_τ notiert.

Alle Zeitreihen werden zudem auf Trend untersucht. Dazu wird der Augmented-Dickey-Fuller-Test für ein Signifikanzniveau von 99% angewendet (vgl. DICKEY & FULLER

1979). Im Falle einer trendbehafteten Zeitreihe wären Autokorrelationskoeffizienten als Indikator für Abhängigkeit weniger gut geeignet und Ergebnisse müssten gesondert interpretiert werden (SCHLITGEN & STREITBERG 2001, S. 12 ff).

Die oben formulierte zweite Frage soll mit einem Simulationsmodell beantwortet werden. Dazu werden die original Datensätze jeweils einem G/D/1- und einem G/M/1-Simulationsmodell zugeführt. Die Eintrittszeitpunkte in die Warteschlange werden aus den Datensätzen abgeleitet. Zudem wird jeder Datensatz in 100 weiteren Experimenten als G/D/1- bzw. G/M/1-Modell simuliert, wobei mit jedem Simulationslauf die Zwischenankunftszeiten des Datensatzes permutiert werden. Da lediglich permutiert wird, ist sichergestellt, dass die Verteilung und deren Mittelwert sowie Varianz unverändert bleiben. Durch das Umordnen der Zwischenankunftszeiten wird nur deren gegebenenfalls vorhandene Autokorrelationsstruktur zerstört. Auf diese Weise kann für jeden Teildatensatz eine unkorrelierte Referenzstatistik erstellt werden.

Die Wahl eines vereinfachten Einbedienmodells bietet gegenüber dem Verwenden des Originalsystems – bzw. dessen Modell – zunächst entscheidende Vorteile. Zum einen können die Ergebnisse unternehmensübergreifend verglichen werden und ins Verhältnis zu bisherigen Forschungserkenntnissen gesetzt werden. Hier kamen bisher nahezu ausschließlich Einbedienmodelle als Untersuchungsgegenstand zum Einsatz (vgl. Kapitel 4.2). Des Weiteren erlaubt die Reduzierung auf einfachste Modelle einen kausalen Zusammenhang zwischen Eingangsdaten – und deren Autokorrelationsstruktur – und Ergebnissen zu ziehen.

Die Bedienzeit der Servicestation wird stets so gewählt, dass sich in Abhängigkeit der Zwischenankunftszeiten eine theoretische Auslastung von 90% ergibt. Graphik 6.1 zeigt das AutoMod-Modell.

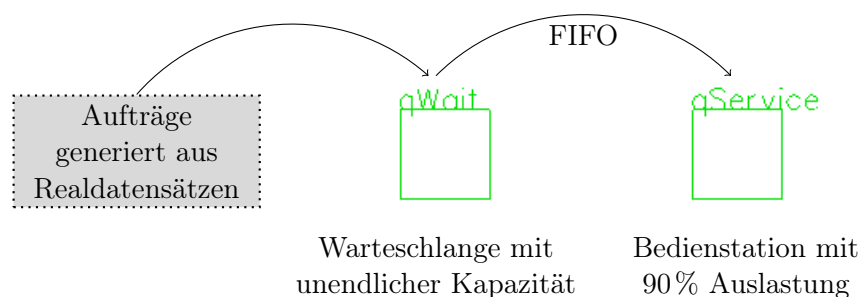


Abbildung 6.1: Einfaches G/D/1- bzw. G/M/1-AutoMod-Simulationsmodell

Als Ergebnis der Simulationen werden die maximale und mittlere Warteschlangenlänge protokolliert. Des Weiteren werden entsprechend des P2-Algorithmus das 0,75- und 0,90-Quantil geschätzt (vgl. hierzu JAIN & CHLAMTAC 1985). Die Auswahl dieser Kennzahlen erfolgt in Anlehnung an LAW & KELTON (2000), wonach sich zur Beschreibung der Performance einfacher Bedienmodelle unter anderem die Warteschlangenlänge, die

Wartezeit in einer Warteschlange oder die Auslastung von Bedienelementen (im vorliegenden Fall konstant) eignen. Diese Kennzahlen sind auch in den zitierten Quellen aus Kapitel 4.2 wiederzufinden und erlauben die Erkenntnisse zu vergleichen.

Die Zusammenführung der Simulationsergebnisse und der Autokorrelationsuntersuchung erfolgt tabellarisch (vgl. Tabelle 6.5 und 6.6) und in speziell entwickelten Graphiken (vgl. Kapitel 6.3).

6.3 Ergebnisse

In Tabelle 6.4 werden die Ergebnisse des Dickey-Fuller-Tests dargelegt. Wie oben beschrieben, werden die Datensätze auf Trend getestet.

Tabelle 6.4: Ergebnisse Untersuchung auf Trend mittels Dickey-Fuller-Test (DFT)

Daten- satz	Trend lt. DFT								
DS1	nein	DS12	nein	DS23	nein	DS33	nein	DS43	nein
DS2	nein	DS13	nein	DS24	nein	DS34	nein	DS44	ja ^a
DS3	nein	DS14	nein	DS25	nein	DS35	nein	DS45	nein
DS4	nein	DS15	nein	DS26	nein	DS36	nein	DS46	nein
DS5	nein	DS16	nein	DS27	nein	DS37	nein	DS47	nein
DS6	nein	DS17	nein	DS28	nein	DS38	nein	DS48	nein
DS7	nein	DS18	nein	DS29	nein	DS39	nein	DS49	nein
DS8	nein	DS19	nein	DS30	nein	DS40	ja ^a	DS50	nein
DS9	nein	DS20	nein	DS31	nein	DS41	ja ^a	DS51	nein
DS10	nein	DS21	nein	DS32	nein	DS42	nein	DS52	nein
DS11	nein	DS22	nein						

^a Eine Diskussion erfolgt in Kapitel 6.4

Nachfolgend aufgeführt sind ausgewählte, repräsentative Korrelogramme. Dargestellt sind für jedes Unternehmen die Ergebnisse zweier Datensätze zu den Autokorrelationskoeffizienten (Abbildungen 6.2 bis 6.6) und partiellen Autokorrelationskoeffizienten (Abbildungen 6.7 bis 6.11). Zur Übersicht wird das Darstellungsintervall auf der Ordinate mit $[-0,2; 0,4]$ gewählt.

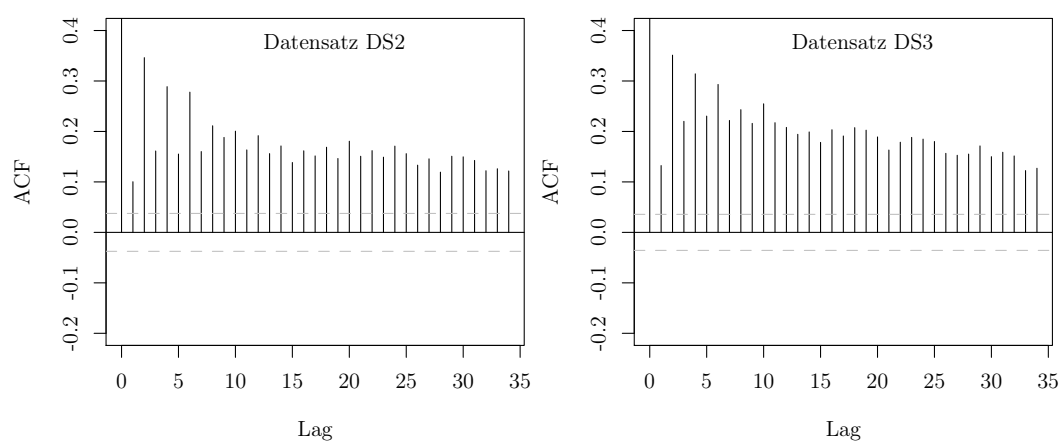


Abbildung 6.2: Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm für Unternehmen A

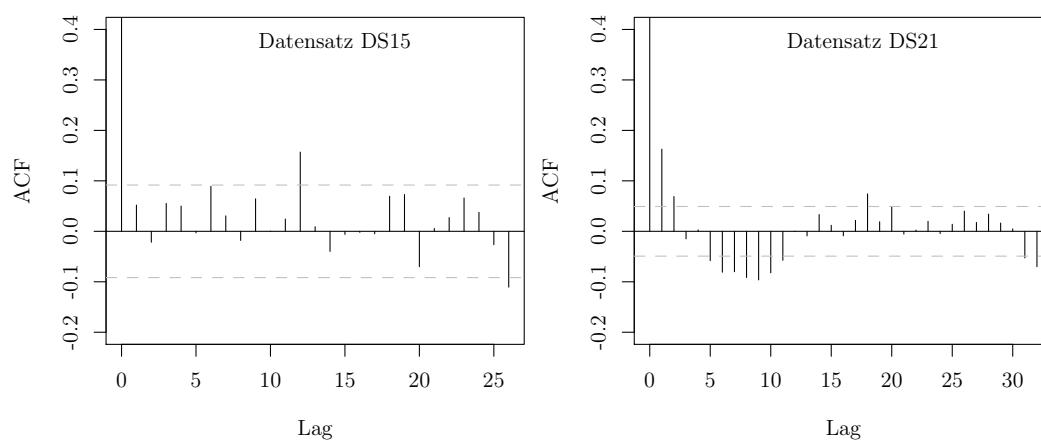


Abbildung 6.3: Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm für Unternehmen B

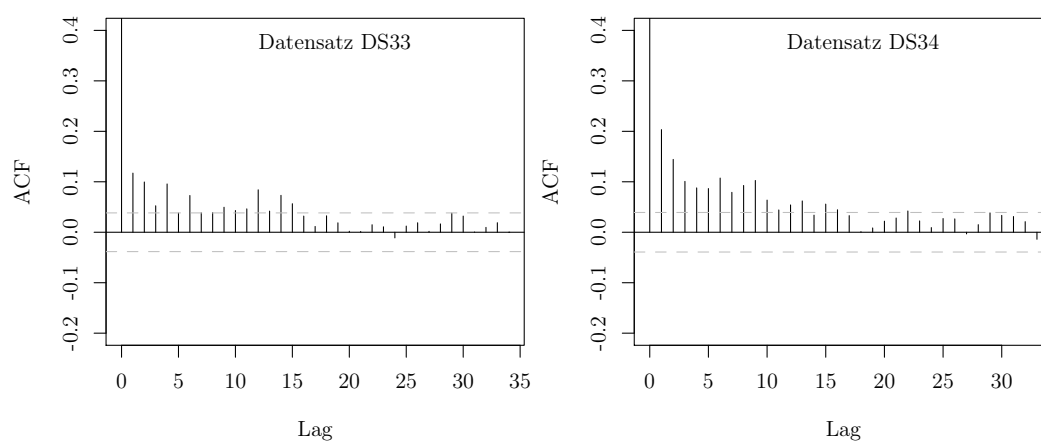


Abbildung 6.4: Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm für Unternehmen C

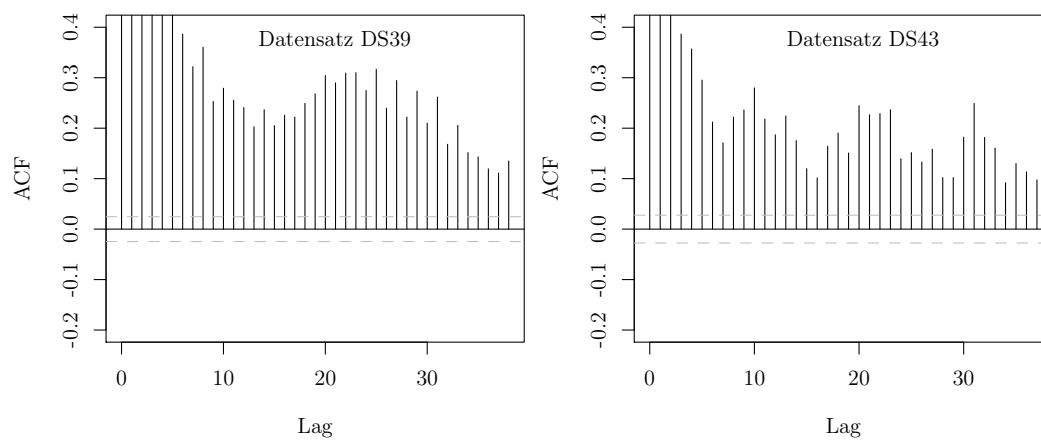


Abbildung 6.5: Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm für Unternehmen D

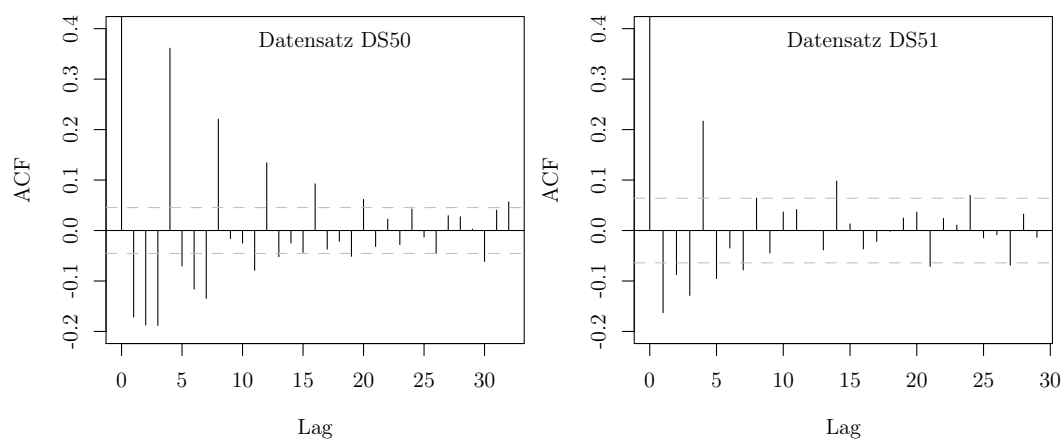


Abbildung 6.6: Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm für Unternehmen E

Nachfolgend in den Graphiken abgebildet sind die korrespondierenden partiellen Autokorrelationskoeffizienten zu den bereits dargestellten Datensätzen.

Die Tabellen 6.5 und 6.6 stellen die Ergebnisse der Autokorrelationsanalyse und der simulativen Untersuchung der Datensätze gegenüber. Aufgeführt sind jeweils die ersten neun Korrelationskoeffizienten r_τ und α_τ und die Ergebnisse auf Grundlage eines G/D/1-Modells. Die Ergebnisse der Simulationen mit einem G/M/1-Modell werden der Übersicht halber nicht mit dargestellt, ähneln aber denen mit G/D/1-Modell stark. Es wird außerdem darauf verzichtet, weitere Kennzahlen außer der dargelegten Statistik über die mittlere Warteschlange, anzugeben. Auch hier hat sich gezeigt, dass sich keine grundlegend neuen bzw. verschiedenen Erkenntnisse ergeben.

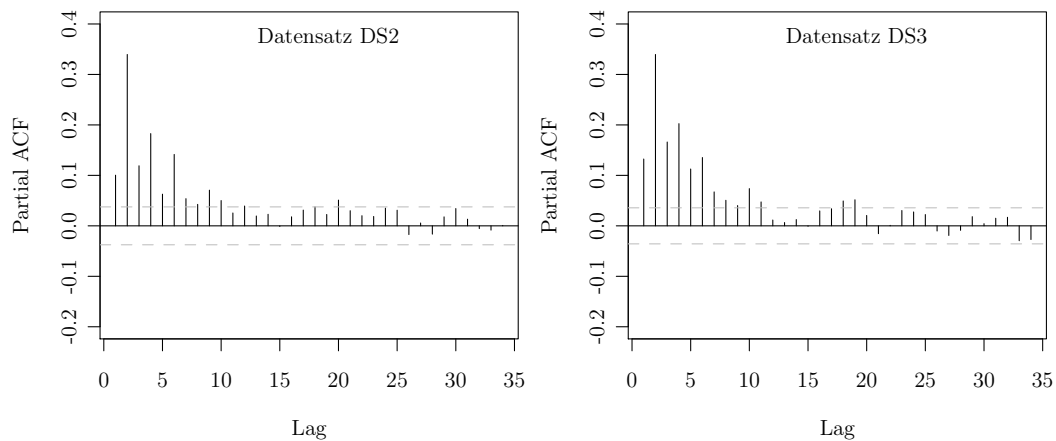


Abbildung 6.7: partielle Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm, Unternehmen A

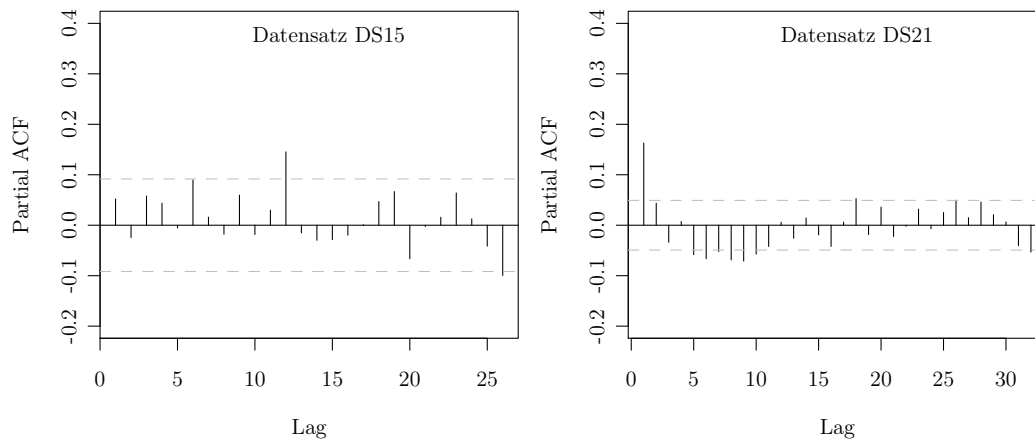


Abbildung 6.8: partielle Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm, Unternehmen B

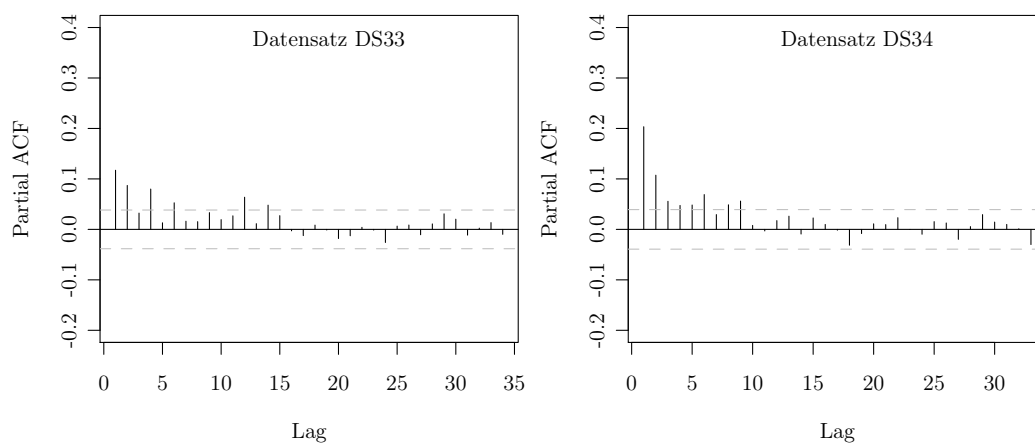


Abbildung 6.9: partielle Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm, Unternehmen C

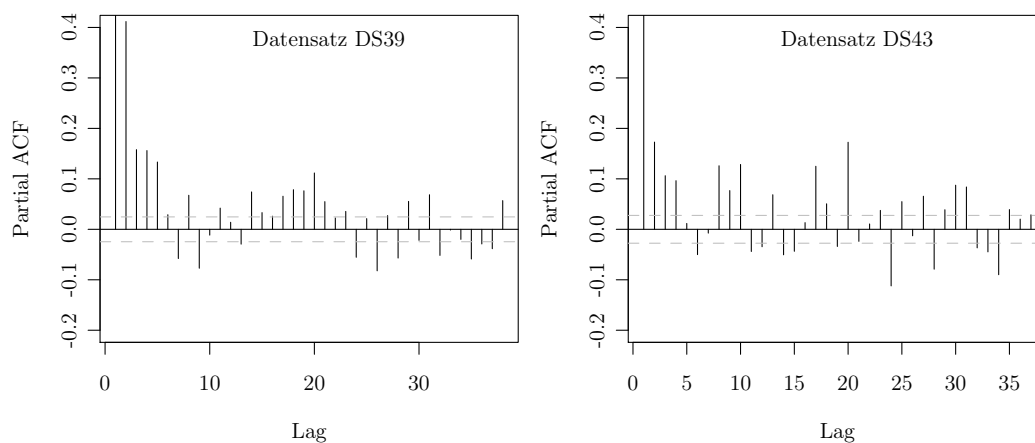


Abbildung 6.10: partielle Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm, Unternehmen D

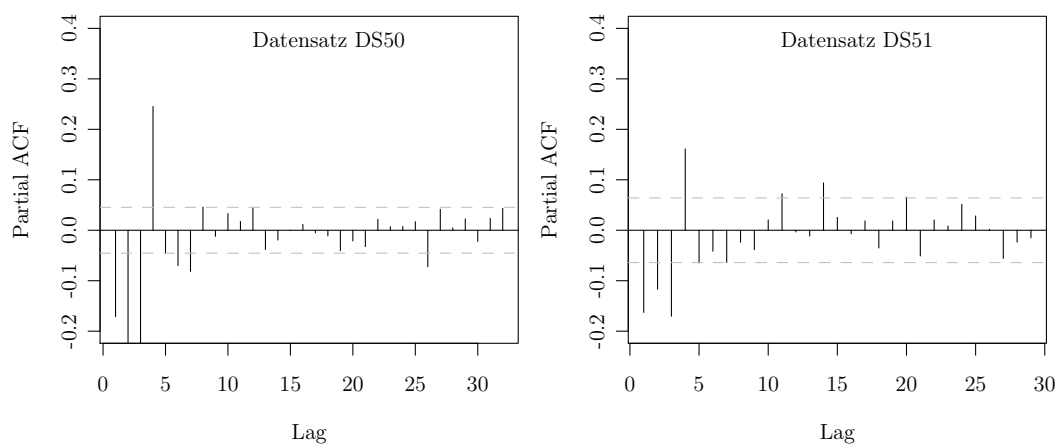


Abbildung 6.11: partielle Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm, Unternehmen E

Tabelle 6.5: Zusammenfassung Ergebnisse – **fett**: Autokorrelationskoeffizient r_τ signifikant;
grau: Simulation der realen Daten signifikant unterschiedlich zu Simulation der
permutierten Daten [Durchschnitt (\emptyset) + $3 \times$ Standardabweichung (SD)]

Daten- satz	Autokorrelationskoeffizient (Lag 1 bis 9) der realen Daten									Simulierte mittlere Warteschlangenlänge		
										Reale Daten	Permutiert	
	\emptyset	SD										
DS1	+0,14	+0,35	+0,22	+0,32	+0,24	+0,29	+0,23	+0,25	+0,21	55,59	2,15	0,29
DS2	+0,10	+0,35	+0,16	+0,29	+0,16	+0,28	+0,16	+0,21	+0,19	53,37	2,38	0,40
DS3	+0,13	+0,35	+0,22	+0,31	+0,23	+0,29	+0,22	+0,24	+0,22	54,78	2,15	0,34
DS4	+0,01	+0,01	+0,01	+0,01	+0,02	+0,01	+0,01	+0,01	+0,01	115,97	51,39	13,48
DS5	+0,02	+0,00	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	+0,00	+0,02	+0,00	83,95	29,54	10,29
DS6	+0,01	+0,01	+0,01	+0,01	+0,02	+0,01	+0,01	+0,01	+0,01	115,78	54,14	14,47
DS7	+0,04	+0,14	+0,01	+0,03	+0,03	+0,06	+0,02	+0,03	+0,01	52,19	19,79	5,77
DS8	+0,11	+0,35	+0,18	+0,30	+0,16	+0,29	+0,17	+0,21	+0,20	53,26	2,24	0,32
DS9	+0,07	+0,02	+0,04	+0,02	-0,01	-0,02	-0,03	-0,02	-0,03	30,62	41,98	11,76
DS10	+0,03	-0,01	-0,03	-0,04	-0,03	+0,01	-0,02	-0,03	-0,01	14,11	18,90	5,42
DS11	+0,02	-0,02	+0,01	-0,03	+0,00	+0,00	-0,02	-0,03	-0,03	9,92	17,31	4,66
DS12	+0,13	+0,06	+0,01	-0,01	-0,01	-0,02	-0,04	-0,06	-0,03	30,34	19,22	4,75
DS13	+0,15	+0,02	-0,01	-0,04	-0,06	-0,06	-0,05	-0,06	-0,01	14,95	18,82	5,62
DS14	+0,15	+0,03	+0,06	+0,01	+0,00	+0,02	+0,00	+0,01	+0,00	46,38	33,55	10,12
DS15	+0,05	-0,02	+0,06	+0,05	+0,00	+0,09	+0,03	-0,02	+0,06	10,09	6,59	2,13
DS16	+0,06	-0,03	-0,05	-0,03	-0,04	-0,04	+0,01	+0,03	-0,03	6,01	11,06	3,42
DS17	+0,08	+0,00	+0,00	-0,06	-0,06	+0,01	+0,02	+0,01	+0,03	14,07	12,39	4,21
DS18	+0,16	+0,06	-0,01	-0,05	-0,05	-0,06	-0,01	-0,05	-0,01	16,42	16,95	4,37
DS19	+0,06	+0,06	+0,02	+0,00	+0,01	+0,00	+0,00	-0,02	-0,02	20,29	30,68	8,17
DS20	+0,05	+0,00	+0,01	-0,01	-0,03	+0,02	-0,02	-0,03	-0,05	15,14	23,50	6,65
DS21	+0,16	+0,07	-0,01	+0,00	-0,06	-0,08	-0,08	-0,09	-0,10	11,29	17,61	4,73
DS22	+0,11	+0,00	-0,03	-0,03	-0,04	-0,02	-0,01	-0,03	-0,03	40,75	21,19	5,64
DS23	+0,05	+0,01	+0,02	-0,01	-0,01	+0,02	+0,00	-0,03	-0,01	15,57	15,03	4,07
DS24	+0,01	+0,00	+0,01	+0,00	+0,00	+0,02	-0,01	-0,02	+0,01	31,67	32,19	8,95
DS25	+0,05	+0,01	+0,02	+0,01	+0,04	+0,03	-0,01	+0,04	+0,09	65,56	35,24	9,76
DS26	+0,23	+0,15	+0,12	+0,06	+0,05	+0,01	-0,01	-0,06	-0,04	22,60	14,96	5,11
DS27	+0,07	+0,05	+0,03	+0,01	+0,03	+0,00	+0,00	+0,00	+0,01	29,42	26,57	6,08
DS28	+0,16	+0,12	+0,07	+0,07	-0,03	+0,04	-0,03	+0,04	+0,04	12,72	7,21	1,86
DS29	+0,14	+0,16	+0,28	+0,11	+0,10	+0,15	+0,06	+0,07	+0,09	171,00	15,85	4,22
DS30	+0,06	+0,11	+0,10	+0,10	+0,07	+0,08	+0,04	+0,03	+0,06	115,33	14,25	4,29
DS31	+0,13	+0,12	+0,10	+0,12	+0,12	+0,10	+0,06	+0,06	+0,07	70,93	11,28	3,25
DS32	+0,12	+0,10	+0,05	+0,10	+0,04	+0,07	+0,04	+0,04	+0,05	77,74	13,61	3,84
DS33	+0,20	+0,14	+0,10	+0,09	+0,09	+0,11	+0,08	+0,09	+0,10	74,49	11,86	3,01
DS34	+0,23	+0,16	+0,19	+0,10	+0,07	+0,04	+0,06	+0,10	+0,04	221,90	16,11	3,57
DS35	+0,12	+0,08	+0,10	+0,05	+0,12	+0,04	+0,06	+0,04	+0,03	54,17	12,54	3,19
DS36	+0,13	+0,13	+0,12	+0,12	+0,07	+0,05	+0,05	+0,05	+0,04	45,92	13,79	4,03
DS37	+0,12	+0,14	+0,09	+0,08	+0,06	+0,08	+0,07	+0,09	+0,07	65,47	13,31	3,22
DS38	+0,13	+0,12	+0,06	+0,07	+0,09	+0,08	+0,05	+0,04	+0,04	89,30	15,11	4,17
DS39	+0,45	+0,53	+0,43	+0,45	+0,44	+0,39	+0,32	+0,36	+0,25	466,21	27,61	6,80
DS40	+0,30	+0,40	+0,27	+0,49	+0,29	+0,28	+0,28	+0,36	+0,34	432,49	30,25	7,15
DS41	+0,36	+0,50	+0,30	+0,33	+0,32	+0,19	+0,19	+0,16	+0,21	425,25	32,63	6,89
DS42	+0,49	+0,51	+0,54	+0,39	+0,37	+0,34	+0,35	+0,39	+0,32	456,15	28,91	6,21
DS43	+0,58	+0,45	+0,39	+0,36	+0,30	+0,21	+0,17	+0,22	+0,24	325,62	29,71	8,89
DS44	+0,45	+0,41	+0,35	+0,35	+0,32	+0,25	+0,28	+0,21	+0,21	398,85	16,27	4,03
DS45	+0,46	+0,47	+0,38	+0,42	+0,35	+0,40	+0,39	+0,32	+0,31	526,35	25,65	5,70
DS46	+0,46	+0,42	+0,34	+0,32	+0,32	+0,30	+0,29	+0,32	+0,30	518,39	23,15	5,58
DS47	-0,17	-0,17	-0,17	+0,52	-0,16	-0,12	-0,13	+0,45	-0,14	51,74	16,37	4,60
DS48	-0,22	-0,19	-0,18	+0,52	-0,19	-0,12	-0,12	+0,39	-0,16	3,94	12,69	3,60
DS49	-0,23	-0,20	-0,22	+0,61	-0,18	-0,15	-0,18	+0,46	-0,14	6,86	12,35	3,49
DS50	-0,17	-0,19	-0,19	+0,36	-0,07	-0,12	-0,13	+0,22	-0,02	5,12	13,52	4,52
DS51	-0,16	-0,09	-0,13	+0,22	-0,10	-0,03	-0,08	+0,06	-0,04	5,45	10,37	2,65
DS52	-0,16	-0,17	-0,17	+0,33	-0,09	-0,11	-0,09	+0,25	-0,04	33,95	17,28	4,01

Tabelle 6.6: Zusammenfassung Ergebnisse – **fett**: partielle Autokorrelationskoeffizient α_τ signifikant; **grau**: Simulation der realen Daten signifikant unterschiedlich zu Simulation der permutierten Daten [Durchschnitt (\emptyset) + $3 \times$ Standardabweichung (SD)]

Datensatz	partielle Autokorrelationskoeffizient (Lag 1 bis 9) der realen Daten									Simulierte mittlere Warteschlangenlänge		
										Reale Daten	Permutiert	
	\emptyset	SD										
DS1	+0,14	+0,34	+0,17	+0,21	+0,12	+0,13	+0,07	+0,05	+0,03	55,59	2,15	0,29
DS2	+0,10	+0,34	+0,12	+0,18	+0,06	+0,14	+0,05	+0,04	+0,07	53,37	2,38	0,40
DS3	+0,13	+0,34	+0,17	+0,20	+0,11	+0,14	+0,07	+0,05	+0,04	54,78	2,15	0,34
DS4	+0,01	+0,01	+0,01	+0,01	+0,02	+0,01	+0,01	+0,01	+0,01	115,97	51,39	13,48
DS5	+0,02	+0,00	-0,01	-0,01	-0,01	-0,01	+0,00	+0,02	+0,00	83,95	29,54	10,29
DS6	+0,01	+0,01	+0,01	+0,01	+0,02	+0,01	+0,01	+0,01	+0,01	115,78	54,14	14,47
DS7	+0,04	+0,13	+0,01	+0,01	+0,03	+0,06	+0,01	+0,01	+0,00	52,19	19,79	5,77
DS8	+0,11	+0,34	+0,13	+0,19	+0,05	+0,14	+0,05	+0,04	+0,08	53,26	2,24	0,32
DS9	+0,07	+0,02	+0,04	+0,01	-0,02	-0,02	-0,03	-0,01	-0,03	30,62	41,98	11,76
DS10	+0,03	-0,01	-0,03	-0,03	-0,03	+0,01	-0,02	-0,03	-0,01	14,11	18,90	5,42
DS11	+0,02	-0,02	+0,01	-0,03	+0,00	+0,00	-0,02	-0,03	-0,03	9,92	17,31	4,66
DS12	+0,13	+0,05	+0,00	-0,01	-0,01	-0,02	-0,03	-0,05	-0,02	30,34	19,22	4,75
DS13	+0,15	+0,00	-0,01	-0,03	-0,05	-0,04	-0,04	-0,05	+0,00	14,95	18,82	5,62
DS14	+0,15	+0,01	+0,05	+0,00	+0,00	+0,02	-0,01	+0,01	+0,00	46,38	33,55	10,12
DS15	+0,05	-0,02	+0,06	+0,04	-0,01	+0,09	+0,02	-0,02	+0,06	10,09	6,59	2,13
DS16	+0,06	-0,04	-0,05	-0,02	-0,04	-0,04	+0,01	+0,02	-0,04	6,01	11,06	3,42
DS17	+0,08	-0,01	+0,00	-0,06	-0,05	+0,02	+0,01	+0,00	+0,02	14,07	12,39	4,21
DS18	+0,16	+0,03	-0,02	-0,05	-0,03	-0,05	-0,05	+0,00	-0,05	16,42	16,95	4,37
DS19	+0,06	+0,05	+0,01	+0,00	+0,01	+0,00	+0,00	-0,02	-0,02	20,29	30,68	8,17
DS20	+0,05	+0,00	+0,01	-0,01	-0,03	+0,02	-0,02	-0,03	-0,04	15,14	23,50	6,65
DS21	+0,16	+0,04	-0,03	+0,01	-0,06	-0,07	-0,05	-0,07	-0,07	11,29	17,61	4,73
DS22	+0,11	-0,01	-0,03	-0,02	-0,03	-0,02	-0,01	-0,03	-0,03	40,75	21,19	5,64
DS23	+0,05	+0,01	+0,02	-0,01	-0,01	+0,02	+0,00	-0,03	+0,00	15,57	15,03	4,07
DS24	+0,01	+0,00	+0,01	+0,00	+0,00	+0,02	-0,01	-0,02	+0,01	31,67	32,19	8,95
DS25	+0,05	+0,01	+0,02	+0,01	+0,04	+0,02	-0,01	+0,04	+0,08	65,56	35,24	9,76
DS26	+0,23	+0,10	+0,07	+0,01	+0,01	-0,02	-0,02	-0,06	-0,01	22,60	14,96	5,11
DS27	+0,07	+0,04	+0,02	+0,01	+0,03	-0,01	+0,00	+0,00	+0,01	29,42	26,57	6,08
DS28	+0,16	+0,10	+0,04	+0,05	-0,06	+0,04	-0,04	+0,05	+0,04	12,72	7,21	1,86
DS29	+0,14	+0,14	+0,26	+0,04	+0,02	+0,06	-0,01	+0,01	+0,02	171,00	15,85	4,22
DS30	+0,13	+0,10	+0,03	+0,05	+0,07	+0,05	+0,02	+0,01	+0,02	115,33	14,25	4,29
DS31	+0,06	+0,11	+0,09	+0,08	+0,05	+0,05	+0,01	+0,00	+0,04	70,93	11,28	3,25
DS32	+0,13	+0,10	+0,08	+0,09	+0,08	+0,05	+0,01	+0,02	+0,03	77,74	13,61	3,84
DS33	+0,12	+0,09	+0,03	+0,08	+0,01	+0,05	+0,02	+0,02	+0,03	74,49	11,86	3,01
DS34	+0,20	+0,11	+0,06	+0,05	+0,05	+0,07	+0,03	+0,05	+0,06	221,90	16,11	3,57
DS35	+0,23	+0,12	+0,14	+0,02	+0,01	-0,01	+0,03	+0,07	+0,00	54,17	12,54	3,19
DS36	+0,12	+0,07	+0,08	+0,03	+0,10	+0,00	+0,04	+0,01	+0,01	45,92	13,79	4,03
DS37	+0,13	+0,11	+0,09	+0,08	+0,03	+0,01	+0,02	+0,02	+0,01	65,47	13,31	3,22
DS38	+0,12	+0,12	+0,06	+0,05	+0,03	+0,06	+0,04	+0,05	+0,03	89,30	15,11	4,17
DS39	+0,45	+0,41	+0,16	+0,16	+0,13	+0,03	-0,06	+0,07	-0,08	466,21	27,61	6,80
DS40	+0,30	+0,34	+0,11	+0,35	+0,08	-0,02	+0,08	+0,11	+0,11	432,49	30,25	7,15
DS41	+0,36	+0,43	+0,06	+0,06	+0,13	-0,08	-0,06	+0,04	+0,10	425,25	32,63	6,89
DS42	+0,49	+0,36	+0,30	-0,01	-0,01	+0,01	+0,12	+0,18	+0,01	456,15	28,91	6,21
DS43	+0,58	+0,17	+0,11	+0,10	+0,01	-0,05	-0,01	+0,13	+0,08	325,62	29,71	8,89
DS44	+0,45	+0,26	+0,12	+0,13	+0,08	+0,00	+0,08	-0,03	+0,02	398,85	16,27	4,03
DS45	+0,46	+0,33	+0,13	+0,18	+0,06	+0,13	+0,12	-0,02	+0,01	526,35	25,65	5,70
DS46	+0,46	+0,27	+0,10	+0,09	+0,10	+0,07	+0,06	+0,11	+0,06	518,39	23,15	5,58
DS47	-0,17	-0,21	-0,26	+0,44	-0,08	-0,03	-0,05	+0,21	-0,02	51,74	16,37	4,60
DS48	-0,22	-0,25	-0,32	+0,40	-0,08	-0,03	-0,04	+0,12	-0,01	3,94	12,69	3,60
DS49	-0,23	-0,26	-0,38	+0,48	-0,04	-0,04	-0,06	+0,10	-0,01	6,86	12,35	3,49
DS50	-0,17	-0,22	-0,29	+0,25	-0,05	-0,07	-0,08	+0,05	-0,01	5,12	13,52	4,52
DS51	-0,16	-0,12	-0,17	+0,16	-0,07	-0,04	-0,06	-0,02	-0,04	5,45	10,37	2,65
DS52	-0,16	-0,20	-0,25	+0,24	-0,07	-0,08	-0,05	+0,11	+0,01	33,95	17,28	4,01

In den Abbildungen 6.12 bis 6.16 werden die Ergebnisse aus Tabelle 6.5 noch einmal grafisch aufgearbeitet. Es wird für die Datensätze die mittlere Warteschlangenlänge der Simulationsuntersuchung über den jeweiligen Extremwert der Autokorrelationsanalyse dargestellt. Der Originaldatensatz wird mit einem „■“ gekennzeichnet („Reale Daten“). Jeder Punkt ist durch eine Linie mit einem grauen „■“ verbunden. Jeder graue Punkt repräsentiert die Werte der zugehörigen Referenzstatistik („Permutiert \emptyset “), wobei hier der maximale Autokorrelationskoeffizient mit null angenommen wird.⁵ Wird ein Datenpunkt mit einem „☒“ veranschaulicht, weist die zugehörigen Zeitreihe mindestens einen signifikanten Autokorrelationskoeffizienten auf.

Die Grafik soll den Einfluss des höchsten Autokorrelationskoeffizienten auf das Systemverhalten, resp. die Warteschlange darstellen. Gleichzeitig kann anhand der Steigung der Geraden abgeschätzt werden, ob die unkorrelierten Referenzdatensätze im Schnitt zu verschiedenen Ergebnissen führen. Noch einmal sei darauf hingewiesen, dass sich die Referenzdatensätze zu den Originaldatensätzen nur durch ihre Unkorreliertheit unterscheiden – Verteilungsfunktion, Mittelwert und Varianz sind jeweils identisch. Des Weiteren spiegelt das Verhältnis von „☒“ zu „■“ das Verhältnis von autokorrelierten zu nicht autokorrelierten Datensätzen wider. Eine Gruppierung erfolgt anhand der in Kapitel 6.1 vorgestellten Unternehmen.

Auf die Gegenüberstellung weiterer Kennzahlen (z. B. maximale Warteschlangenlänge über den absoluten Mittelwert der Autokorrelationskoeffizienten oder die mittlere Warteschlangenlänge über den Extremwert des partiellen Autokorrelationskoeffizienten) in dieser Form wird wiederum aufgrund mangelndem zusätzlichem Erkenntnisgewinn verzichtet.

⁵Statistisch ist $\max(|r_\tau|) = 0$ nahezu ausgeschlossen. Es soll aber zum Ausdruck kommen, dass der Referenzstatistik Daten ohne signifikante Autokorrelationsstruktur zugrunde liegen.

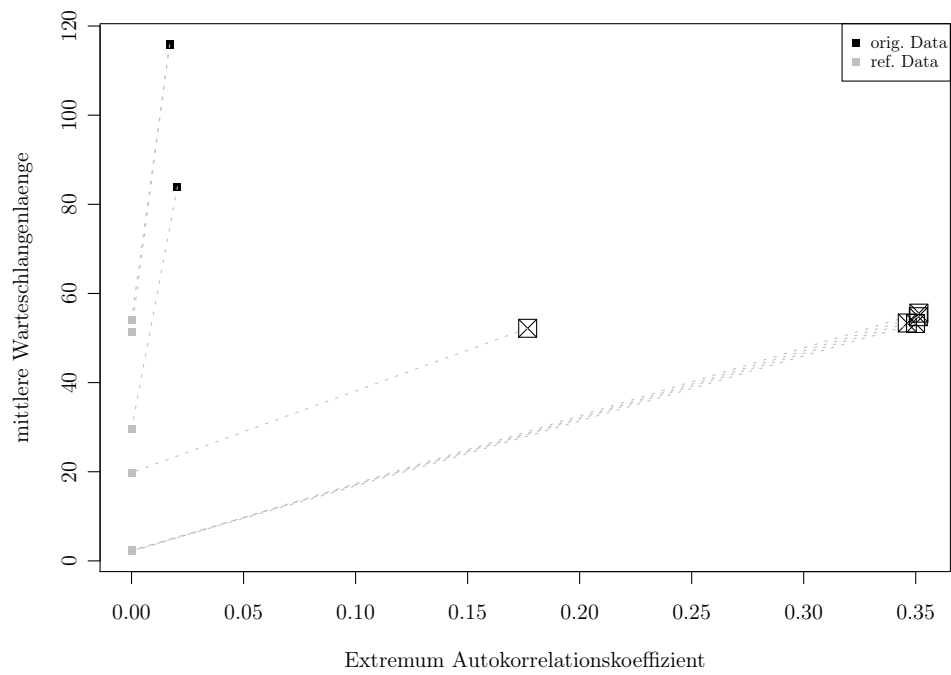


Abbildung 6.12: Autokorrelationsanalyse und Simulationsergebnisse, Unternehmen A

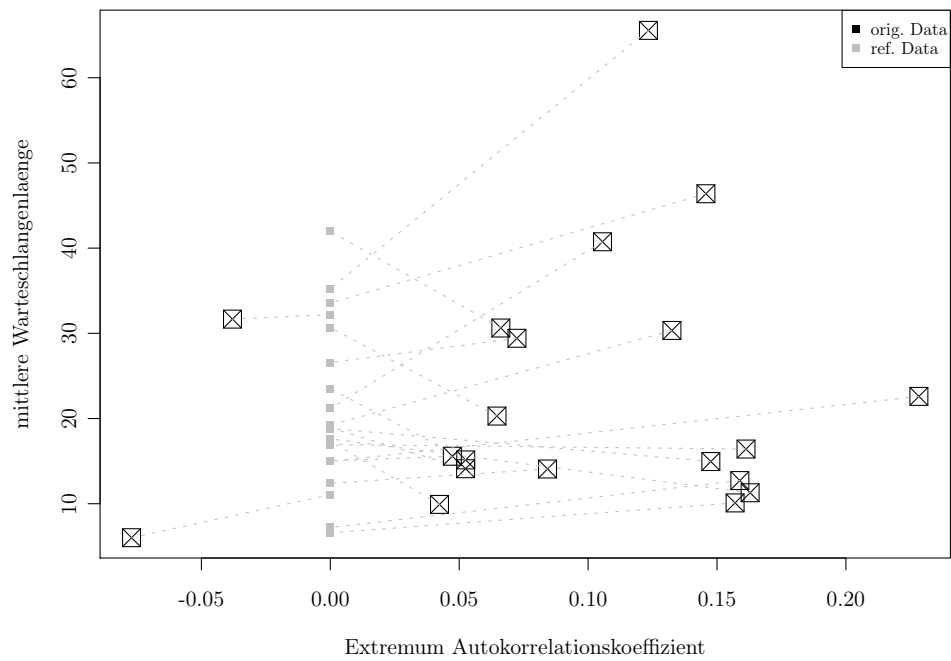


Abbildung 6.13: Autokorrelationsanalyse und Simulationsergebnisse, Unternehmen B

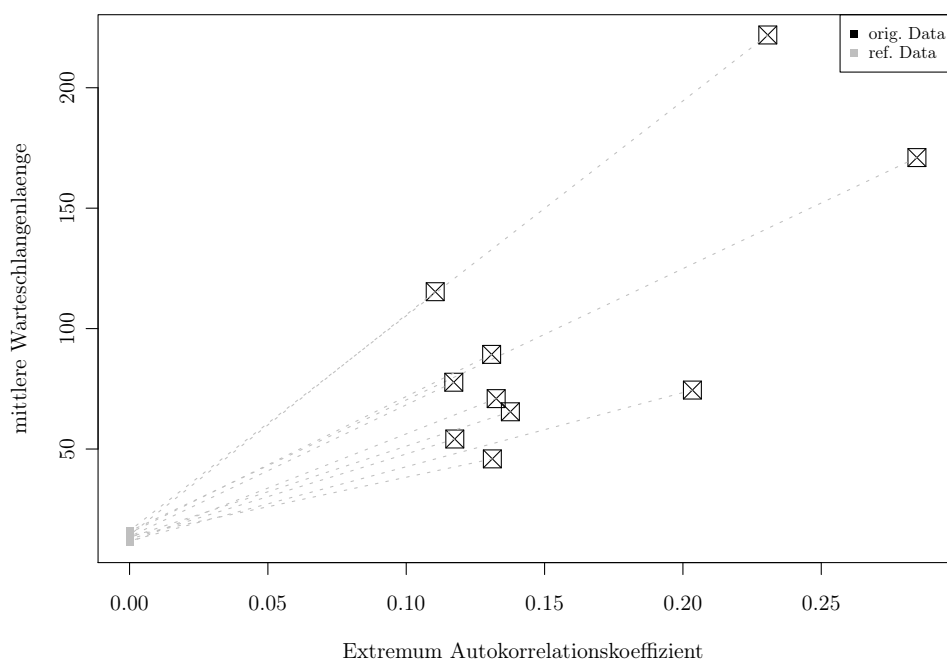


Abbildung 6.14: Autokorrelationsanalyse und Simulationsergebnisse, Unternehmen C

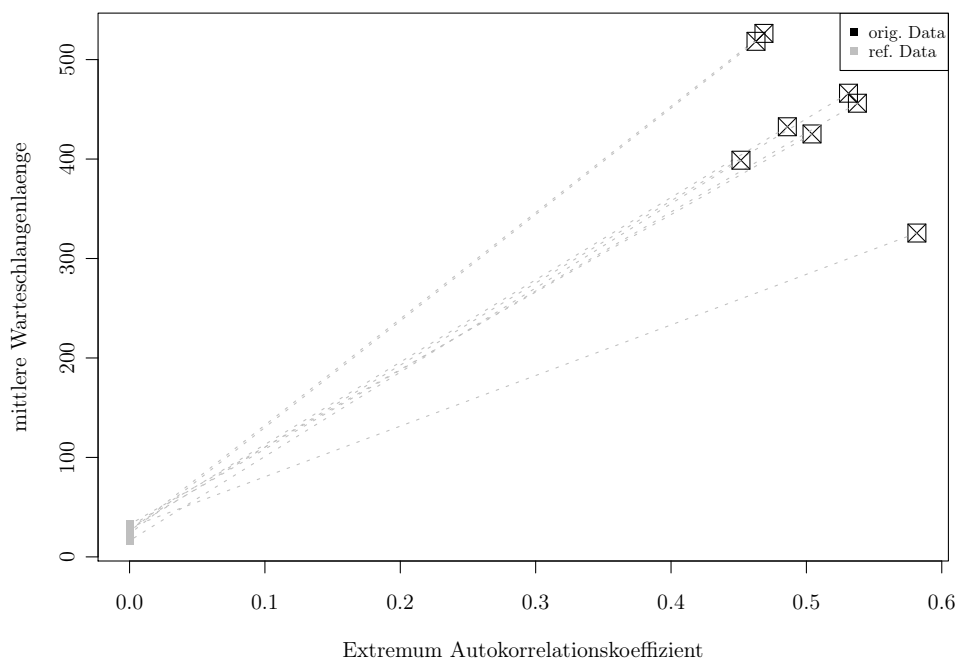


Abbildung 6.15: Autokorrelationsanalyse und Simulationsergebnisse, Unternehmen D

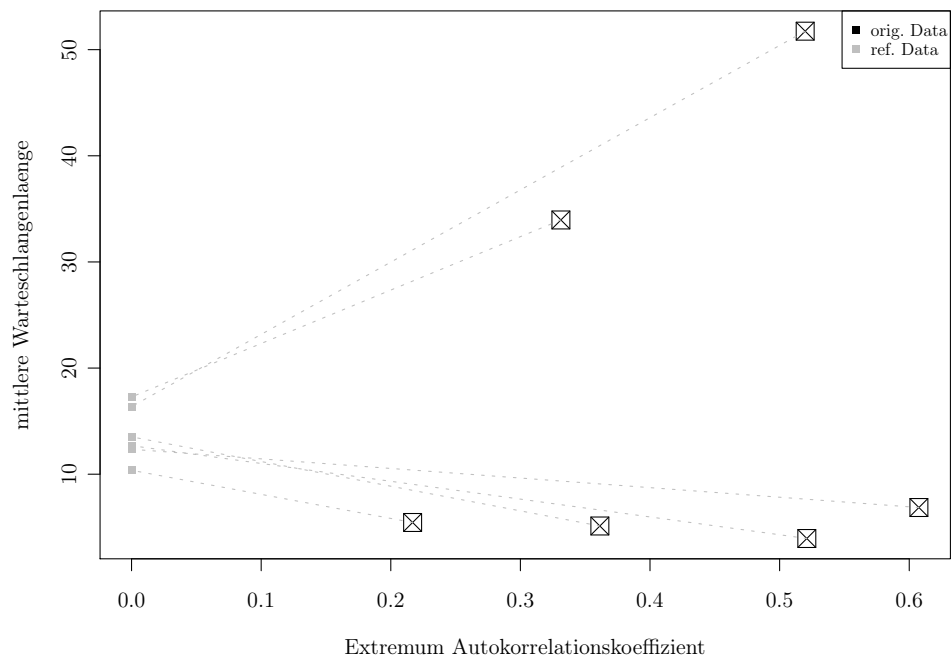


Abbildung 6.16: Autokorrelationsanalyse und Simulationsergebnisse, Unternehmen E

6.4 Diskussion der Ergebnisse

Nachfolgend werden die aufgezeigten Ergebnisse bewertet und in Bezug zu den Ausgangsfragestellungen hinsichtlich des Auftretens und der Wirkung von Autokorrelation gesetzt. Der Fokus liegt auf der Bewertung der Autokorrelationskoeffizienten r_τ . Die Einschätzungen können aber auf die partiellen Autokorrelationskoeffizienten α_τ in ähnlicher oder identischer Weise übertragen werden.

Der der eigentlichen Analyse von Autokorrelation vorangestellte Dickey-Fuller-Test bestätigt für fast alle Zeitreihen das Nichtvorhandensein eines Trends in den Daten. Lediglich die Datensätze 40, 41 und 44 lassen zunächst einen systematischen Anstieg der Werte annehmen. Abbildung 6.17 soll diese Vermutung aber entkräften. Abgebildet sind die Zwischenankunftszeiten der Ereignisse als Zeitreihe von Datensatz 40 (24h, vgl. auch Kapitel 6.1).

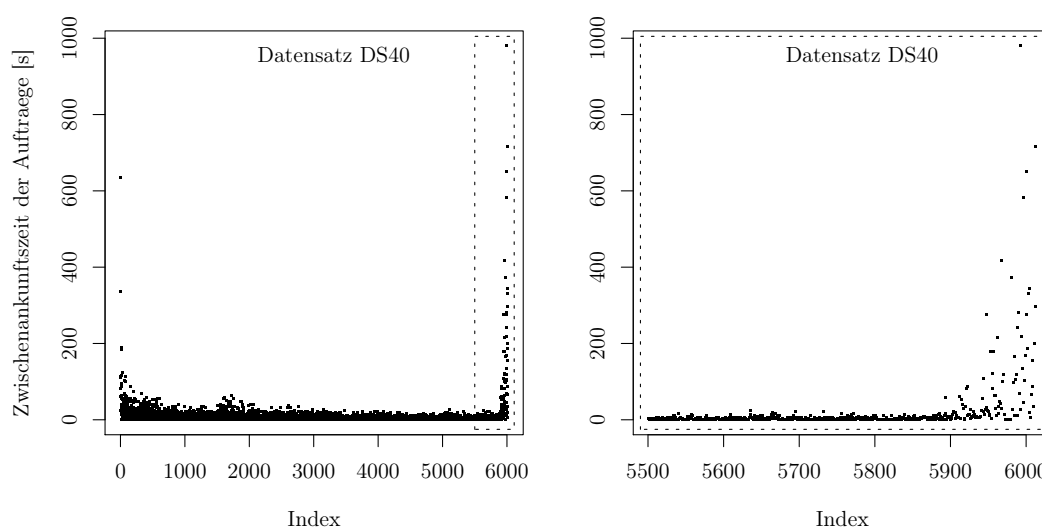


Abbildung 6.17: Zeitreihe Datensatz 40 – links: komplette Zeitreihe, rechts: Ausschnitt der Zeitreihe

Es fällt auf, dass gegen Ende des Tages, die Ereignisdichte gehäuft abnimmt bzw. zu vergleichsweise langen Zwischenankunftszeiten führt. Inhaltlich wird beim Dickey-Fuller-Test in mehreren Instanzen (Bilden des Differentials) eine Regression der Datenpunkte durchgeführt und der Regressor bewertet. Im vorliegenden Fall führen insbesondere die Datenpunkte ab etwa Index 5900 zu einer „stark“ steigenden Regressionsgeraden. Infolge unterstellt der Dickey-Fuller-Test *fälschlicher* Weise einen Trend. Für die Datensätze DS41 und DS44 stellt sich der Sachverhalt identisch dar.

Es bleibt festzuhalten, dass in 49 von 52 Realdatensätzen statistisch gesichert Autokorrelation nachgewiesen werden kann, d. h. sich mindestens ein r_τ als signifikant darstellt. Dies entspricht einer Gesamtquote von 94%. Lediglich Unternehmen A stellt 3 Datensätze bereit, in denen die Zwischenankunftszeiten der Aufträge keine Autokorrelation

aufweisen. Generell muss also mit hoher Konfidenz davon ausgegangen werden, dass in logistischen Systemen autoregressive Abhängigkeiten zwischen den Ereignissen bestehen. Im Umkehrschluss ist die übliche Annahme unabhängiger Ereignisse (auch im Rahmen von Simulationsstudien) mit hoher Konfidenz falsch und muss im Sinne valider Zufallszahlengenerierung bzw. Modelle überdacht werden.

Die Untersuchungen haben gezeigt, dass sich in den Datensätzen völlig unterschiedliche Autokorrelationsmuster nachweisen lassen. Für Unternehmen A (DS1 bis DS8) können vor allem positive, in der Stärke nur langsam abnehmende Koeffizienten r_τ beobachtet werden. Die Werte für Unternehmen B (DS9 bis DS28) folgen dagegen einer wellenförmigen Funktion, wobei oft das Signifikanzband nur geringfügig verlassen wird. Für Unternehmen C (DS29 bis DS38) und Unternehmen D (DS39 bis DS46) können in den Datensätzen unregelmäßige Autokorrelationsstrukturen mit teils stark positiven Koeffizienten und langsamen Abklingverhalten beobachtet werden. Bemerkenswert ist der Verlauf der Korrelogramme für Unternehmen E (DS47 bis DS52). Es bilden sich wiederkehrende Muster aus jeweils drei negativen gefolgt von einem positiven Autokorrelationskoeffizienten. Dies ist vermutlich auf eine stark ausgeprägte Maschinenbelegungsplanung zurückzuführen. Zusammengefasst können vorkommende Autokorrelationsstrukturen in den untersuchten Systemen nicht übergreifend beschrieben werden. Sie unterscheiden sich in Form, Richtung, Stärke und Abklingverhalten. Unternehmensspezifisch betrachtet sind aber jeweils Ähnlichkeiten in den Charakteristiken zu erkennen.

Die betragsmäßig größten Autokorrelationskoeffizienten, auch bei großen Lags, treten in Datensätzen von Unternehmen D auf. Dazu passt das Ergebnis der zugehörigen Simulationsstudie. Hier können die längsten mittleren Warteschlangen beobachtet werden. Für die Datensätze 48 bis 51 (Unternehmen E) sind die kürzesten Warteschlangenlängen zu verzeichnen. Der Grund ist vor allem in dem Nachweis negativer Autokorrelationskoeffizienten zu sehen (siehe hierzu auch Literatur und Ergebnisse aus Kapitel 4.2). Widersprüchlich stellen sich dagegen die Simulationsergebnisse für Datensatz 47 und 52 dar. Angesichts ähnlicher Ergebnisse bei der Autokorrelationsanalyse im Vergleich zu DS48 bis DS51, hätten ähnliche Warteschlangen erwartet werden können. Ebenfalls schwer zu erklären sind die Ergebnisse für DS4 bis DS6. Diese weisen ohne signifikante Autokorrelation vergleichsweise lange Warteschlangen auf. In der Tendenz kann folgendes auf Basis der untersuchten Datensätze festgehalten werden: Treten positive Korrelationskoeffizienten auf, führt das zu langen Warteschlangen. Klingen diese nur langsam ab bzw. stellen sich als besonders ausgeprägt dar, führt dies zu noch längeren Warteschlangen. Die nachgewiesenen negativen Autokorrelationsstrukturen führen, ausschließlich erläuterter Ausnahmen, zu kurzen Warteschlangen.

Der Vergleich der Simulationsergebnisse von Realdatensatz und der Statistik zu den jeweils permutierten Datensatz, sollte Anlass zu Bedenken geben. Hier wird, losgelöst von Verteilung, Mittelwert und Varianz der Datensätze, die Auswirkung von Autokorrelation auf die Warteschlange dargestellt. Es wird deutlich, dass Real- und Referenzdatensatz nur selten zu ähnlichen Ergebnissen führen. In ca. 75% der Fälle verursachen die originalen Zeitreihen eine längere Warteschlange als deren unkorreliertes Pendant. In den

Grafiken 6.12 bis 6.16 wird dies anhand der positiven Steigung der Geraden deutlich. Für die Datensätze 48 bis 51 kehrt sich der Effekt, wie bereits angedeutet, um. Wird Unternehmen B (DS8 bis DS28) betrachtet, stellen sich die Ergebnisse uneinheitlich dar. Zum Teil lassen sich keine „bemerkenswerte“ Unterschiede zwischen Realdatensatz und permutierten Datensatz feststellen. Andererseits können z. B. für DS22 oder DS25 nicht unerhebliche Differenzen festgestellt werden. Als Erklärung könnte angeführt werden, dass sich für Unternehmen B die Autokorrelationsstrukturen vergleichsweise moderat darstellen.

Weiter kann für Datensätze mit ausgeprägten, betragsmäßig großen Autokorrelationskoeffizienten konstatiert werden, dass die mittlere Warteschlangenlänge für die Realdaten häufig außerhalb des 3σ -Bereichs (entspricht etwa einem 99% Konfidenzintervall) der Referenzstatistik liegt (in den Tabellen 6.5 und 6.6 grau hinterlegt). Dies kann als deutliches Anzeichen gesehen werden, dass die Warteschlangenlängen entsprechender Datensätze nicht zufällig hohe Werte aufweisen, sondern dies auf Autokorrelation zurückzuführen ist.

In den Tabellen 6.5 und 6.6 wird außerdem deutlich, dass nur in wenigen Fällen der Ansatz nach dem Stand der Technik das System (bzw. die Eingangsdaten) valide abbilden würden. Aus der Erfahrung mit Projektpartner ist bekannt, dass üblicherweise zur Beschreibung eines Ankunftsstroms die Zwischenankunftszeiten der Aufträge exponentialverteilt modelliert werden. Dies wird durch LAW & KELTON (2000) auch wissenschaftlich untermauert. Demnach beträgt die mittlere zu erwartende Warteschlange $E(N_w)$ für ein M/D/1-Modell mit Auslastung $\varphi = 90\%$ ca. vier Einheiten (vgl. Gleichung 7).

$$E(N_w) = \frac{\varphi^2}{2 \cdot (1 - \varphi)} = \frac{0,9^2}{2 \cdot (1 - 0,9)} = 4,05 \quad (7)$$

Eine Warteschlange von vier Einheiten wird in den Simulationsexperimenten auch in Annäherung nur selten erreicht. Tabelle 6.7 stellt die Abweichungen der beobachteten Warteschlangen im Verhältnis zum exponential modellierten Ankunftsstrom in Übersicht dar.

Tabelle 6.7: Abweichung Simulationsergebnisse von bedientheoretischen Ergebnissen (vgl. Gleichung 7)

Daten- satz	originale Zeitreihe	permut. Zeitreihe	Basis bei allen Angaben: 4,05					
DS1	+1264 %	-56 %	DS19	+392 %	+649 %	DS36	+1025 %	+232 %
DS2	+1209 %	-50 %	DS20	+265 %	+472 %	DS37	+1508 %	+220 %
DS3	+1244 %	-56 %	DS21	+170 %	+326 %	DS38	+2096 %	+264 %
DS4	+2755 %	+1160 %	DS22	+897 %	+414 %	DS39	+11 402 %	+573 %
DS5	+1964 %	+621 %	DS23	+276 %	+262 %	DS40	+10 570 %	+638 %
DS6	+2750 %	+1228 %	DS24	+673 %	+686 %	DS41	+10 391 %	+697 %
DS7	+1180 %	+380 %	DS25	+1510 %	+761 %	DS42	+11 154 %	+605 %
DS8	+1206 %	-53 %	DS26	+449 %	+261 %	DS43	+7931 %	+625 %
DS9	+647 %	+928 %	DS27	+618 %	+547 %	DS44	+9740 %	+293 %
DS10	+240 %	+358 %	DS28	+205 %	+69 %	DS45	+12 888 %	+524 %
DS11	+136 %	+319 %	DS29	+4113 %	+283 %	DS46	+12 691 %	+463 %
DS12	+640 %	+366 %	DS30	+2739 %	+243 %	DS47	+1169 %	+295 %
DS13	+260 %	+356 %	DS31	+1643 %	+170 %	DS48	-11 %	+205 %
DS14	+1037 %	+720 %	DS32	+1811 %	+227 %	DS49	+61 %	+196 %
DS15	+140 %	+54 %	DS33	+1730 %	+184 %	DS50	+18 %	+225 %
DS16	+40 %	+164 %	DS34	+5370 %	+289 %	DS51	+26 %	+147 %
DS17	+239 %	+197 %	DS35	+1229 %	+201 %	DS52	+730 %	+318 %
DS18	+297 %	+310 %						

Zu erst bleibt festzuhalten, dass sämtliche Realdatensätze keine Berechnungen mittels Bedientheorie zulassen würden. Teilweise werden Abweichungen von über 10 000 % nachgewiesen. Grundsätzlich gilt wieder, dass vor allem Autokorrelationsmuster mit langsam abklingenden Koeffizienten die größte Auswirkung haben (siehe auch Absatz oben). Parallel sollten den Ergebnissen der permutierten Datenreihen größte Aufmerksamkeit gewidmet werden. Auch hier – im unkorrelierten Fall – werden Abweichungen bis ca. 1200 % gemessen. Für alle fünf Unternehmen hätte eine Abbildung des Ankunftsprozesses mittels Exponentialverteilung zu einem invaliden Modell geführt. Noch einmal sei darauf hingewiesen, dass dies einer sehr häufigen Vorgehensweise bzw. dem Stand der Technik entspricht.

Die in den Absätzen zuvor dargelegten Erkenntnisse beziehen sich vor allem auf ein G/D/1-Modell. Im Kern gleiche Erkenntnisse ergeben sich aber bei Grundlage eines G/M/1-Modells. Über die gesamte Untersuchung betrachtet zeigt sich, dass in fast allen Datensätzen Autokorrelation nachweisbar ist. Dabei führen (stark) positive Autokorrelationskoeffizienten der Zwischenankunftszeiten regelmäßig zu längeren Warteschlangen. Umgekehrt führen in einzelnen Datensätzen negative Koeffizienten zu kürzeren Warteschlangen. Für beide Verallgemeinerungen bestehen Datensätze mit Ausnahmen. An dieser Stelle muss die Frage aufgeworfen werden, ob neben der Autokorrelation weitere Kennzahlen existieren, die Rückschlüsse auf das zu erwartende Systemverhalten zulassen. Gleichzeitig muss in diesem Zusammenhang erwähnt werden, dass getroffene Aussagen

und Schlussfolgerungen im statistischem Sinne Fehlern unterliegen. Konkret bedeutet dies für das 95%-Konfidenzintervall der Autokorrelationsanalyse, dass im Schnitt jeder zwanzigste als signifikant identifizierte Koeffizient irrtümlich als solcher bestimmt wird. Umgekehrt ist nicht ausgeschlossen, dass die Datensätze als Stichprobe „wahre“ Autokorrelationsstrukturen unterschlagen. Der Fehler zweiter Art (auch „ β -Fehler“) ist also unbekannt. Bei der Beurteilung zur Signifikanz sollte zudem beachtet werden, dass von den bereitgestellten Datensätzen nicht unreflektiert auf die Grundgesamtheit geschlossen werden sollte. Auch wenn das Vertrauensintervall von der Länge des Datensatzes abhängt, ist insbesondere bei kurzen Datensätzen (vgl. Anforderungsliste auf Seite 24) mit Fehlerpotential zu rechnen.

Zusammenfassend kann –bezugnehmend auf oben formulierte Fragen– mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit davon ausgegangen werden, dass in logistischen Systemen Autokorrelation auftritt. Weiter lässt sich konstatieren, dass ein Abbilden des Systems mit unabhängigen Ereignissen die Realität nicht widerspiegelt. Die festgestellten Korrelationen führen im Vergleich zu stark abweichendem Systemverhalten. In Konsequenz sollte bei zukünftigen Projekten immer auf Autokorrelation getestet werden und ggf. Modelle mit Abhängigkeitsstrukturen zum Einsatz kommen. Dafür sind spezielle Zufallszahlengeneratoren vonnöten, die auch die Erzeugung korrelierter Werte/Ereignisse zulassen (vgl. hierzu Kapitel 7.1). Besonders in der Materialflusssimulation kommt diese Forderung zum tragen.

7 Analyse von Autokorrelation in komplexen Materialflusssystemen

Ein wesentliches Ziel des Forschungsvorhabens ist die Offenlegung des „Risikopotentials“ (vgl. Antrag) von Autokorrelation in logistischen Systemen. Im Kapitel 6 konnte bereits die Wirkung der festgestellten Autokorrelation mit Einbedienermodellen aufgezeigt werden. Ein oft formulierter Kritikpunkt aus dem Unternehmensumfeld zielt auf den Umstand, dass die Ergebnisse nicht auf „reale“ Systeme übertragen werden können. Diese stellen sich komplexer dar, wodurch mit einer Nivellierung der Effekte zu rechnen sei. Zuweilen werden durch Abstraktion Modellungenauigkeiten auch bewusst in Kauf genommen (siehe auch HENDRICKS & McCLAIN 1993; MELAMED & HILL 1995; NIELSEN 2007).

Im Folgenden soll die 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 (vgl. Abschnitt 7.2) analysiert. Als Eingangsdaten kommen synthetische Daten zum Einsatz. Dabei soll die Autokorrelationsstruktur aus den Realdaten nachempfunden werden. Dieses Vorgehen bietet die Möglichkeit eine Reihe von Simulationsläufen mit unterschiedlichen Zeitreihen aber gleichen/ähnlichen Korrelationsmuster durchzuführen. Hierdurch kann eine hohe Konfidenz der Ergebnisse erreicht werden. Die Erzeugung erfolgt nach dem ARTA-Ansatz (vgl. Kapitel 7.1).

7.1 Erzeugung autokorrelierter Zufallszahlen

In der Literatur werden verschiedene Verfahren beschrieben, um stochastische Prozesse, resp. zugehörige Zufallszahlen, mit vorgegebener Häufigkeitsverteilung und gewünschtem Korrelationsmuster zu erzeugen. Einige werden im Folgenden kurz vorgestellt. Abschließend wird der im Projekt verfolgte ARTA-Ansatz näher erläutert.

7.1.1 AR und ARMA

BOX & JENKINS (1970) definieren autoregressive Prozesse (AR). Diese lassen sich durch

$$Z_t = \alpha_1 Z_{t-1} + \alpha_2 Z_{t-2} + \dots + \alpha_p Z_{t-p} + \varepsilon_t,$$

abbilden. Dabei beschreibt Z_t die Zufallszahl Z zum Zeitpunkt t , p die Ordnung (Lag), ε_t einen White-Noise-Prozess und α_p die zu schätzenden Parameter des Modells. Der Ausdruck besagt, dass sich eine Zufallszahl Z_t als gewichtete Summe ihrer Vorgänger (bis Lag p) ergibt. Das Modell kann um einen Moving Average (MA) Prozess erweitert werden.

Die Idee besteht in der Annahme, dass ein Prozess durch Zufallsereignisse vergangener Ereignisse (sog. Zufallsschocks zur Ordnung q) beschrieben werden kann. Es ergibt sich ein ARMA(p,q)-Modell mit

$$Z_t = \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \alpha_i Z_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}$$

mit θ_j als zusätzlich zu schätzenden Parametern. Für noch weitere Modellspezifizierungen, bspw. ARIMA-Modelle, sei auf die erwähnte Quelle verwiesen.

Der ARMA-Ansatz hat den Nachteil, dass für unterschiedliche Randverteilungen und Korrelationsstrukturen jeweils spezielle Verfahren bei der Modellierung benötigt werden. Allein schon das Schätzen der Modellordnung (p,q) ist aufwändig. SCHLITZGEN & STREITBERG (2001) schlägt nach HAMILTON & WATTS (1978) vor, dies visuell auf Grundlage der Korrelogramme durchzuführen. Daneben bestehen iterative Verfahren, welche bspw. eine Residuenanalyse für hypothetische Modellordnungen zur Beurteilung heranziehen. Weitere ggf. geeignete Gütekriterien zur Unterstützung der Schätzung sind auszugsweise das (Deviance) Information Criterion sowie der Final Prediction Error nach AKAIKE (1974), das Bayessches-Informations-Kriterium nach SCHWARZ (1978) oder das Hannan-Quinn-Kriterium nach HANNAN & QUINN (1979). Mit gefundener Modellordnung müssen im Anschluss die Parameter festgelegt werden. Als Diagnosemittel hierzu seien die Methode der kleinsten Quadrate und das Maximum-Likelihood-Verfahren genannt.

7.1.2 TES

Ausgangspunkt der TES (Transform Expand Sample) Methode nach MELAMED (1991) ist ein uniformer verteilter Basisprozess $U(0,1)$. Der TES-Ansatz verwendet eine Distorsions-Methode, um die Unabhängigkeit des ideal gleichverteilten Zufallszahlenstromes zu „zerstören“ und dadurch eine Autokorrelationsstruktur zu erzeugen. Die so erzeugten Zahlen werden dann wiederum mit der Inversionsmethode in die gewünschte Verteilung überführt. Die Entwickler der TES-Methode stellen zum Schätzen der benötigten Parameter das sog. TESTool zur Verfügung. Dieses nutzt einen iterativen Bestimmungsansatz, der Anwendereingriff erfordert. Hierbei werden Zwischenergebnisse visuell bewertet. Dabei wird entsprechende Nutzererfahrung vorausgesetzt.

7.1.3 Weitere Ansätze

Es existieren eine Vielzahl weiterer Ansätze, die hier nicht alle betrachtet werden können. Der Vollständigkeit halber soll hier noch auf vier weitere Verfahren verwiesen werden.

Das erste Verfahren stützt sich auf *Copulas*, um Zufallszahlen zu erzeugen, die jeder beliebigen (Autokorrelations)Struktur folgen. Eine Copula ist eine Funktion, welche die Korrelationen einzelner Randverteilungen in einer gemeinsamen Wahrscheinlichkeitsverteilung beschreibt (vgl. SKLAR 1973). In GLASSERMAN (2003) wird vor dem Hintergrund der Finanzmathematik aufgezeigt, wie *Brownsche Bewegungen* und rekursive Bildungsvorschriften eingesetzt werden können, um autokorrelierte Zufallszahlen zu generieren (sog. geometrische Brownsche Bewegungen). *Minification- und Maxification*-Prozesse werden beschrieben in LEWIS & MCKENZIE (1991). Danach werden autokorrelierte, verteilte Zufallszahlen mittels einer rekursiven Bildungsvorschrift generiert. Außerdem sei an dieser Stelle noch die Erzeugung von normalverteilten autokorrelierten Zwischenankunftszeiten mittels eines *Markovian Arrival Processes* nach LUCANTONI et al. (1990) erwähnt. Das Grundprinzip besteht in einer Verstetigung einer Markov-Kette. Die AK-Struktur wird in einer Matrix beschrieben, welche die Übergangswahrscheinlichkeiten von Systemzuständen definiert.

7.1.4 ARTA

Mit ARTA (Autoregression-To-Anything) 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:

$$Z_t = \alpha_1 Z_{t-1} + \alpha_2 Z_{t-2} + \dots + \alpha_p Z_{t-p} + \varepsilon_t,$$

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:

$$\sigma^2 = 1 - \alpha_1 r_1 - \alpha_2 r_2 - \dots - \alpha_p r_p,$$

Dabei gibt r_h den Autokorrelationskoeffizienten zum Lag h für $h = 1, 2, \dots, p$ an und wird durch $r_h = \text{Corr}[Z_t, Z_{t+h}]$ 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 kumulative Verteilungsfunktion der Standardnormalverteilung ist. Mittels Inversionsverfahren wird U_t in den ARTA-Prozess $\{Y_t\}$ transformiert:

$$Y_t = F_Y^{-1}[\Phi(Z_t)].$$

Die verbleibende Herausforderung ist neben der Bestimmung der Modellordnung das Setzen der Koeffizienten r_h . Diese lassen sich – außer für bestimmte Verteilungen – nicht analytisch festlegen. CARIO & NELSON (1996b) stellen jedoch ein effizientes numerisches Suchverfahren mit beliebiger Genauigkeit zur Verfügung. Die Bestimmung der Regressionskoeffizienten α_h für $h = 1, 2, \dots, p$ erfolgt dann, durch Lösen des entsprechenden Yule-Walker-Gleichungssystem (vgl. SCHLITGEN & STREITBERG 2001). Durch die Bestimmung von signifikanten partiellen Autokorrelationskoeffizienten kann abschließend eine geeignete Modellordnung bestimmt werden. Alle nötigen Schritte lassen sich dabei automatisieren. So kann zum einen ein gewünschter Prozess modelliert werden oder aber auf Basis empirischer Daten ein entsprechender Prozess angepasst werden.

Für die eigentliche Generierung von Zufallszahlen vor der Transformation kann ein handelsüblicher Pseudozufallszahlengenerator (RNG) verwendet werden. Als Quasistandard haben sich RNG herauskristallisiert, welche für die i -te Zufallszahl x_i eine linear rekurrente Bildungsvorschrift besitzen: $x_i = (a_1 x_{i-1} + \dots + a_k x_{i-k}) \bmod m$. Durch eine geschickte Wahl der Parameter $a_1 \dots a_k$ sowie m können die gesetzten Anforderungen (unabhängig identisch verteilte Werte) erreicht werden (vgl. L'ECUYER 2006, S. 64 ff).

7.2 Experimentaufbau und Werkzeuge zur Auswertung

Dem Experimentaufbau liegt eine zentrale Frage zugrunde:

- Hat Autokorrelation in komplexen logistischen Systemen Einfluss auf die Systemleistung oder findet eine Nivellierung statt?

Als Untersuchungsgegenstand dient demnach ein in einem realen betrieblichen Szenario nachempfundenen Simulationsmodell erstellt in AutoMod (vgl. Abbildung 7.1).

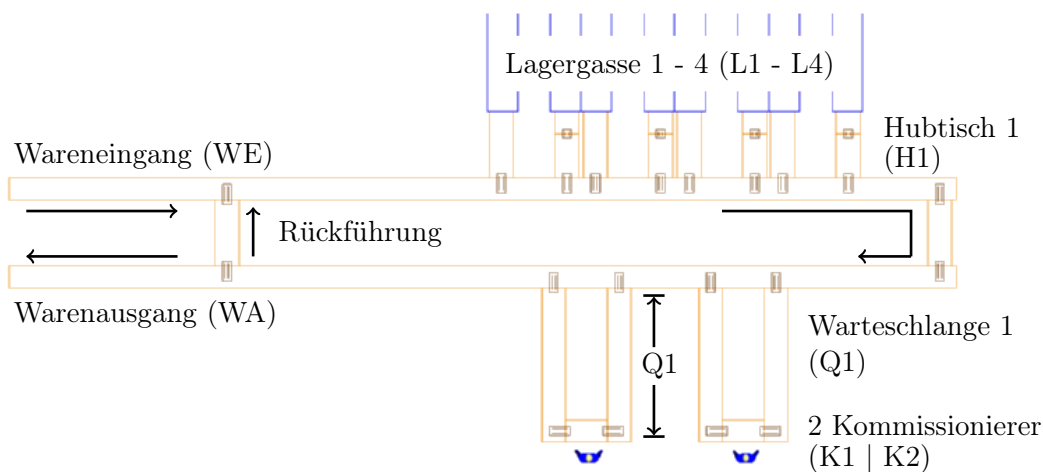


Abbildung 7.1: AutoMod-Simulationsmodell mit Hochregallager und 2 Kommissionierstationen

Das Modell besteht aus Wareneingang, Warenausgang, vier Lagergassen mit je einem Regalbediengerät, zwei Kommissionierstationen und einer Rückführung. Bei der Förder-technik handelt es sich um Stauförderer. Richtungswechsel werden mit Hubtischen voll-zogen. Die Bearbeitungszeit der Kommissionierer ist abgeschnitten normalverteilt mit einem Mittelwert von 40s und einer Standardabweichung von 16s. Die Bestimmung des Regalfaches zur Ein- bzw. Auslagerung erfolgt zufällig gleichverteilt über alle Fächer. Das System wird gespeist aus fünf Quellen: dem Wareneingang und vier Lagergassen. Als Sen-ken fungieren der Warenausgang und die Lagergassen. Insgesamt sind 18 Materialflüsse definiert. Tabelle 7.8 fasst diese zusammen. Es werden kürzeste Wege gefahren.

Tabelle 7.8: Definierte Materialflüsse mit Mengenangaben

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→K1→WA:	11,25	L1→K2→L3:	02,00
WE→L4:	22,50	L2→K2→WA:	11,25	L2→K2→L1:	02,00
WE→K1→WA:	15,00	L3→K1→WA:	11,25	L3→K2→L4:	02,00
WE→K2→WA:	05,00	L3→K2→WA:	11,25	L4→K2→L2:	02,00

Jede Quelle wird durch einen separaten Zufallszahlengenerator mit exponentialverteilten Zufallszahlen (entsprechen den Generierungszeitpunkten bzw. den Zwischenankunftszeiten der Aufträge/Loads) versorgt. Die Annahme der Exponentialverteilung steht etwas im Kontrast zu den Ergebnissen aus Kapitel 6.3 und 6.4. Dort wurde beschrieben, dass die untersuchten Zeitreihen wahrscheinlich keiner exponentialen Verteilung genügen. Allerdings sind die Stichproben, bezogen auf die Unternehmen bzw. auf die Datensätze, zu klein, um statistisch fundiert Aussagen über alternative Verteilungsfunktionen zu treffen. Um mit wissenschaftlichen Standards (vgl. LAW & KELTON 2000 und ARNOLD 2004) konform zu gehen und mangels Alternativen wird daher auf eine Exponentialverteilung zurückgegriffen. Hinzu kommt nach Erfahrung der Autoren, dass Projektpartner oft explizit eine exponentialverteilte Modellierung der Zwischenankunftszeiten vorgeben.

Die Zufallszahlenreihen sind parametrierbar autokorreliert. Zur Generierung wird der ARTA-Ansatz (vgl. Absatz 7.1) genutzt. Die „Stärke“ der Autokorrelation variiert zwischen den Quellen und den einzelnen Simulationsstudien (vgl. Tabelle 7.9). Als Anhaltspunkt, welche Autokorrelationskoeffizienten realistisch und praxisnah sind, dienen die in Kapitel 6 dargelegten Ergebnisse. Auf weitere Parametrierungen wird bewusst verzichtet, weil Modelle ansonsten mit – im vorliegenden Fall – nicht vertretbarem Aufwand geschätzt werden müssten (vgl. SCHLITTGEN & STREITBERG 2001). Simuliert werden mindestens 20 000 Aufträge pro Quelle und 100 Initialisierungen pro Parametersatz.

Tabelle 7.9: Übersicht Experimentbezeichnung und zugehörige Parametrierung der Autokorrelationskoeffizienten zum Lag 1

Exp.	Autokkoef. Lag 1 r_1 für Quelle										
	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	$\pm 0,00$	$\pm 0,00$	$\pm 0,00$	$\pm 0,00$	$\pm 0,00$						

In den Untersuchungen aus Kapitel 6 mit einfachen Bedienmodellen kommen zur Beschreibung der Systemleistung primär Warteschlange-beschreibende Kennzahlen zum Einsatz. Dies erfolgt – wie bereits beschrieben – auf Grundlage von LAW & KELTON (2000). Für die Untersuchung am komplexen Modell eignen sich die Kennzahlen nur bedingt. Es soll kein isoliertes Einbedienermodell betrachtet, sondern das Gesamtverhalten eines komplexen Systems beschrieben werden. Es wäre bspw. unmöglich die exakte Länge von einer Bedienstation verursachten Warteschlange zu bestimmen, wenn diese über Kreuzungen hinausragt und durch andere Materialströme beeinflusst wird. Deshalb wird unter anderem in Anlehnung an FIEMS et al. (2008) die Kenngröße „Delay“ definiert. Mit dieser erfolgt die Beschreibung des Systems nicht auf Grundlage von z. B. Warteschlangen sondern – eine Ebene tiefer/hochaufgelöst – auf Basis jeden einzelnen Auftrags. Dazu wird für jeden Job die Verzögerung, d. h. die Aufenthaltszeit im System abzüglich Bedienzeiten und (Netto)Fahrzeiten gemessen. Wartete ein Auftrag also nie in einer Warteschlange, würde der Delay null betragen.

Weiterhin wird die stündliche Leistung von Hubtisch H1 und Kommissionierer K1 (siehe Abbildung 7.1) 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 – siehe Tabelle 7.8).

Um die Variabilität der Leistungskennzahlen des Systems zu messen, werden zudem im Mittel alle zwei Sekunden (exponentialverteilt) die sich im Gesamtsystem und in Warteschlange Q1 (siehe Abbildung 7.1) 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 (vgl. LAW & KELTON 2000).

7.3 Ergebnisse

Nachfolgend werden die Ergebnisse bezüglich der Delays präsentiert. Dafür wird in Abbildung 7.2 auf die Darstellung mit Boxplots (auch Box-Whisker-Plots) zurückgegriffen. Es wird für die jeweils 100 Initialisierungen die mittlere Verzögerung berechnet, um das

25. sowie 75. Perzentil und den Median als Box darzustellen. Weiter wird der Minimal- und Maximalwert der Statistik durch Whisker angegeben.

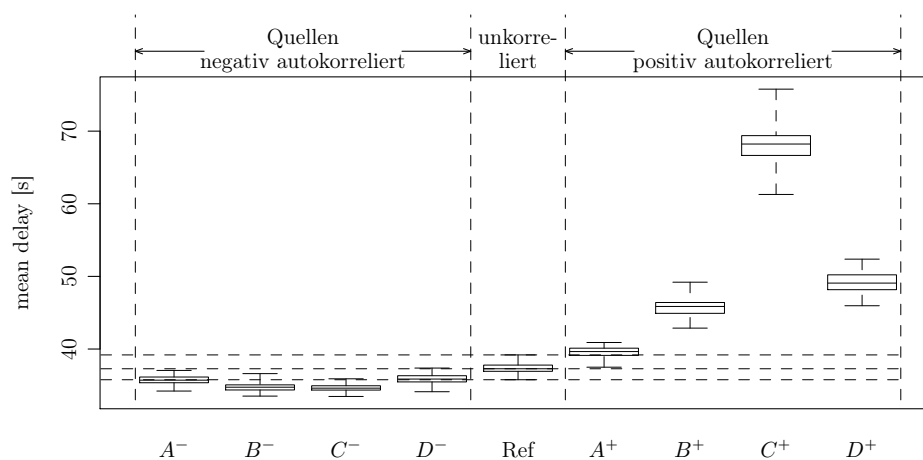


Abbildung 7.2: Verteilung des mittleren Delay – Minimum, 25-p, Median, 75-p, Maximum; Ref (unkorreliert) horizontal gestrichelt

In Abbildung 7.3 wird der Durchsatz am Hubtisch H1 für die verschiedenen Konfigurationen der Experimente dargestellt. Parallel ist außerdem eine Zeitreihe der Aufträge im System abgebildet. Es werden aus den ca. 1800 stündlich Werten (vgl. Kapitel 7.2) der Minimal-, Maximal- und Mittelwert abgetragen. Grundlage ist jeweils ein zufällig ausgewählter, repräsentativer Simulationslauf.

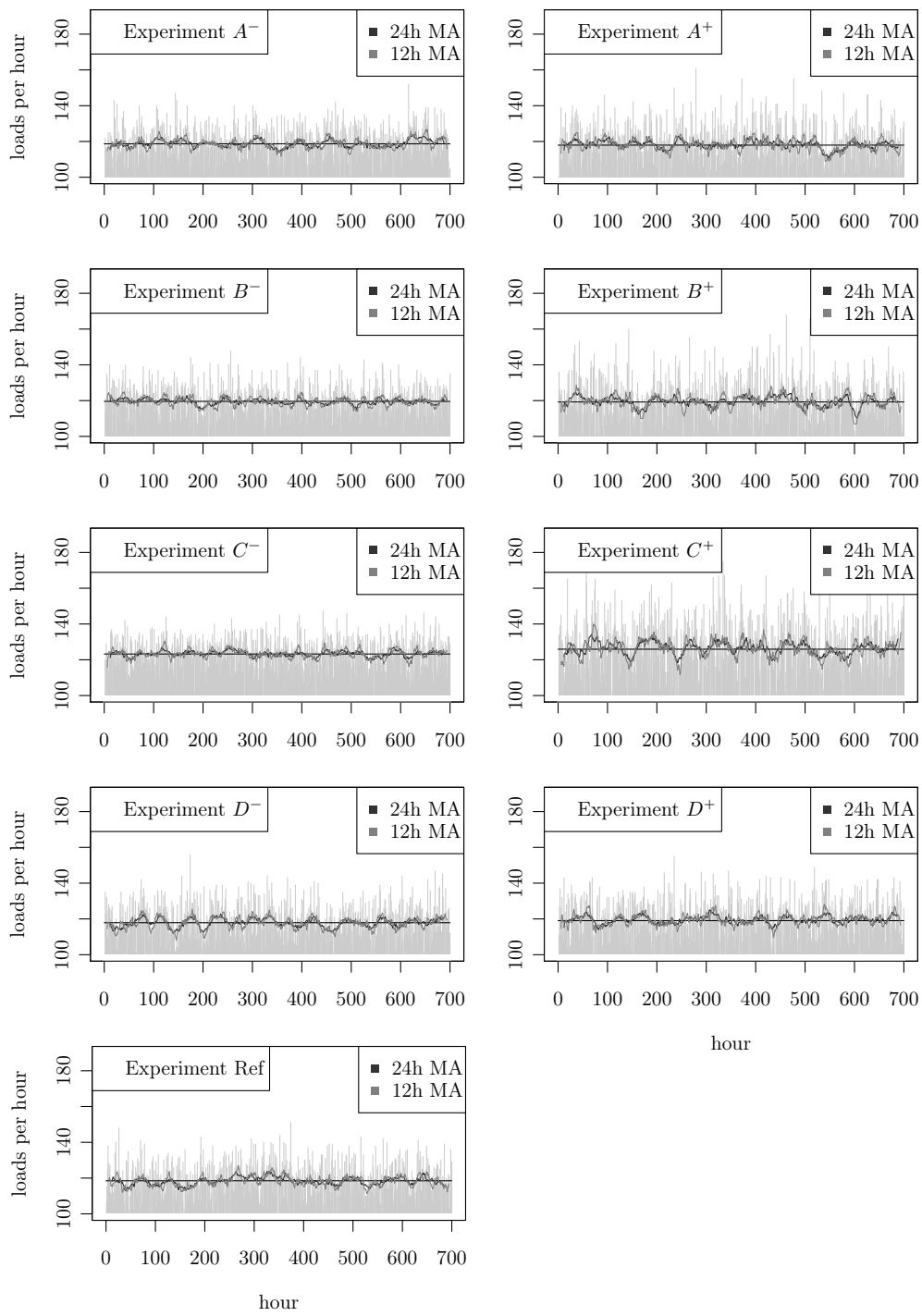


Abbildung 7.3: Stündlicher Durchsatz am Hubtisch H1 – Ergebnisse eines repräsentativen Simulationslaufes; MA = gleitender Durchschnitt

In Abbildung 7.3 wird bereits in Ansatz deutlich, dass das System mit steigender Autokorrelation einer größeren Varianz unterliegt. Um die Folgen abschätzen zu können, soll die Warteschlange vor Kommissionierer K1 betrachtet werden. Hierzu wird in Abbildung 7.4 der stündliche Maximalwert der Warteraumbelegung vor Kommissionierer K1 über der Zeit aufgetragen. Zu beachten ist, dass der Warteraum maximal sieben Einheiten aufnehmen kann. Danach stauen sich die Aufträge über die vorgelagerte Kreuzung hinaus – und behindern ggf. andere Materialflüsse. Abgebildet sind die Ergebnisse eines zufällig gewählten, repräsentativen Simulationslaufes, wobei lediglich Experimente mit maximaler negativer Autokorrelation (C^-) und maximal positiver Autokorrelation (C^+) dem Referenzexperiment gegenübergestellt werden. Weitere Ergebnisse sind Tabelle 7.10 zu entnehmen.

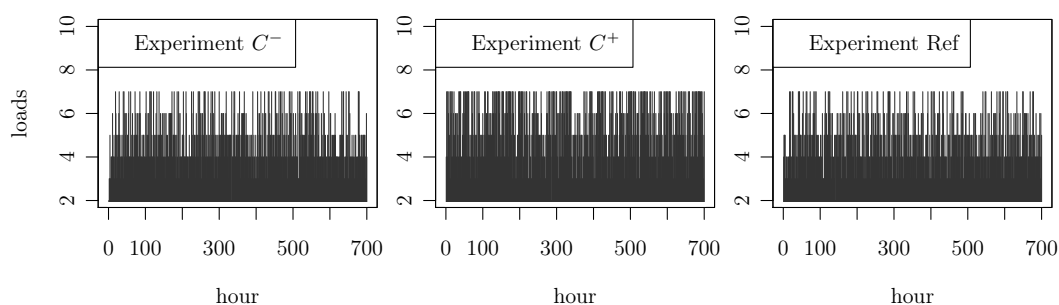


Abbildung 7.4: Stündliche maximale Warteraumbelegung vor Kommissionierer K1 – Ergebnisse eines repräsentativen Simulationslaufes für die Experimente C^- , C^+ und Ref; die maximal mögliche Warteraumkapazität beträgt sieben

Tabelle 7.10 fasst die Ergebnisse zusammen. Zusätzlich ist der Durchsatz des Kommissionierers K1 angegeben. Zu beachten ist, dass die teils leicht unterschiedlichen Durchsätze aus der Modellierung der Zufallszahlen resultieren. Mit steigenden Korrelationskoeffizienten geht die exakte Modellierung der Korrelationsstruktur zu Lasten der exakten Anpassung an die Randverteilung der Zielverteilung (vgl. CARIO & NELSON 1996b).

Tabelle 7.10: Zusammenfassung Ergebnisse für komplexes Modell – Ergebnisse aus Simulationsstudie; Prozentangaben relativ zu Ref; Per. = Perzentil; μ = Mittelwert, σ = Standardabweichung

Exp	alle Initialisierungen			repräsentative Initialisierungen			
	mittlerer Delay [s]			Durchsatz Hubtisch H1 [$\mu \pm \sigma$]	Durchsatz Kommiss. K1 [$\mu \pm \sigma$]	Aufträge im System [$\mu \pm \sigma$]	Häufigkeit Warteraum Q1 voll
	25-Per.	50-Per.	75-Per.				
Ref	36,9	37,3	37,8	$118 \pm 10,5$	$58 \pm 07,6$	$18 \pm 01,9$	77
A^+	+06%	+06%	+06%	$118 \pm 11,6$	$58 \pm 07,9$	$19 \pm 02,1$	+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%	$120 \pm 09,4$	$59 \pm 07,1$	$19 \pm 01,7$	-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%

7.4 Diskussion der Ergebnisse

Aus der Abbildung 7.2 ist klar ersichtlich, dass die ins System eingebrachte Autokorrelation nicht nivelliert wird. Es zeigt sich im Vergleich zum unkorrelierten Fall, dass für Modelle mit autokorrelierten Zwischenankunftszeiten eine Änderung des Systemverhaltens einhergeht. Es zeigt sich, dass für Modelle mit autokorrelierten Zwischenankunftszeiten eine im Vergleich zum unkorrelierten Fall Änderung des Systemverhaltens einhergeht. Verallgemeinernd lässt sich formulieren, dass bei negativen Autokorrelationskoeffizienten sich die Wartezeit im System verringert (vgl. Experiment A^- , B^- und C^-). Bei positiven Koeffizienten ist, deutlich stärker ausgeprägt, ein gegenteiliger Effekt zu beobachten (vgl. Experiment 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. Umgekehrt wird bei Unabhängigkeitsannahme die Systemleistung (hier gemessen als Durchlaufzeit bzw. Reaktionszeit) bei verkannter positiver Autokorrelation deutlich überschätzt bzw. leicht unterschätzt bei negativer Autokorrelation.

Im Sinne valider Modellierung muss vor allem möglichen positiven Korrelationsstrukturen Aufmerksamkeit geschenkt werden. Ähnlich der Erkenntnisse aus Kapitel 6 mit einfachen Bedienmodellen, führen auch in komplexen Materialflusssystemen bereits kleine Korrelationen zu Abweichungen, welche ein „vernünftiges Maß an Toleranz“ überschreiten. In Abbildung 7.2 ist bspw. bei A^+ mit einem Autokorrelationskoeffizient von +0,1 zu erkennen, dass bereits der Wert des 25er Perzentils etwa dem des 100er Perzentils der

unkorrelierten Referenzsituation entspricht. Infolge hätte eine Simulation unter fälschlicher Annahme unkorrelierter Ereignissen 75 % des Ergebnisraumes unterschlagen – wobei gerade Extremwerte für die Auslegung einer Anlage essentiell sind. Höhere Autokorrelationen führen bei identischer Argumentation zu völlig falschen Ergebnissen. Hier fallen selbst Minimalwerte aus dem Ergebniskorridor der Referenzstatistik (Vergleich B^+ , C^+ und D^+ zu Ref).

Unter gleichen Gesichtspunkten wie im Absatz zuvor sind die Ergebnisse bei negativ autokorrelierten Quellen weniger prekär. Zwar werden auch hier Ergebnisse beobachtet, welche aus dem Ergebnisintervall des unkorrelierten Referenzexperiments fallen, die Gefahr einer Unterdimensionierung des Systems ist aber nicht gegeben. Stattdessen wird die Systemleistung auch bei großen Autokorrelationskoeffizienten nur geringem Maße unterschätzt.

Weiter zeigt sich, dass die Schwankungsbreite der Ergebnisse von der Autokorrelationsstruktur abhängig ist. Insbesondere (ausgeprägte) positive Abhängigkeiten haben stärker schwankende mittlerer Wartezeiten (vgl. Tabelle 7.10 oder Abbildung 7.2) zur Folge, hier als Delay bezeichnet. Der Effekt höher Varianzen bzw. Standardabweichungen wird auch in der Analyse der Durchsätze am Hubtisch H1 und Kommissionierer K1 sowie der Kennzahl „Aufträge im System“ deutlich: Mit steigender Autokorrelation weicht die beobachtete Standardabweichung zunehmend vom unkorrelierten Fall ab. Der Übersicht halber werden diese Abweichungen in Tabelle 7.11 noch einmal dargestellt. Zusätzlich werden die Änderungen der jeweiligen Variationskoeffizienten⁶ mit angegeben, um eventuell auftretende Unregelmäßigkeiten aufgrund unterschiedlicher Mittelwerte zu eliminieren. Zugrunde liegen die Daten aus Tabelle 7.10.

Tabelle 7.11: Zusammenfassung Analyse der Varianz im System – Prozentangaben relativ zu Ref; StdAbw = Standardabweichung; VarKoeff = Variationskoeffizient

Exp	Durchsatz Hubtisch H1		Durchsatz Kommis. K1		Aufträge im System	
	StdAbw	VarKoeff	StdAbw	VarKoeff	StdAbw	VarKoeff
Ref	10,5	0,089	7,6	0,131	1,9	0,106
A^+	+09,48 %	+09,47 %	+03,80 %	+03,80 %	+09,52 %	+04,50 %
A^-	-02,94 %	-03,83 %	-05,56 %	-05,56 %	±00,00 %	-05,56 %
B^+	+20,45 %	+19,77 %	+09,52 %	+06,40 %	+29,63 %	+21,81 %
B^-	-11,70 %	-13,62 %	-07,04 %	-08,89 %	-11,76 %	-17,97 %
C^+	+34,78 %	+29,80 %	+26,21 %	+21,12 %	+59,57 %	+50,59 %
C^-	-19,32 %	-24,40 %	-13,43 %	-17,34 %	-26,67 %	-33,70 %
D^+	+08,70 %	+07,90 %	+01,30 %	+01,30 %	+32,14 %	+24,60 %
D^-	±00,00 %	-00,02 %	-01,33 %	-01,33 %	±00,00 %	-05,56 %

Es wird deutlich, dass bereits bei Experiment A^+ und geringen Abhängigkeiten mit einer bis zu ca. 10 % höheren Standardabweichung (Variationskoeffizient: ca. +10 %) zu

⁶Der Variationskoeffizient ergibt sich aus dem Verhältnis von Standardabweichung σ zum Mittelwert μ .

rechnen ist. Diese Abweichung steigert sich auf knapp 60% für C^+ (Variationskoeffizient: +50%). Für Experimente mit negativ autokorrelierten Quellen ist ein schwankungsarmes Systemverhalten feststellbar. Im Vergleich zum Referenzexperiment stellen sich in Folge geringere Werte für die Standardabweichung ein. Dabei werden Abweichungen von bis zu ca. -25% registriert (Variationskoeffizient: -33%). Am unempfindlichsten in Hinblick auf die Veränderung der Schwankung bei Autokorrelation verhält sich Kommissionierer K1. Große Abweichung können erst bei hohen Autokorrelationskoeffizienten verzeichnet werden.

Die Konsequenz hoher bzw. höherer Varianzen bei Durchsatz und Aufträgen im System lässt sich an den Wartezeiten der Aufträge bzw. der Maßzahl „Häufigkeit Warteraum Q1 voll“ (vgl. Tabelle 7.10) ablesen. Zum einen weisen – wie bereits beschrieben – Aufträge eine im Schnitt bis zu 45% längere Durchlaufzeit auf. Zum anderen kann beobachtet werden, dass der Warteraum vor Kommissionierer K1 öfter seine Maximalkapazität erreicht. Treten dagegen negative Autokorrelationen auf, ähneln die Ergebnisse des Warteraums Q1 denen des Referenzexperiments. Verallgemeinernd und zusammenfassend lässt sich für den vorliegenden Fall formulieren, dass positive Autokorrelation zu erhöhter Varianz im Systemverhalten führt, was wiederum in längeren Durchlaufzeiten bzw. bis zu zweieinhalb Mal höheren Wahrscheinlichkeiten (vgl. Experiment C^+ in Tabelle 7.10 oder Abbildung 7.4) voller Warteräume resultiert (zur Wirkung von Varianz in Bediensystemen siehe auch LAW & KELTON 2000). In komplexen logistischen Systemen sind demnach größere Puffer zu planen, um bei auftretender positiver Autokorrelation im Vergleich identische Leistungskennwerte zu erreichen. Andernfalls ist, wie im vorliegenden Modell, davon auszugehen, dass nicht ausreichend dimensionierte Warteräume Staus in vorgelagerten Bereichen verursachen, da insbesondere bei den durchgeführten Experimenten beobachtet wurde, dass mit zunehmender Autokorrelation die Häufigkeit für Systemblockaden rapide steigt.

Die Ergebnisse zur Untersuchung der Varianz des Systems bei Autokorrelation lassen keinen anderen Schluss zu, als die übliche Unabhängigkeitsannahme der Ereignisse aufzugeben. Eine bewusste Nichtbeachtung von Abhängigkeiten ist kaum zu vertreten. Andernfalls suggerieren Simulationsergebnisse zu hohe Planungssicherheit und führen zu einer inkorrekten Anlagen- bzw. zu geringen Warteraumdimensionierung, wenn in Realität positive Korrelationen auftreten. Bei negativer Korrelation ist in abgeschwächter Form mit gegenteiligen Effekten zu rechnen. An dieser Stelle sei wiederholt, dass in 95% der untersuchten Datensätze Autokorrelation signifikant nachgewiesen werden kann (vgl. Kapitel 6).

In Bezug auf die Ausgangsfrage dieses Kapitels, ob Autokorrelation in komplexen logistischen Systemen Einfluss auf die Systemleistung hat oder eine Nivellierung stattfindet (vgl. Seite 46), kann konstatiert werden, dass das Systemverhalten komplexer logistischer Systeme merkbar beeinflusst wird. Erkenntnisse früherer Untersuchungen werden dabei in der Tendenz bestätigt: positiv autokorrelierte Materialflusströme erhöhen die Wartezeiten, Varianz und Warteschlangenlängen. Wie bereits von NIELSEN (2007) vergleichend zu Einbedienermodelle vermutet, sind keine tausend Prozent Abweichung zu erwarten.

Dennoch geben die Erkenntnisse Anlass, gegebenenfalls auftretende Autokorrelation bei der Modellierung zu berücksichtigen. Der Vergleich der Ergebnisse von Modellen mit autokorrelierten und unabhängigen Ereignissen offenbart zu große Differenzen, als es eine „übliche“ Inkaufnahme von Modellungenauigkeiten erlauben würde. Insbesondere bei der Abbildung von zeitkritischen Abläufen sollten etwaige Autokorrelationsstrukturen bedacht werden, um Durchlauf- bzw. Reaktionszeiten korrekt abzuschätzen.

8 Zusammenfassung, weiterer Forschungsbedarf, Ausblick

Die vorliegende Forschungsbericht untersucht den Einfluss von Autokorrelation auf Logistik- und Produktionsprozesse. Dazu werden zunächst Realdaten untersucht und einem Einbediener-Simulationsmodell zugeführt. Es zeigt sich, dass vor allem stark autokorrelierte Prozesse das Systemverhalten – im vorliegenden Fall die Warteschlangenlänge – erheblich beeinflussen können. Bemerkenswert ist vor allem auch, dass in fast allen vorliegenden Datensätzen signifikant Autokorrelation nachgewiesen werden kann. Mögliche Ursachen der Abhängigkeiten konnten nicht identifiziert werden. Es muss, unter Beachtung der diskutierten Ergebnisse und Einschränkungen, davon ausgegangen werden, dass Autokorrelation eine inhärente Eigenschaft von Materialflusssystemen ist.

Demnach wird weiter das Wirken von Autokorrelation in komplexen Materialflusssystemen analysiert, um eine Nivellierung auszuschließen. 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, wenn eine valide Modellierung angestrebt wird. Positive Autokorrelation verschlechtert die Systemperformance, negative verbessert sie leicht.

Zentrales Instrument zur Erzeugung von autokorrelierten Zufallszahlen wird der ARTA-Ansatz eingesetzt und zur Benutzung empfohlen. Gründe hierfür sind die Robustheit und gute Automatisierbarkeit des Ansatzes. Um Projektpartner eine einfache, moderne Lösung bereitzustellen, wurde JARTA entwickelt.

Die in den Kapiteln zuvor angedeutete Kritik am Vorgehen und Umfang sollte als Anreiz für weitere Forschung dienen. Zunächst gilt es die Erkenntnisse weiter, auch im statistischem Sinne, abzusichern. Dazu muss der Untersuchungsraum erweitert werden. Idealerweise geben weitere Unternehmen Einblick in ihre Prozesse und stellen zugehörige geeignete Logdateien bereit. Eine Auswertung könnte identisch zu dem beschriebenen Vorgehen erfolgen. Gleichzeitig könnte eine erneute Ursachenforschung für das Auftreten etwaiger Autokorrelationen vorgenommen werden. Weiter wäre es wünschens- und erstrebenswert, wenn sich bisherige Projektpartner bereiterklärten, abermals Datensätze zur Verfügung zu stellen. Auf diese Weise wäre eine Auswertung über einen größeren Zeitraum möglich. Denkbar ist z. B., dass sich Abhängigkeiten im Zeitverlauf oder saisonal signifikant ändern.

Eine weitere Möglichkeit zur Absicherung und Verdichtung der Ergebnisse wird in der Verfeinerung der zu untersuchenden Abhängigkeitsstrukturen im Rahmen komplexer Materialflusssysteme gesehen. Intensiv wurden nur Autokorrelationskoeffizienten zum Lag 1 mit den Ausprägungen $\pm 0,10$, $\pm 0,25$ und $\pm 0,50$ analysiert. Darüber hinaus muss der Gegenstand weiterer Forschung sein, zum einen auch höhere Lags explizit zu parametrieren, als auch den Gradient der einzelnen Koeffizienten zu reduzieren. Anhaltspunkt können

die festgestellten Koeffizienten der Realdatensätze sein. In diesem Zusammenhang muss das Gebiet der Modellschätzung erschlossen werden.

Darüber hinaus gilt es, die Ergebnisse gegenüber anderen Systemen bzw. Simulationsmodellen zu validieren. Konkret könnte der Grad der Kompliziertheit und Komplexität erhöht werden. Außerdem ist die Frage der Auswirkung von Autokorrelation zu klären, wenn das System unterschiedlichste Prozesse abbildet – so zum Beispiel Sortieranlagen, der Einsatz spurgebundener Transportmittel oder stark sequenzielle bzw. parallele Arbeitsprozesse. Es könnte die Frage geklärt werden, ob bestimmte Prozesse Autokorrelation abschwächen oder verstärken.

Sporadisch wird in Publikationen der Zusammenhang von Autokorrelation und Maschinenausfällen aufgegriffen (vgl. z. B. ALTIOK & MELAMED 2001, BALCIOĞLU et al. 2007 oder MELAMED & HILL 1995). Um ein umfängliches Verständnis von Autokorrelation in logistischen Systemen zu erreichen, muss dieser Aspekt ebenfalls in fortführende Forschungstätigkeit einfließen.

Insbesondere bei der Betrachtung der Ergebnisse aus Kapitel 6.3 fällt auf, dass sich vereinzelt Resultate einstellen, welche die sonst gültige pauschale Erkenntnis „positive Autokorrelation verlängert die Warteschlange, negative Autokorrelation verkürzt sie“ widerlegen. Hier muss die generelle Frage aufgeworfen werden, ob andere Kennzahlen existieren, welche die Ergebnisse (noch) besser erklären. Dabei ist vor allem zu klären, ob ggf. Abhängigkeiten bestehen, die über einen linearen Zusammenhang hinausgehen. Ein mögliches Gebiet für Anregung stellt die Chaosforschung dar.

Eine zentrale Feststellung des Forschungsvorhabens ist, dass Autokorrelation als inhärente Erscheinung von logistischen Systemen auftritt. Es können auf Grundlage der Daten und dem Hintergrundwissen um die Systeme der Projektpartner keine Ursachen gefunden werden. Zum Einen wird daher empfohlen, bei der Simulationsmodellerstellung auf autokorrelierte Zufallszahlen zurückzugreifen. Zum Anderen stellt sich besonders für Anlagenbetreiber die Frage, wie Autokorrelation im Sinne der Effizienzsteigerung – bspw. die Reduzierung der Durchlaufzeit, Maximierung des Durchsatzes oder Minimierung von Systemschwankungen – zu begegnen ist. Aufgrund der Wichtigkeit dieses Themas und der erfolgten Resonanz von den Mitgliedern des projektbegleitenden Ausschusses sowie von Industriepartnern ist ein Nachfolge-Forschungsprojekt geplant. Dabei sollen einfache Steuerungsstrategien entwickelt werden, die das Entstehen positiven Autokorrelationen verhindern bzw. bei bestehenden Korrelationen diese „zerstören“. Die Motivation wird aus dem Umstand gezogen, dass Systeme ohne Korrelationen oder mit negativ autokorrelierten Ereignissen eine höhere Leistung aufweisen.

9 Nutzen für kleine und mittelständische Unternehmen

Der Abschnitt stellt den wissenschaftlich-technischen und wirtschaftlichen Nutzen der erzielten Ergebnisse insbesondere für kleine und mittelständische Unternehmen (kmU) sowie die industriellen Anwendungsmöglichkeiten der durchgeführten Forschungsarbeiten dar.

Im Allgemeinen dienen die Forschungsergebnisse dem großen Gebiet der Betrachtung von Materialfluss- bzw. logistischen Systemen ohne weitere Einschränkungen auf bestimmte Branchen. Darüber hinaus lassen sich die Erkenntnisse auf Gebiete übertragen, in denen die Beurteilung von Bedien- oder Warteschlangenmodellen im Fokus steht. Dies betrifft zum Beispiel die Telekommunikationsbranche (Bearbeitung von Serveranfragen oder das Herstellen von Telefonverbindungen) oder Dienstleistungen mit Viermietcharakter (Beurteilung des korrekten Mietwagen- oder Bettenkontingent).

Der Nutzen definiert sich hauptsächlich durch zwei Ergebnisse: die Verbesserung des Kenntnisstandes zum Einfluss von Autokorrelation auf logistische Systeme sowie der Bereitstellung eines Softwaremoduls zur Erzeugung autokorrelierter Zufallszahlen. Im Laufe der Bearbeitung des Forschungsprojektes und in Zusammenarbeit beteiligter Industriepartner wurden den beteiligten bewusst,

- was Autokorrelation ist,
- dass logistische Systeme mit hoher Konfidenz Autokorrelation aufweisen und
- welchen Einfluss Autokorrelation auf das Systemverhalten hat.

Allein die breite Einsicht bzw. Zustimmung, dass Prozesse Abseits von statistischer Verteilung deren Mittelwert und Varianz ggf. einer weiteren Parametrierung – nämlich Autokorrelation – bedürfen, stellt einen immensen Fortschritt dar.

Ein nicht wegzudiskutierender Grund für das zuvor schwach ausgeprägte Bewusstsein um Autokorrelation rührt aus dem Umstand, dass selbst etablierte, moderne Softwarewerkzeuge keine direkte/unkomplizierte Möglichkeit bieten, Prozesse mit linearer Abhängigkeitsstruktur abzubilden. Das entwickelte Tool JARTA (UHLIG & RANK 2013) trägt dazu bei, dieses Defizit zu beseitigen. Der Nutzen für kmU, insbesondere für Simulationsdienstleister, besteht hierbei in der

- einfachen, variablen, performanten Erzeugung von Zufallszahlen mit definierter Autokorrelationsstruktur,
- unkomplizierten, plattformunabhängigen Einbindung in bestehende Softwarelösungen,
- entgeltfreien Bereitstellung und
- einer modernen Softwarearchitektur.

Die in Tabelle 9.12 dargestellte Zuordnung zu den einzelnen Fachgebieten bzw. Wirtschaftszweigen gemäß „AiF-Klassifizierung“ stellt die Breite der möglichen Ergebnisnutzung auf verschiedenen Gebieten zusammenfassend dar.

Tabelle 9.12: Nutzen in Fachgebieten und Wirtschaftszweigen

Fachgebiete	haupts. Nutzung	Nutzung möglich
Produktion	✓	
Mess-, Regel-, Automatisierungstechnik		✓
Informations- und Kommunikationstechnik	✓	
Betriebswirtschaft, Organisation	✓	
Wirtschaftszweige	haupts. Nutzung	Nutzung auch mögl.
Maschinenbau (29)	✓	
Fahrzeugbau (34/35)	✓	
Erbringung von Dienstleistungen (72/74)	✓	

Aus dem dargelegten Nutzen leitet sich die wirtschaftliche Bedeutung ab. Die Steigerung der Wettbewerbsfähigkeit kommt hierbei verschiedenen Hauptanwendern zu gute. Dazu zählen:

Planer von Logistik- und Materialflusssystemen Planer sehen sich permanent dem Risiko ausgesetzt, falsche Entscheidungen aufgrund von Modellungenauigkeiten oder unvorhergesehenen Systemverhalten zu fällen. Mit dem Wissen um das Auftreten und Wirken von Autokorrelation können Anlagen korrekt geplant werden. Das betrifft sowohl die Unterdimensionierung und daraus notwendige Umbauten als auch eine zu großzügige Auslegung des Systems. Die Forschungsergebnisse aus umfangreich durchgeführten Simulationsstudien erlauben bei Kenntnis über die auftretende Autokorrelation zum Beispiel die genaue Dimensionierung von Puffern (am Wareneingang oder vor einer Bedienstation) oder exaktere Prognosen zur Durchlaufzeit von Aufträgen. Insbesondere bessere Prognosen stellen einen erheblichen Wettbewerbsvorteil dar.

Softwareentwickler Mit dem Bewusstsein um Autokorrelation wird die Nachfrage nach Software zur Abbildung korrelierter Prozesse steigen. Mit der Untersuchungen zur Erzeugung autokorrelierter Zeitreihen werden eine klare Empfehlung zum Einsatz des ARTA-Ansatzes gegeben, die wichtigsten Inhalte dargelegt und darauf aufbauend eine einsatzbereite Softwarebibliothek entwickelt. Damit ist durch Reverse-Engineering oder Einbindung von JARTA eine Erweiterung des Funktionsumfangs der angebotenen Lösung möglich.

Weiter können Entwickler für Materialflussrechner- oder Leitstandssoftware die Erkenntnisse aufgreifen und in die Strategieentwicklung zur Materialflusssteuerung

einfließen lassen. Im Idealfall lassen sich positive Korrelationen vermeiden oder gezielt negative erzeugen⁷.

Simulationsdienstleister/ -experte Ausgangspunkt aussagekräftiger Simulationen ist ein valides Modell. Die Forschungsergebnisse zeigen mit Autokorrelation eine potentielle Ursache für Modellungenauigkeiten auf. Simulationsexperten sind somit in der Lage, Systeme exakter entsprechend der Realität abzubilden oder in Planungsprojekten sicherere Prognosen abzugeben.

Die aufgezeigte Nutzen kommt vor allem kmU zugute. Diese Bewertung basiert auf der Einschätzung, dass kmU, im Gegensatz zu Großunternehmen und deren gefestigten Arbeitsabläufen, wesentlich flexibler neue Erkenntnisse adaptieren können⁸. Das Aufwand-Nutzen-Verhältnis stellt sich zudem als ausgesprochen günstig dar. Für kmU ist die Hürde zur Implementierung denkbar niedrig. Die Beschreibung eines Prozesses mittels statistischer Verteilungsfunktion, deren Mittelwert und Varianz, ist lediglich um den Parameter Autokorrelation zu erweitern. Ferner wird eine fertige Softwarelösung zur Erzeugung entsprechender Prozesse schon bereitgestellt.

Im konkreten Fall wird JARTA derzeit von einigen Projektpartnern eingesetzt. Im Kern werden bei der Prozessplanung von der Unabhängigkeitsannahme abgewichen und Abläufe einer Sensitivitätsanalyse unterzogen. Autokorrelation stellt dabei eine zu variierende Größe dar. Die Resonanz auf dieses Vorgehen war durchweg positiv.

⁷Diesem Ansatz soll sich in einem Nachfolge-Forschungsprojekt im Detail gewidmet werden.

⁸Außer der unterstellten Flexibilität und ggf. erhöhten Bereitschaft innovative Ansätze zu verfolgen, besteht kein Grund, die Umsetzung der Forschungsergebnisse in Abhängigkeit der Unternehmensgröße zu betrachten

10 Einschätzung Realisierbarkeit Transferkonzept

Die durchgeführten Maßnahmen werden in nachfolgender Tabelle 10.13 zusammengefasst.

Tabelle 10.13: Transfermaßnahmen – AP = Arbeitspakete (vgl. Seite 2 oder Antrag)

Maßnahme	Beschreibung/Ziel	Zeitraum	Fortschritt
Projektbegleitender Ausschuss	ausführliche und fortlaufende Diskussion der Forschungsergebnisse und Abstimmung der Arbeitsschritte mit den Unternehmen des projektbegleitenden Ausschusses	11/2011 bis 12/2013	erledigt, siehe auch vAW_Belegliste
Ansprache weiterer Unternehmen zur Datenanalyse	Bei allen Unternehmen des projektbegleitenden Ausschusses (außer Infineon) entstammen Daten für die Korrelationsanalyse aus Kundenprojekten. Dadurch kommen in den ersten und zweiten Arbeitspaket weitere Unternehmen mit dem Forschungsvorhaben in Berührung und werden eingebunden, denn die Analyseergebnisse werden gemeinsam mit ihnen diskutiert und bewertet.	11/2012 bis 05/2013	erledigt
Publikationen	Darstellung der Forschungsergebnisse in Fachzeitschriften mit Breitenwirkung in der Wirtschaft, z. B. „Hebezeuge und Fördermittel“, „Fördern und Heben“ oder „Logistik Heute“	ab 09/2012 für AP 1-2	in Arbeit
		ab 03/2013 für AP 1-5	in Arbeit
	sowie ggf. auch in wissenschaftlichen Zeitschriften (z. B. „Logistics Journal“ oder „Logistics Research“) in den Monaten	10/2012 und 4/2013	tlw. erledigt, vgl. RANK et al. (2012)
Vorträge	Präsentation der Forschungsergebnisse auf Tagungen, z. B.:		
	Forschungskolloquium der Wissenschaftlichen Gesellschaft Technische Logistik (WGTL)	10.2012	erledigt, vgl. RANK et al. (2012)
	Dortmunder Gespräche des Fraunhofer IML	09/2012	erledigt
	ASIM-Fachtagung „Simulation in Produktion und Logistik“	10/2013	erledigt, vgl. RANK et al. (2013)
	sowie auf Veranstaltungen der Antragsteller: Workshop „Simulation und Leistungsbewertung von Fertigungssystemen“	03/2013	erledigt
Fachkolloquium „Technische Logistik“	01/2013	erledigt 01/2014	

weiter auf nächster Seite

Tabelle 10.13 – Fortsetzung von vorheriger Seite

Maßnahme	Beschreibung/Ziel	Zeitraum	Fortschritt
	Forschungsseminar der Professur für Technische Logistik	12/2012	erledigt
	6. Innovationstag der GWT-TUD	07/2013	erledigt
Messeteilnahme	Präsentation von F&E-Ergebnissen bei Vorträgen und durch Poster im Rahmen der Messeauftritte der Wissenschaftlichen Gesellschaft Technische Logistik (WGTL) auf der LogiMAT (Stuttgart, voraussichtlich in 03/2013) CeMAT (Hannover, voraussichtlich in 05/2014) sowie direkte Ansprache von Unternehmen, welche selbst an der Messe teilnehmen	ab 2013	erledigt
Softwaretest	Erprobung des Einsatzes der Softwaremodule zur Generierung korrelierter Zufallszahlen in den Unternehmen des projektbegleitenden Ausschusses, welche schwerpunktmäßig auf dem Gebiet der Materialflusssimulation arbeiten, d. h. Breilmann AG, SDZ GmbH, SimCron GmbH und SimPlan AG	06/2012 bis 11/2012	erledigt
Internet	dauerhafte Bereitstellung der entwickelten Softwaremodule auf den Internetseiten der Antragsteller zum Download	ab 01/2013	erledigt, vgl. UHLIG & RANK (2013)
	dauerhafte Bereitstellung der Veröffentlichungen und Vorträge auf den Internetseiten der Antragsteller zum Download	ab 09/2012 für AP 1-2	erledigt
		ab 03/2013 für AP 1-5	erledigt
	dauerhafte Bereitstellung des Schlussberichts zum F&E-Vorhaben auf den Internetseiten der Antragsteller sowie auf der Internetseite der BVL	2013	folgt

11 Schutzrechte

Im Rahmen dieses Forschungsprojekts wurden gewerbliche Schutzrechte weder erworben noch ist ihre Anmeldung beabsichtigt.

12 Durchführende Forschungsstellen

Nachfolgende Tabelle 12.14 listet die beteiligten Professuren auf. Die Professur um Oliver Rose ist während der Bearbeitung des Forschungsprojektes umgezogen. Angegeben sind, abweichend zu den Daten aus zugehörigem Antrag, die aktuellen Daten.

Tabelle 12.14: Durchführende Forschungsstellen

Forschungsstellen	
Technische Universität Dresden Fakultät Maschinenwesen Professur für Technische Logistik ^a 01062 Dresden	Universität der Bundeswehr München Institut für Technische Informatik Fakultät für Informatik 85577 Neubiberg
Leiter	
Prof. Dr.-Ing. habil. Thorsten Schmidt Telefon: (0351) 463-32538 Thorsten.Schmidt@tu-dresden.de	Prof. Dr. rer. nat. Oliver Rose Telefon: (089) 6004 4852 Oliver.Rose@unibw.de
Projektleiter	
Dr.-Ing. Frank Schulze Telefon: (0351) 463-32537 Frank.Schulze@mailbox.tu-dresden.de	n. n.

^a federführende Forschungsstelle

Literatur

- ACHILLES, M. (1987): „Zur Lösung der Yule-Walker-Gleichungen“. In: *Metrika*, Jg. 34 Heft 1, S. 237–251.
- ADAN, I. J. B. F. & KULKARNI, V. G. (2003): „Single-Server Queue with Markov-Dependent Inter-Arrival and Service Times“. In: *Queueing Systems*, Jg. 45 Heft 2, S. 113–134.
- ADDIE, R.; ZUKERMAN, M. & NEAME, T. (1995): „Performance of a single server queue with self similar input“. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Communications - 'Gateway to Globalization'. Band 1, Seattle, S. 461–465.
- AKAIKE, H. (1974): „A new look at the statistical model identification“. In: *IEEE Transactions on Automatic Control*, Jg. 19 Heft 6, S. 716–723.
- ALTIOK, T. & MELAMED, B. (2001): „The Case for Modeling Correlation in Manufacturing Systems“. In: *IIE Transactions*, Jg. 33 Heft 9, S. 779–791.
- APPLIED MATERIALS (2013): „gnuplot homepage“. \langle URL: <http://www.appliedmaterials.com/services-software/library/applied-automod> \rangle – Zuletzt besucht am 2013-09-19.
- ARNOLD, D. (2004): „Handbuch Logistik“. Berlin, Heidelberg: Springer.
- BALCIOĞLU, B.; JAGERMAN, D. L. & ALTIOK, T. (2007): „Approximate mean waiting time in a GI/D/1 queue with autocorrelated times to failures“. In: *IIE Transactions*, Jg. 39 Heft 10, S. 985–996.
- BALCIOĞLU, B.; JAGERMAN, D. L. & ALTIOK, T. (2008): „Merging and splitting auto-correlated arrival processes and impact on queueing performance“. In: *Performance Evaluation*, Jg. 65 Heft 9, S. 653–669.
- BOX, G. E. P. & JENKINS, G. M. (1970): „Time series analysis: forecasting and control“. San Francisco.
- CARIO, M. C. & NELSON, B. L. (1996a): „ARTA Software“. \langle URL: <http://users.iems.northwestern.edu/~nelsonb/ARTA/index.html> \rangle – Zuletzt besucht am 2013-04-09.
- CARIO, M. C. & NELSON, B. L. (1996b): „Autoregressive to anything: Time-series input processes for simulation“. In: *Operations Research Letters*, Jg. 19 Heft 2, S. 51–58.
- CIVELEK, I.; BILLER, B. & SCHELLER-WOLF, A. (2009): „The Impact of Dependence on Queueing Systems“. Working Paper. Carnegie Mellon University, Pittsburgh.
- DAHL, T. A. & WILLEMAIN, T. R. (2001): „The effect of long-memory arrivals on queue performance“. In: *Operations Research Letters*, Jg. 29 Heft 3, S. 123–127.

- DETTING, M. & HÜRZELER, M. (2008): „Angewandte Zeitreihenanalyse“. Vorlesungsmaterial. ZHAW Zürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften, Zürich.
- DICKEY, D. A. & FULLER, W. A. (1979): „Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root“. In: *Journal of the American Statistical Association*, Jg. 74 Heft 366a, S. 427–431.
- ESHEL, G. (2003): „The Yule Walker Equations for the AR Coefficients“. Working Paper. University of Chicago, Chicago.
- FIEMS, D.; CLAEYS, D. & BRUNEEL, H. (2008): „Performance Analysis of Discrete-Time Autoregressive Queueing Systems“. In: Workshop proceedings of the IEEE International Conference on Communications. Beijing, S. 232–235.
- FREE SOFTWARE FOUNDATION (2013): „GNU Make“. <URL: <https://www.gnu.org/software/make/>> – Zuletzt besucht am 2013-09-19.
- GLASSERMAN, P. (2003): „Monte Carlo Methods in Financial Engineering“. Berlin: Springer.
- GODFREY, L. G.; MCALEER, M. & MCKENZIE, C. R. (1988): „Variable Addition and Lagrange Multiplier Tests for Linear and Logarithmic Regression Models“. In: *The Review of Economics and Statistics*, Jg. 70 Heft 3, S. 492–503.
- GRUNDIG, C.-G. (2006): „Fabrikplanung: Planungssystematik, Methoden, Anwendungen“. 3. Auflage. München: Hanser Verlag.
- HADIDI, N. (1985): „Further Results on Queues with Partial Correlation“. In: *Operations Research*, Jg. 33 Heft 1, S. 203–209.
- HAMILTON, D. C. & WATTS, D. G. (1978): „Interpreting partial autocorrelation functions of seasonal time series models“. In: *Biometrika*, Jg. 65 Heft 1, S. 135–140.
- HANNAN, E. J. & QUINN, B. G. (1979): „The Determination of the Order of an Autoregression“. In: *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, Jg. 41 Heft 2, S. 190–195.
- HENDRICKS, K. B. & MCCLAIN, J. O. (1993): „The Output Process of Serial Production Lines of General Machines with Finite Buffers“. In: *Management Science*, Jg. 39 Heft 10, S. 1194–1201.
- HUISMAN, T. & BOUCHERIE, R. J. (2002): „The Sojourn time distribution in an infinite server resequencing queue with dependent interarrival and service times“. In: *Journal of Applied Probability*, Jg. 39 Heft 3, S. 590–603.
- IRAVANI, S. M. R.; LUANGKESORN, K. L. & SIMCHI-LEVI, D. (2004): „A General Decomposition Algorithm for Parallel Queues with Correlated Arrivals“. In: *Queueing Systems*, Jg. 47 Heft 4, S. 313–344.

- JAIN, R. & CHLAMTAC, I. (1985): „The P2 algorithm for dynamic calculation of quantiles and histograms without storing observations“. In: *Communications of the ACM*, Jg. 28 Heft 10, S. 1076–1085.
- KNIME.COM AG (2013): „KNIME – Konstanz Information Miner“. \langle URL: <http://www.knime.org/> \rangle – Zuletzt besucht am 2013-09-19.
- LANGARIS, C. (1986): „A Correlated Queue with Infinitely Many Servers“. In: *Journal of Applied Probability*, Jg. 23 Heft 1, S. 155–165.
- LAW, A. M. & KELTON, D. W. (2000): „Simulation Modeling and Analysis“. third edition Auflage. Singapore: Mcgraw-Hill Professional.
- L’ECUYER, P. (2006): „Uniform Random Number Generation“. In: HENDERSON, S. G. & NELSON, B. L. (Hrsg.): Elsevier Handbooks in Operations Research and Management Science: Simulation. Amsterdam: Elsevier Science, S. 55–81.
- LEWIS, P. A. W. & MCKENZIE, E. (1991): „Minification processes and their transformations“. In: *Journal of applied probability*, Jg. 28 Heft 1, S. 45–57.
- LIVNY, M.; MELAMED, B. & TSIOLIS, A. K. (1993): „The Impact of Autocorrelation on Queuing Systems“. In: *Management Science*, Jg. 39 Heft 3, S. 322–339.
- LUCANTONI, D. M.; MEIER-HELLSTERN, K. S. & NEUTS, M. F. (1990): „A single server queue with server vacations and a class of non-renewal arrival processes“. In: *Advances in Applied Probability*, Jg. 22 Heft 3, S. 676–705.
- MANDELBROT, B. B. & WALLIS, J. R. (1968): „Noah, Joseph, and Operational Hydrology“. In: *Water Resources Research*, Jg. 4 Heft 5, S. 909–918.
- MELAMED, B. (1991): „TES: A Class of Methods for Generating Autocorrelated Uniform Variates“. In: *ORSA Journal on Computing*, Jg. 3 Heft 4, S. 317–329.
- MELAMED, B. & HILL, J. R. (1995): „A Survey of TES Modeling Applications“. In: *SIMULATION*, Jg. 64 Heft 6, S. 353–370.
- MI, N. et al. (2007): „Performance impacts of autocorrelated flows in multi-tiered systems“. In: *Performance Evaluation*, Jg. 64 Heft 9-12, S. 1082–1101.
- MICROSOFT CORPORATION (2013): „Excel – Discover and reveal the insights hidden in your data“. \langle URL: <http://office.microsoft.com/en-us/excel/> \rangle – Zuletzt besucht am 2013-09-19.
- NELSON, B. L. & TAAFFE, M. R. (2004a): „The Pht/Pht/ ∞ Queueing System: Part I - The Single Node“. In: *INFORMS Journal on Computing*, Jg. 16 Heft 3, S. 266–274.
- NELSON, B. L. & TAAFFE, M. R. (2004b): „The [Pht/Pht/ ∞]^k Queueing System: Part II - The Multiclass Network“. In: *INFORMS Journal on Computing*, Jg. 16 Heft 3, S. 275–283.

- NIELSEN, H. E. (2004): „Streams of events and performance of queuing systems: The basic anatomy of arrival/departure processes, when focus is set on autocorrelation“. In: *CORAL Working Papers*, Jg. L-2004 Heft 02, S. 1–21.
- NIELSEN, H. E. (2007): „Autocorrelation in queuing network-type production systems“. In: *International Journal of Production Economics*, Jg. 110 Heft 1-2, S. 138–146.
- ORACLE CORPORATION (2013): „MySQL – The world’s most popular open source database“. [⟨URL: http://www.mysql.com/⟩](http://www.mysql.com/) – Zuletzt besucht am 2013-09-19.
- PATUWO, E. B.; DISNEY, R. L. & MCNICKLE, D. C. (1993): „The effect of correlated arrivals on queues“. In: *IIE Transactions*, Jg. 25 Heft 3, S. 105–110.
- PAVLOV, I. (2013): „7-Zip“. [⟨URL: http://www.7-zip.org/⟩](http://www.7-zip.org/) – Zuletzt besucht am 2013-09-19.
- PEREIRA, D. C. et al. (2012): „Autocorrelation effects in manufacturing systems performance: a simulation analysis“. In: LAROQUE, C. et al. (Hrsg.): *Proceedings of the Winter Simulation Conference*. Berlin: Winter Simulation Conference, WSC '12, S. 123:1–123:12.
- PERL.ORG (2013): „The Perl Programming Language“. [⟨URL: http://www.perl.org/⟩](http://www.perl.org/) – Zuletzt besucht am 2013-09-19.
- R DEVELOPMENT CORE TEAM (2013): „The R Project for Statistical Computing“. [⟨URL: http://www.r-project.org/⟩](http://www.r-project.org/) – Zuletzt besucht am 2013-09-19.
- RANK, S.; UHLIG, T. & SCHMIDT, T. (2013): „Der Einfluss von Autokorrelation in komplexen Materialflusssystemen“. In: DANGELMAIER, W.; LAROQUE, C. & KLAAS, A. (Hrsg.): *Tagungsband zur 15. ASIM Fachtagung*. Paderborn: HNI-Verlagsschriftenreihe, S. 395 – 404.
- RANK, S. et al. (2012): „Beherrschung stark korrelierter Logistik- und Produktions-Prozesse“. In: ZADEK, H. (Hrsg.): *Tagungsband zum 8. Fachkolloquium der Wissenschaftlichen Gesellschaft für Technische Logistik e. V.* Magdeburg: Logistics Journal, S. 135–146.
- RED HAT (2013): „Cygwin – Get that Linux feeling - on Windows“. [⟨URL: http://www.cygwin.com/⟩](http://www.cygwin.com/) – Zuletzt besucht am 2013-09-19.
- RUNNENBURG, J. T. (1962): „Some numerical results on waiting-time distributions for dependent arrival-intervals“. In: *Statistica Neerlandica*, Jg. 16 Heft 4, S. 337–347.
- SCHENK, M. & WIRTH, S. (2006): „Fabrikplanung und Fabrikbetrieb: Methoden Für Die Wandlungsfähige und Vernetzte Fabrik“. Berlin, Heidelberg: Springer.
- SCHLITGEN, R. & STREITBERG, B. (2001): „Zeitreihenanalyse“. 9. Auflage. München, Wien: Oldenbourg Wissenschaftsverlag.

- SCHMITT, I. (2006): „Ähnlichkeitssuche in Multimedia-Datenbanken: Retrieval, Suchalgorithmen und Anfragebehandlung“. München: Oldenbourg Wissenschaftsverlag.
- SCHWARZ, G. (1978): „Estimating the Dimension of a Model“. In: *The Annals of Statistics*, Jg. 6 Heft 2, S. 461–464.
- SKLAR, A. (1973): „Random variables, distribution functions, and copulas“. In: *Kybernetika*, Jg. 9 Heft 6, S. 449–460.
- SOL, P. D.; GHEMAWAT, P. & XU, S. H. (1999): „Structural Analysis of a Queueing System with Multiclasses of Correlated Arrivals and Blocking“. In: *Operations Research*, Jg. 47 Heft 2, S. 263–276.
- SZEKLI, R.; DISNEY, R. L. & HUR, S. (1994): „MR/GI/1 Queues with Positively Correlated Arrival Stream“. In: *Journal of Applied Probability*, Jg. 31 Heft 2, S. 497–514.
- TAKAHASHI, K. & NAKAMURA, N. (1998): „The effect of autocorrelated demand in JIT production systems“. In: *International Journal of Production Research*, Jg. 36 Heft 5, S. 1159–1176.
- THESEN, A. & TRAVIS, L. E. (1989): „Simulation for decision making: an introduction“. In: MACNAIR, E. A.; MUSSELMAN, K. J. & HEIDELBERGER, P. (Hrsg.): Proceedings of the 21st conference on winter simulation. New York: ACM, WSC '89, S. 9–18.
- UHLIG, T. & RANK, S. (2013): „A Java library to model and fit ARTA processes“. <URL: <http://sourceforge.net/projects/jarta/>> – Zuletzt besucht am 2013-04-09.
- WEKA (2013): „Weka 3: Data Mining Software in Java“. <URL: <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>> – Zuletzt besucht am 2013-09-19.
- WHITT, W. (1983): „The Queueing Network Analyzer“. In: *The Bell System Technical Journal*, Jg. 62 Heft 9, S. 2779–2815.
- WILLIAMS, T. & KELLEY, C. (2013): „gnuplot homepage“. <URL: <http://www.gnuplot.info/>> – Zuletzt besucht am 2013-09-19.
- YÜCESAN, E. et al. (2005): „Analysis methodology: are we done?“ In: STEIGER, N. & KUHL, M. E. (Hrsg.): Proceedings of the Winter Simulation Conference. Orlando: ACM, S. 790–796.

Abbildungsverzeichnis

2.1	Autokorrelogramme von Realdatensätzen	3
2.2	Visualisierung der Wirkung von Autokorrelation in Bediensystemen	3
3.1	Abstrahiertes Produktionssystem – M/M/1 bzw. G/M/1 Bediensystem	8
3.2	Einfluss der Auslastung auf die mittlere Warteschlange	10
4.1	Autokorrelogramme zweier Beobachtungsreihen	12
4.2	Periodogramme zweier Beobachtungsreihen	13
4.3	Prinzipskizze zum Modellaufbau	16
4.4	Überblick zum Vorgehen und Projektinhalt	20
6.1	Einfaches G/D/1- bzw. G/M/1-AutoMod-Simulationsmodell	26
6.2	Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm für Unternehmen A	28
6.3	Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm für Unternehmen B	28
6.4	Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm für Unternehmen C	28
6.5	Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm für Unternehmen D	29
6.6	Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm für Unternehmen E	29
6.7	partielle Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm, Unternehmen A	30
6.8	partielle Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm, Unternehmen B	30
6.9	partielle Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm, Unternehmen C	31
6.10	partielle Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm, Unternehmen D	31
6.11	partielle Autokorrelationskoeffizienten im Korrelogramm, Unternehmen E	31
6.12	Autokorrelationsanalyse und Simulationsergebnisse, Unternehmen A	35
6.13	Autokorrelationsanalyse und Simulationsergebnisse, Unternehmen B	35
6.14	Autokorrelationsanalyse und Simulationsergebnisse, Unternehmen C	36
6.15	Autokorrelationsanalyse und Simulationsergebnisse, Unternehmen D	36
6.16	Autokorrelationsanalyse und Simulationsergebnisse, Unternehmen E	37
6.17	Zeitreihe Datensatz 40	38
7.1	AutoMod-Simulationsmodell	46
7.2	Verteilung des mittleren Delay	49
7.3	Stündlicher Durchsatz am Hubtisch H1	50
7.4	Stündliche maximale Warteraumbelegung vor Kommissionierer K1	51

Tabellenverzeichnis

3.1	Auswirkung von Priorisierung	9
4.2	Simulationsergebnisse eines G/M/1-Bedienmodells	14
5.3	Im Rahmen der Datenanalyse verwendete Programme	22
6.4	Ergebnisse Untersuchung auf Trend mittels Dickey-Fuller-Test (DFT)	27
6.5	Zusammenfassung Ergebnisse Autokorrelationskoeffizienten	32
6.6	Zusammenfassung Ergebnisse partielle Autokorrelationskoeffizienten	33
6.7	Abweichung Simulationsergebnisse von bedientheoretischen Ergebnissen	41
7.8	Definierte Materialflüsse mit Mengenangaben	47
7.9	Übersicht Experimentbezeichnung und zugehörige Parametrierung	48
7.10	Zusammenfassung der Ergebnisse für komplexes Modell	52
7.11	Zusammenfassung Analyse der Varianz im System	53
9.12	Nutzen in Fachgebieten und Wirtschaftszweigen	59
10.13	Transfermaßnahmen	61
12.14	Durchführende Forschungsstellen	64

Fragebogen zur Einschätzung der erzielten Forschungsergebnisse

- | | ja | zum Teil | nein | |
|---|-------------------------------------|-------------------------------------|--------------------------|--------------------------|
| 1. Das Ziel des Vorhabens wurde erreicht | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | |
| 2. Die Bedeutung der Forschungsergebnisse ist folgendermaßen einzuschätzen : | hoch | mittel | gering | z.Zt. nicht absehbar |
| • wissenschaftlich-technischer Nutzen | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| • wirtschaftlicher Nutzen für KMU | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 3. Die Forschungsergebnisse liefern einen innovativen Beitrag | | | | |
| • zu einem neuen Produkt | <input type="checkbox"/> | | | |
| • zur Weiterentwicklung eines Produkts | <input checked="" type="checkbox"/> | | | |
| • zu einem neuen Verfahren | <input checked="" type="checkbox"/> | | | |
| • zur Weiterentwicklung eines Verfahrens | <input checked="" type="checkbox"/> | | | |
| 4. Eine industrielle Anwendung der Forschungsergebnisse ist realisiert | ja | demnächst | nein | z.Zt. nicht absehbar |
| | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 5. Eine weiterführende FuE kann in < 3 Jahren zur Innovation (z.B. Pilotanwendung) führen | ja | vielleicht | nein | z.Zt. nicht absehbar |
| | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 6. Zuordnung der erzielten Forschungsergebnisse zu Fachgebieten gemäß Anlage 1 | | | | |
| 7. Zuordnung der erzielten Forschungsergebnisse zu Wirtschaftszweigen gemäß Anlage 2 | | | | |
| | ja | demnächst | nein | |
| 8. Die Forschungsergebnisse wurden in einer der entsprechend Abschnitt 11.3 des IGF-Leitfadens zulässigen Formen veröffentlicht | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| <u>Zusätzlich bei ZUTECH-Vorhaben:</u> | | | | |
| 9. Der Plan zum Ergebnistransfer in die Wirtschaft enthält ausreichend beschriebene Maßnahmen zu folgenden Punkten: | | ja | nein | |
| • zum möglichen Umfang der industriellen Nutzung der Forschungsergebnisse | | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | |
| • zur konkreten Umsetzung der Forschungsergebnisse in KMU | | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | |
| 10. Die Darstellung der Maßnahmen im Plan zum Ergebnistransfer in die Wirtschaft ist ausreichend, um eine spätere Evaluierung der Forschungsergebnisse zu ermöglichen | | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | |

Ort, Datum

Dresden, 04.02.2014

Ort, Datum

oder

Rechtsverbindliche Unterschrift mit Stempelabdruck

der AiF-Forschungsvereinigung (FV)
- Erstzuwendungsempfänger -des Leiters der Forschungsstelle (FSt)
- Letztzuwendungsempfänger -

Zuordnung der erzielten Forschungsergebnisse zu Fachgebieten

(Anlage 1 des Fragebogens zur Einschätzung der erzielten Forschungsergebnisse)

Fachgebiete	Hauptsächliche Nutzung	Nutzung auch möglich
Rohstoffe		
Werkstoffe, Materialien		
Chemie		
Verfahrenstechnik		
Lebensmitteltechnik, Bio-, Gentechnik		
Mikrobiologie, Hygiene		
Umwelttechnik		
Konstruktion		
Produktion	X	
Elektrotechnik, Mikrosystemtechnik, Medizintechnik		
Mess-, Regel-, Automatisierungstechnik		X
Informations- und Kommunikationstechnik	X	
Betriebswirtschaft, Organisation	X	

Zuordnung der erzielten Forschungsergebnisse zu Wirtschaftszweigen**(Anlage 2 des Fragebogens zur Einschätzung der erzielten Forschungsergebnisse)**

Wirtschaftszweige		Hauptsächliche Nutzung	Nutzung auch möglich
Abteilung	Kurzname		
10	Kohlenbergbau und Torfgewinnung		
15	Ernährungsgewerbe		
17/18	Textil- und Bekleidungsgewerbe		
19	Ledergewerbe		
20	Holzgewerbe		
21/22	Papier-, Verlags- und Druckgewerbe		
23	Kokerei, Mineralölverarbeitung, Spalt- und Brutstoffe		
24	Chemische Industrie		
25	Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren		
26	Glasgewerbe, Keramik, Verarbeitung von Steinen und Erden		
27/28	Metallerzeugung und -bearbeitung, Herstellung von Metallerzeugnissen		
29	Maschinenbau	X	
30/31/ 32/33	Büromaschinen, Datenverarbeitungsgeräte, Elektrotechnik, Feinmechanik und Optik		
34/35	Fahrzeugbau	X	
36	Möbel, Schmuck, Musikinstrumente, Sportgeräte u. sonstige Erzeugnisse		
40/41	Energie- und Wasserversorgung		
45	Baugewerbe		
60	Landverkehr, Transport		
72/74	Erbringung von Dienstleistungen überwiegend für Unternehmen	X	

Dokumentationsblatt

zu dem aus Haushaltsmitteln des BMWi über die



geförderten IGF-Forschungsvorhaben

Normalverfahren

Fördervariante

BVL	17344 / 3
Name der AiF-Forschungsvereinigung (FV)	IGF-Vorhaben-Nr. / GAG
Wirtschaftszweig (WZ)	01.12.2011 bis 31.12.2013 Bewilligungszeitraum
Aktenzeichen der MV	232.700,00 € Summe der beantragten Zuwendung (bZ)

Forschungsstelle(n) :

- (1) Technische Universität Dresden, ITLA, Professur für Technische Logistik
- (3) Universität der Bundeswehr München, Institut für Technische Informatik

Forschungsthema :

Beherrschung stark korrelierter Logistik- und Produktions-Prozesse
(Autokorrelierte Auftragsstroeme)

Erzielte Ergebnisse und deren Anwendungsmöglichkeiten :

Im Rahmen des Forschungsvorhabens wurde das Wirken von Autokorrelation auf das Verhalten von Materialflusssystemen anhand von Realdaten analysiert. In ca. 95% aller Datensätze konnte dabei signifikant Autokorrelation nachgewiesen werden. Es wurde ausführlich deren Wirkung auf das Systemverhalten/ die -leistung untersucht und ein deutlicher Einfluss (einfaches Warteschlangenmodell teilw. bis zu ca. 1000%; realitätsnahes Modell bis ca. 50%) festgestellt. In Konsequenz wurde ein Generator (Prototyp) für autokorrelierte Zufallszahlen entwickelt, um im Simulationsmodell die Ereignisse realitätsgetreu, d. h. autokorriert abzubilden.

Durch das Forschungsvorhaben wurde das Bewusstsein um das Auftreten und Wirken von Autokorrelation in logistischen Systemen geschärft. Projektpartner bestätigen, dass durch gezielte Untersuchung auf Abhängigkeiten Fehler bei der Systementwicklung und beim Systembetrieb verringert werden konnten.