

Katholische Universität Eichstätt-Ingolstadt
Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät Ingolstadt
Lehrstuhl für ABWL, Supply Chain Management & Operations
Univ.-Prof. Dr. Heinrich Kuhn

Simulation von Einzelhandels-Logistik in Anylogic

Seminararbeit

Wie entwickelt sich die Produktverfügbarkeit durch die Erweiterung des
Basis-Supermarktmodells um einen Online-Channel?

WS 2021 / 2022

Autoren:	Maria Gallenmüller, Andrej Muschke, Constantin Knapp, Florian Korn
Matrikelnummern:	254479, 260046, 272655, 272074
Abgabedatum:	30. Januar 2022
Semester:	WS 2021 / 2022
Ort:	Ingolstadt
Prüfer:	Prof. Dr. Heinrich Kuhn, M. Sc. Stefan Voigt

Abstract

Diese Simulationsstudie zielt darauf ab, zwei Varianten eines Supermarktes hinsichtlich ihres β -Servicegrads, der Verderbquote und der Durchlaufzeit zu vergleichen. Hierbei repräsentiert das Basis-Modell einen rein stationären Supermarkt und die Alternative eine Erweiterung des Basis-Modells um einen Online Channel. Die Simulation wurde mit der Software *AnyLogic 8.7.9 Personal Learning* durchgeführt.

Es wurden 300 Replikationen für beide Modellvarianten in AnyLogic simuliert. Aus den daraus resultierenden Daten wurden anschließend die Mittelwerte errechnet und mittels t-Differenzentests auf signifikante Unterschiede geprüft. Die Analyse hat ergeben, dass der β -Servicegrads, sowie die Verderbquote signifikant sind. Bei der Durchlaufzeit konnte kein signifikanter Unterschied nachgewiesen werden. Die Alternative (Basis-Modell mit Online-Channel) schneidet beim β -Servicegrad und bei der Verderbquote minimal besser ab. Daher kann die Einführung eines Online-Channels sich für reale Supermärkte in Bezug auf die signifikanten Größen lohnen. Es sollte aber darauf geachtet werden, dass der Nutzen aus einem höheren β -Servicegrad und einer niedrigeren Verderbquote größer ist, als die Kosten, die durch die Einführung eines solchen Online-Channels entstehen.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	iv
Tabellenverzeichnis	v
Abkürzungsverzeichnis	vi
1 Einleitung	1
2 Modellierung	3
2.1 Beschreibung des realen Systems	3
2.2 Kennzahlen	5
2.3 Ereignisgesteuerte Prozessketten des Basismodells	6
2.3.1 Metamodell	7
2.3.2 Beispiel Anlieferung und Entladung	7
2.3.3 Beispiel Kundeneinkauf: Warenauswahlprozess	8
2.4 Beschreibung des Basismodells und der Alternative	9
2.4.1 Basismodell	10
2.4.2 Alternativmodell	15
3 Simulation	18
3.1 Beschreibung der Ergebnisse	18
3.1.1 Methodik	18
3.1.2 Basismodell	18
3.1.3 Alternatives Modell	19
3.2 Vergleich und Wahl der besten Alternative	20
4 Zusammenfassung der Ergebnisse mit Handlungsempfehlung	24
Anhang	26
A Parameter Basismodell	26
B Abbildungen Theorie	27
Literaturverzeichnis	28

Abbildungsverzeichnis

2.1	Graphische Darstellung des Supermarkts als Modell	5
2.2	Metaprozess des Supermarkts	7
2.3	EPK Anlieferung	8
2.4	EPK Kundeneinkauf	9
2.5	Erstellung der Anlieferung	10
2.6	Entladung des LKWs	11
2.7	Regale vs. Theken	12
2.8	Online Batching	16
2.9	Auslieferung der gepickten Waren an Kunden	17
3.1	KPIs in Abhängigkeit von p_{online}	19
B.1	t,S Bestellpolitik	27

Tabellenverzeichnis

3.1	KPI Übersicht des Basismodells	18
3.2	KPI Übersicht des Alternativmodells	20
3.3	t-Test und Vergleich zum β -Servicegrad	21
3.4	t-Test und Vergleich zur Verderbquote (Waren)	22
3.5	t-Test und Vergleich zur DLZ (Kunden)	23

Abkürzungsverzeichnis

DLZ	Durchlaufzeit
EPK	Ereignisgesteuerte Prozesskette
FiFo	First in-First out
IFH	Institut für Handelsforschung
KPI	Key Performance Indicator
LKW	Lastkraftwagen

1 Einleitung

47,7% der Supermarktkunden verzichten auf den Kauf eines Produktes oder wechseln in eine andere Filiale, wenn Schokolade einer spezifischen Marke in einem Supermarkt nicht zur Verfügung steht. Lediglich 52,3% der Verbraucher steigen auf eine andere Schokoladenmarke um (IFH Institut für Handelsforschung GmbH, 2018, S. 19). Zu diesem Ergebnis kommt der Handelsreport Lebensmittel aus dem Jahr 2018 des IFH Instituts für Handelsforschung GmbH. Weil sich ein ähnliches Einkaufsverhalten auch für weitere Produkte wie Joghurt oder Frischhaltefolie beobachten lässt, kann abgeleitet werden, dass Supermarktkunden hohe Ansprüche an die Sortimentsverfügbarkeit hegen. Fehlt ein Produkt im Regal hat dies nämlich den Nichtkauf oder zusätzlichen Aufwand für den Kunden zur Konsequenz. Vor dem Hintergrund, dass das sog. „One-Stop-Shopping“ – also die Erledigung des vollständigen Einkaufs „auf einmal“ – für rund 85% der Kunden eine zentrale Rolle spielt (IFH Institut für Handelsforschung GmbH, 2018, S. 8), sollte die Produktverfügbarkeit für Supermärkte einen wesentlichen Fokus darstellen.

Aus beschriebener Problematik ergeben sich die Zielsetzungen, die mit der Simulationsstudie verfolgt werden. Unter Verwendung der Simulationssoftware AnyLogic werden die im Realsystem eines Lebensmittelsupermarktes ablaufenden Prozesse - beginnend bei der Warenanlieferung bis hin zum Verkauf der Waren - in vereinfachter, abstrahierter Darstellung und unter vorher definierten stochastischen Annahmen abgebildet. Dabei wird ein Basismodell eines stationären Lebensmittelsupermarktes mit einem Alternativmodell, welches über eine zusätzliche Online-Channel Option zur Warenbestellung verfügt, hinsichtlich festgelegter Kennzahlen miteinander verglichen. Das übergeordnete Ziel besteht darin, zu untersuchen, inwiefern sich die Verfügbarkeit von Produkten für die Kunden in beiden Modellvarianten unterscheidet und daraus Handlungsempfehlungen zu formulieren. Folgende Hauptforschungsfrage lässt sich ableiten:

Wie entwickelt sich die Produktverfügbarkeit durch die Erweiterung des Basis- Supermarktmodells um einen Online-Channel?

Angenommen wird dabei, dass eine höhere Verfügbarkeit von Produkten bzw. geringere Fehlmengen Auswirkungen auf die Zufriedenheit der Supermarktkunden und der Onlinekunden haben können. Der Aufbau vorliegender Untersuchung ist angelehnt an die in der Vorlesung „Simulation“ beschriebenen Schritte bei der Erstellung einer Simulationsstudie und deckt sich mit dem Vorgehen der Autoren. Thematisch lässt sich die Arbeit dabei in drei Teile gliedern: Während in Kapitel 2 zunächst die in den Modellvarianten zu untersuchenden Leistungskennzahlen aus dem Realsystem abgeleitet werden, folgt darauf die Erläuterung der ereignisgesteuerten Prozessketten (EPKs) im Basissupermarktmodell. Diese EPKs bilden die Grundlage für die Modellierung in Gliederungs-

1 Einleitung

punkt 2.4. Nach der Darstellung des theoretischen Modellaufbaus folgen in Kapitel 3 Auszüge aus der hauptsächlich mit der Statistik-Programmiersprache R durchgeführten Auswertung der Modellsimulation. Anhand relevanter Ergebnisse hinsichtlich der Kennzahlen schließt eine begründete Entscheidung für das Basis- oder das Alternativmodell an. Abschließend werden sich aus der Simulation ergebende Handlungsempfehlungen formuliert sowie Limitationen des Modells beleuchtet. Das AnyLogic-Modell und die zugehörigen Daten finden Sie auf GitHub¹.

¹https://github.com/IandrejI/FinalProject_Simulation

2 Modellierung

2.1 Beschreibung des realen Systems

“A model is defined as a representation of a system for the purpose of studying the system” (Banks, 2013, S. 33). Dieses Zitat beschreibt einen zentralen Zweck der Simulationsstudie. Ein Lebensmittelgeschäft soll durch ein Modell dargestellt werden, um Erkenntnisse über das Realsystem zu erlangen. Es ist daher zu Beginn der Simulationsstudie notwendig, zunächst auf - für das Modell relevante - in der Wirklichkeit ablaufende Prozesse in einem Lebensmittelgeschäft einzugehen. Um die Simulation möglichst realitätsnah zu gestalten, wurden einige Wahrscheinlichkeitsverteilungen und Prozesse des Modells in Anlehnung an die Realvorgaben gestaltet.

Im Jahr 2016 gab es in Deutschland 12.027 Supermärkte, was einem Anteil von 32% an den Lebensmittelgeschäften entspricht. BVLH Handelsverband Lebensmittel (2016). Supermärkte besitzen eine Verkaufsfläche von rund 400 bis 2500 Quadratmetern und führen etwa 10.000 Waren (IFH Institut für Handelsforschung GmbH, 2018, S. 5). Ein Fokus wird dabei auf Frischwaren mit Bedienung und Selbstbedienung gelegt, weil diese rund 46% des Umsatzes generieren. In Abgrenzung zum Supermarkt spielt eine Bedienung durch Mitarbeiter im Discounter kaum eine Rolle (Küpper und Eberhardt, 02/2013, S. 4f.). Da neben den Warenregalen auch die Thekenbedienung durch Mitarbeiter im Simulationsmodell berücksichtigt werden soll, wird im Modell ein Supermarkt simuliert.

Neben dem stationären Handel verzeichnete durch die Corona-Pandemie insbesondere der **Online-Handel** einen starken Umsatzzuwachs, wobei auch Einkaufsformate wie Click-und-Collect - also die Abholung online bestellter Ware im Geschäft Siepermann (2018) - an Popularität gewannen. Im Jahr 2020 sind rund 75% der Internetnutzer mit dem Prinzip des Click-und-Collect vertraut (HDE Handelsverband Deutschland und IFH Köln GmbH, 2021, S. 3). Anzumerken bleibt, dass der Marktanteil des Online-Handels am Umsatz mit Lebensmitteln im Jahr 2020 rund 2% beträgt, jedoch der Online-Handel bei den Lebensmittelartikeln einen 60 prozentigen Zuwachs im Vergleich zum Vorjahr registrieren konnte (HDE Handelsverband Deutschland und IFH Köln GmbH, 2021, S. 8f.). So haben im Jahr 2020 48% der Internetnutzer schon mindestens einmal Lebensmittel online geshoppt, wobei 21% der Nutzer dieses Angebot öfter als einmal pro Monat in Anspruch nehmen (HDE Handelsverband Deutschland und IFH Köln GmbH, 2021, S. 49). Unterschiede zeigen sich in Bezug auf das Angebot an **Lieferdiensten** bei den Lebensmitteleinzelhändlern. Während z. B. Rewe und Edeka die Lieferung mit Mindestbestellwerten ab 20€ und schwankenden Lieferzeiten zwischen 1 bis 4 Werktagen anbieten, ist bei Kaufland eine Selbstabholung der bestellten Waren durch den Kunden

meist notwendig (Borchmann, 2018, S. 15).

Weil neben den kundenbezogenen Prozessen auch die Logistik des Supermarkts im Modell deutlich hervorgehoben werden soll, wird exemplarisch auf logistische Prozesse der Anlieferung sowie das „Supermarkt-Prinzip“ eingegangen. Bezüglich den **Anlieferungsintervallen** von Waren wird im Lebensmitteleinzelhandel hinsichtlich verschiedener Warentypen unterschieden. Waren wie Obst oder Gemüse, welche nur eine geringe Haltbarkeit besitzen, werden etwa sechsmal pro Woche von den Regionallagern angeliefert. Ist der Supermarkt von Montag bis Samstag geöffnet, entspricht das etwa einer täglichen Anlieferung. Waren, welche durch ein langes Mindesthaltbarkeitsdatum gekennzeichnet sind, werden seltener nachbestellt und treffen im Lager der Filiale etwa alle zwei Tage ein. Die Bestellung der Ware seitens des Supermarktes erfolgt meist durch ein automatisiertes System. Dabei gilt für die Filialen ein individueller Belieferungsrhythmus Schader (2020).

Kennzeichnend für die Logistik innerhalb eines Supermarktes ist unter anderem, dass nachgelagerte Prozesse über Minimalmengen reguliert werden können. Kommt es zu einer Unterschreitung der Minimalmenge (z. B. der Waren in einem Warenregal), können vorgelagerte Prozesse angestoßen werden und so beispielsweise die Regale nach Aufbrauchen der vorhandenen Waren neu befüllt werden CETPM Institut an der Hochschule Ansbach (2022). Werden also Vorprodukte von einer Produktionsstelle gebraucht, so müssen diese beim **Supermarkt-Prinzip** aus den vorgelagerten Beständen herausgenommen werden. Vorgelagerte Stationen füllen diese Bestände dann wieder auf (Günther und Tempelmeier, 2020a, S. 334). Dieses Prinzip zielt auf die Vermeidung von Fehlmenngen ab.

Unter Berücksichtigung beschriebener Stationen des realen Systems wurde zu Beginn der Simulationsstudie zunächst ein graphisches Modell des Supermarkts (siehe Abbildung 2.1) erstellt, welches als grobe Vorlage für die Modellierung in AnyLogic diente. Bereits ersichtlich ist in dieser Abbildung der Aufbau des zu simulierenden Supermarktes bestehend aus einem LKW (Lastkraftwagen)-Terminal, dem Zwischenlager für die angelieferten Produkte und der eigentlichen Verkaufsfläche des Supermarkts inklusive Kassensbereich im Basismodell. Als Erweiterung für das Alternativmodell wird ein Online-Shop hinzugefügt, wofür ein Abholungshub und Auslieferungsterminal für Online-Bestellungen vorgesehen ist.

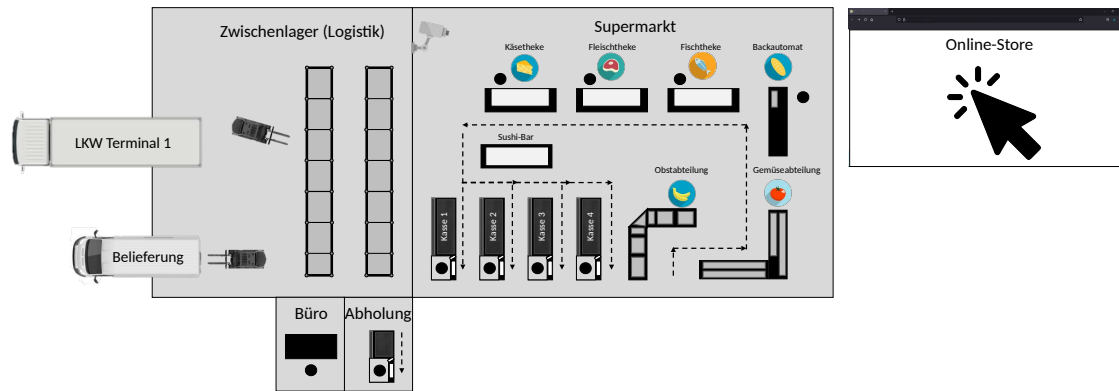


Abbildung 2.1: Graphische Darstellung des Supermarkts als Modell

2.2 Kennzahlen

Um das Basismodell mit dem Alternativmodell sinnvoll vergleichen und Handlungsempfehlungen treffen zu können, werden drei Leistungskennzahlen (KPI's) ausgewählt und für beide Modellalternativen betrachtet:

- Der β -Servicegrad
- Die Durchlaufzeit der Kunden
- Die Verderbquote der Waren

Wie bereits in der Einleitung aufgeführt wurde, spielt die Verfügbarkeit von Waren für die Supermarktkunden eine zentrale Rolle. Damit analysiert werden kann, inwiefern Fehlmengen auftreten bzw. die Lieferfähigkeit der Waren im Supermarkt gegeben ist, wird in der Simulation ein **Servicegrad** als Kennzahl ausgewertet (Claus, 2015, S. 187). Als mengenorientierter KPI (Key Performance Indicator) dient im Folgenden der β -Servicegrad. Im Gegensatz zum alpha-Servicegrad wird bei der Berechnung des β -Servicegrades auch die Höhe der auftretenden Fehlmengen berücksichtigt (Tempelmeier, 2020, S. 296), was für den Vergleich der Modelle von Relevanz sein kann. Durch den β -Servicegrad wird der Anteil des Bedarfs am Gesamtbedarf einer Periode beschrieben, welcher ohne Verzögerung befriedigt werden kann (Günther und Tempelmeier, 2020b, S. 169). Die Berechnung des β -Servicegrades ergibt sich dementsprechend aus der Formel:

$$\beta = \frac{\text{mittlere Nachfragemenge pro Periode} - \text{mittlere Fehlmenge pro Periode}}{\text{mittlere Nachfragemenge pro Periode}} \quad (2.1)$$

Angemerkt sei, dass sowohl im Basismodell als auch im Alternativmodell ein Tag als eine Periode gezählt wird. Des Weiteren wird in der AnyLogic Simulation die Nachfragemenge je nach Warengruppe in der Kundenquelle anhand verschiedener Verteilungen definiert. Auch die Fehlmenge wird pro Warengruppe einzeln erfasst und in einer Variable aufgezeichnet. Diese detaillierte Datenerfassung ermöglicht es, bei der Berechnung des β -Servicegrads die individuellen Fehlmengen und Nachfragemengen je Warengruppe zu berücksichtigen. Bei der Auswertung der Simulationsergebnisse gilt ein hoher β -Servicegrad als wünschenswert, da dies Rückschlüsse darauf erlaubt, dass einer hoher Anteil der Kundennachfrage für die einzelnen Warengruppen in der Periode bedient werden kann.

Als weitere zentrale Leistungskenngröße erweist sich die **DLZ (Durchlaufzeit)** der Kunden. Anhand der DLZ wird die mittlere Zeit beschrieben, die ein Kunde im Supermarkt verbringt. Die DLZ berechnet sich im AnyLogic Simulationsmodell aus der Summe der mittleren Zeit in der Verkaufsfläche und der mittleren Zeit, die der Kunde an der Kasse verbringt. Laut dem Handelsreport Lebensmittel 2018 gilt eine lange Wartezeit für viele Kunden als stark negativer Faktor während des Einkaufs (Bakir, 2019). Es wird deshalb angenommen, dass eine kurze DLZ erstrebenswert ist, da die Kunden weniger Zeit mit Warten verbringen müssen.

Die **Verderbquote** stellt die dritte zu betrachtende Kennzahl dar. Weil in der Literatur zum Logistikcontrolling die Verderbquote als Anteil der verdorbenen Stückzahlen an den ausgelieferten Stückzahlen gilt (vgl. z. B. (Gleißner, 2009, S. 130)), wird im Simulationsmodell auf folgende Formel zurückgegriffen:

$$\text{Verderbquote} = \frac{\text{Weggeworfene Waren}}{\text{Lagermenge}} \quad (2.2)$$

Auch die Verderbquote wird je Warengruppe ermittelt. Dies liegt darin begründet, dass der Agent „Ware“ für jede Warengruppe eine unterschiedliche Haltbarkeit besitzt und aufgrund dessen die Anzahl abgelaufener Waren variiert. Des Weiteren ist die Lagermenge entsprechend den Nachfragen nach Warengruppen in den Supermarktregalen und Theken flexibel gestaltet. Eine geringe Verderbquote wird angestrebt, um möglichst viele Waren innerhalb deren Haltbarkeitsgrenze zu verkaufen.

2.3 Ereignisgesteuerte Prozessketten des Basismodells

Nach der Beschreibung des realen Systems und der Festlegung der Kennzahlen wird im nächsten Schritt der zu simulierende Prozess modelliert. Hierbei werden ereignisgesteuerte Prozessketten benutzt. Diese bieten den Vorteil Unternehmensvorgänge als Blackbox mit Aktivitäten darzustellen. Diese Aktivitäten besitzen zudem ein vor- und nachgelagertes Ereignis, welche den Input bzw. den Output der Aktivität darstellt. Mit diesem Blackboxprinzip lässt sich daher ein Prozess in beliebiger Granularitätsstufe darstellen.

2.3.1 Metamodell

Um einen Überblick über das zu modellierende System zu bekommen zeigt Abbildung 2.2 das Modell in niedriger Granularität. Dieses wird im folgenden als Metaprozess bezeichnet und zeigt alle relevanten übergeordneten Prozesse. Diese sind die Anlieferung, die Einlagerungslogistik, die Lagerlogistik und der Kundeneinkauf.

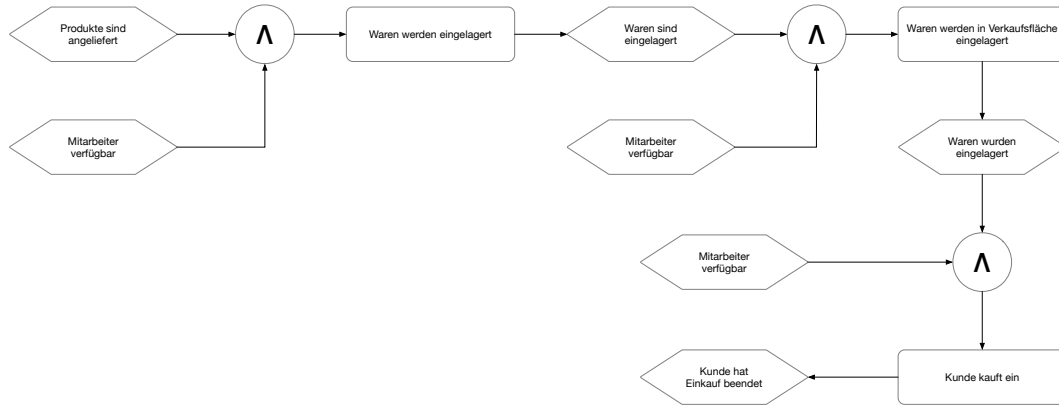


Abbildung 2.2: Metaprozess des Supermarkts

Zunächst werden die Waren angeliefert. Wenn genügend Mitarbeiter verfügbar sind, werden die Waren vom LKW entladen und ins Lager eingeräumt. Darauf folgend werden die Regale in der Verkaufsfläche von Mitarbeitern des Kundenbereichs eingeräumt. Diese Aktivitäten (Anliefern, Einlagern, Einräumen) laufen parallel zum Kundeneinkauf ab. Hierbei kann zudem der Kundeneinkauf in den Warenauswahlprozess und dem Kassenprozess gegliedert werden.

2.3.2 Beispiel Anlieferung und Entladung

Ein wichtiger Prozess ist das Entladen der Lieferungen und des Einlagern der Waren. (vgl. Abb. 2.3).

Der Prozess beginnt mit dem Starterereignis "LKW ist am Supermarkt angekommen" daraufhin wartet der LKW bis ein Terminalplatz frei wird. Wenn der Terminalplatz frei ist kann der LKW hineinfahren und ist bereit entladen zu werden. Ist der LKW entladen so verlässt dieser den Terminal und das Supermarktgelände.

Die entladene Ware wird nun auf einen Hubwagen geladen und zum Lager transportiert. Ist der Hubwagen im Lager angekommen wird dieser vor den entsprechenden Regalen entladen und der Hubwagen fährt zum LKW-Terminal zurück. Die entladene Ware wird nun auf ihre Qualität geprüft. Ist die Qualität ausreichend, so steht die Ware bereit für die Einlagerung. Andernfalls wird die Ware entsorgt. Die für die Einlagerung bereitstehende Ware wird nun in die Regale eingeräumt.

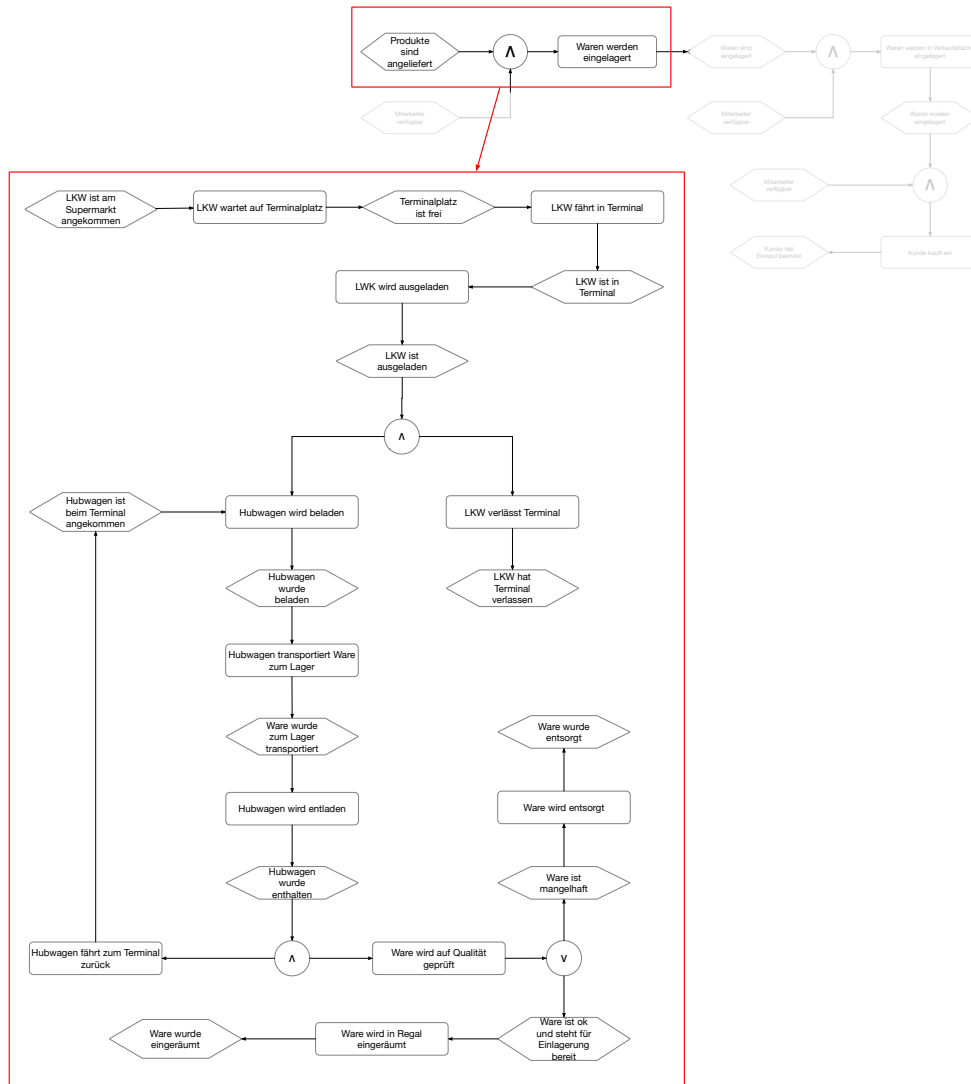


Abbildung 2.3: EPK Anlieferung

2.3.3 Beispiel Kundeneinkauf: Warenauswahlprozess

Ein weiterer Prozess ist der Kundeneinkauf und hierbei insbesondere der Warenauswahlprozess. Dieser beginnt mit dem Startereigniss "Kunde betritt Supermarkt" (vgl. Abbildung 2.4).

Daraufhin wählt der Kunde seine Waren aus (er will eine bestimmte Ware kaufen). Die Ware kann nun entweder in einer Theke oder in einem Regal liegen. Wenn die Ware in einer Theke liegt, prüft der Kunde, ob es eine Warteschlange gibt und ob diese zu lang ist. Ist die Warteschlange zu lang kann der Kunde eine andere Ware wählen (Aktivität "Kunde will Ware nehmen") oder er geht zum Kassensbereich. Ist die Warteschlange kleiner als die Wartezeitpräferenz des Kunden prüft er, ob die Ware verfügbar ist. Ist die Ware nicht verfügbar gibt es wieder die Optionen eine weitere Ware auszuwählen

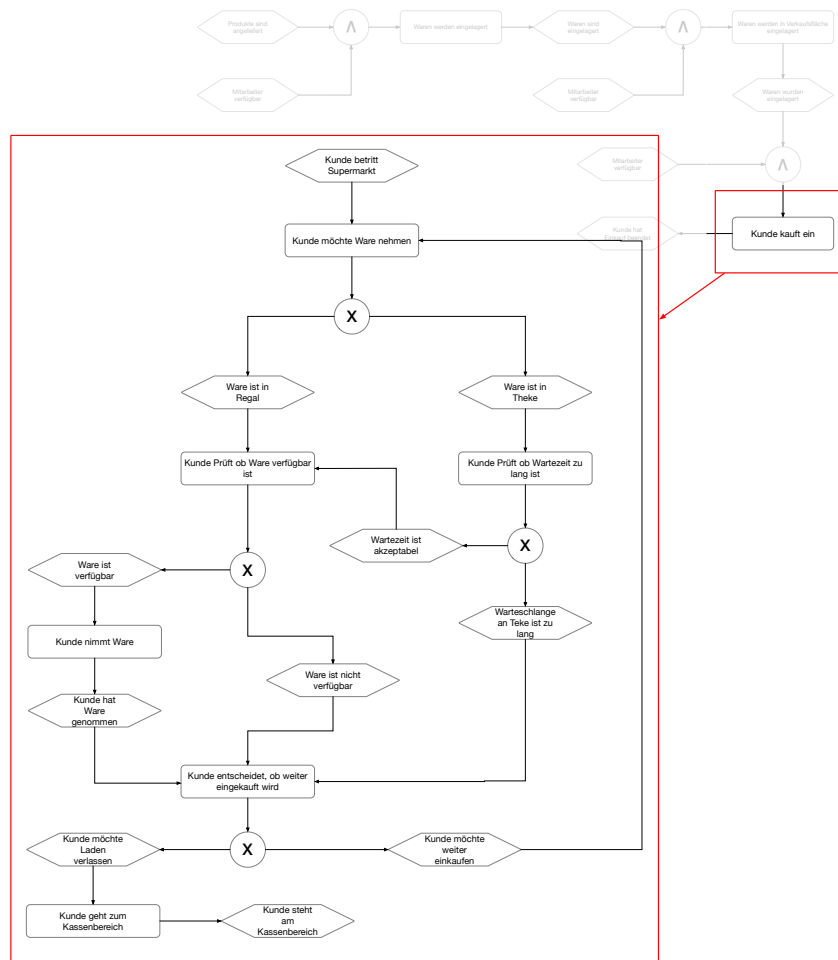


Abbildung 2.4: EPK Kundeneinkauf

oder an den Kassensbereich zu gehen. Tritt der Fall ein, dass die Ware verfügbar ist, kann der Kunde diese nehmen und weitere Waren auswählen oder zur Kasse gehen. Der Kreislauf endet mit dem Ereignis "Kunde steht am Kassensbereich".

2.4 Beschreibung des Basismodells und der Alternative

In den zurückliegenden Kapiteln wurde die Grundlage dafür geschaffen, das reale System zu verstehen und in Form von Prozessen zu abstrahieren. Im nachfolgenden wird dieses Wissen für die Modellierung von Simulationsmodellen verwendet. Zunächst wird das Basismodell mit seinen Annahmen und Parametern erläutert, um anschließend auf das Alternativmodell einzugehen.

2.4.1 Basismodell

In diesem Modell wird der Zeitraum vom 03.01.2022 bis zum 09.01.2022 simuliert. Bei der Betrachtung einer Woche wurden im Modell Zeitpläne hinterlegt, welche Öffnungszeiten, LKW-Anlieferungsintervalle und Qualitätscheckintervalle steuern. Manche Prozesse werden außerhalb der Öffnungszeiten nicht ausgeführt. Grundsätzlich, wenn nicht anders beschrieben, werden für die Arbeitsschritte der Mitarbeitenden (Agenttyp, Ressource Pool) und Prozesse der Kunden (Agenttyp) Dreiecksverteilungen angenommen. Dies gibt die Möglichkeit ein Minimum, Maximum und Modus festzulegen. Daher eignet sich diese Verteilung um Arbeitsprozesse darzustellen, welche zumeist eine minimale (bei Mitarbeitenden, welche mit der Arbeit begonnen haben oder die motiviert sind) eine mittlere und maximale Bearbeitungsdauer (Arbeitstag geht dem Ende hinzu, demotivierte Mitarbeitende) besitzen. Insgesamt beinhaltet das Modell sieben Warengruppen (Obst, Gemüse, Fisch, Fleisch, Käse, Backwaren und Sushi) und sieben Agenten (Kunden, Mitarbeitende, Ware, Hubwagen, Palette, LKW und Agent).

Das Basismodell ist an den Aufbau des Metaprozesses (siehe Kapitel 2.3.1) angelehnt. Die Warenanlieferung und -einlagerung ist im Bereich Anlieferung, Logistik und Lager modelliert worden. Die Prozessschnittstellen Kundeneinkauf und die Mitarbeiterbereitstellung wurden im Bereich des Supermarktes und der Kassen modelliert. Im nachfolgenden werden die Bereiche Anlieferung, Logistik, Lager, Supermarkt und Kassen, sowie deren Annahmen und Parameter näher betrachtet.

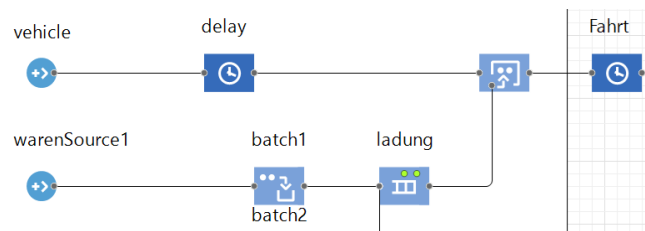


Abbildung 2.5: Erstellung der Anlieferung

Im Bereich der Anlieferung wird die Versorgung des Supermarkts mit Waren (Agenttyp) simuliert (siehe Abbildung 2.5). Die Anlieferung der Waren wird einmal täglich, aufgrund des Bestellrhythmus-Bestellgrenzen-Verfahrens ((t,S)-Politik vgl. Anhang Abbildung. B.1), vorgenommen. Die Bestellmenge wird anhand der möglichen Lagerkapazität abzüglich des aktuellen Lagerbestands ermittelt. Diese Bestellpolitik mit fixiertem Zeitraum und variabler Bestellmenge hat den Vorteil, dass das Risiko für Fehlmenngen gering ist. (Gleißner und Femerling, 2008, S. 148) Zusätzlich wird bei der Bestellung berücksichtigt, dass die Abgabe der Ware nur in vordefinierten Losgrößen (siehe Anhang A) möglich ist. Im Modell wird die Bestellung durch den Agent LKW durchgeführt, unter Annahme dass am Vortag die Mitarbeitenden die Bestellmenge festgelegt haben. Zusätzlich wird die Ware mit einem Haltbarkeitsdatum (und Zeit) versehen. Für die Ermittlung der Haltbarkeit wurde die aktuelle Zeit mit einer Normalverteilung kom-

binert, welche durch eine Standardabweichung von sieben und je nach Warengruppe unterschiedlicher Erwartungswerte (je nach Verderblichkeit, siehe Anhang A) charakterisiert wird. Die Normalverteilung eignet sich hierfür, da sie Häufigkeitsverteilungen von vielen Sachverhalten aus Natur und Wirtschaft recht zutreffend beschreibt. (Brell u. a., 2017, S. 112) Die hohe Standardabweichung führt dazu, dass manche Waren verdorben vor der Einlagerung im Lager ankommen.

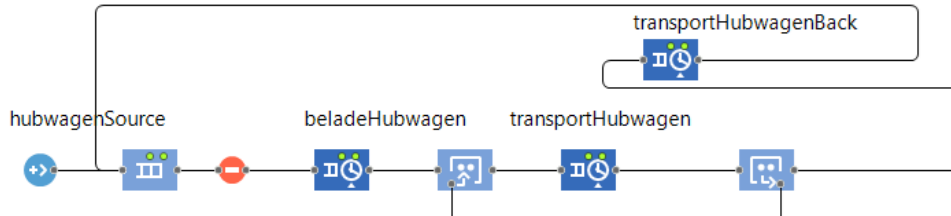


Abbildung 2.6: Entladung des LKW's

Danach wird der LKW im Modellbereich der Logistik am LKW-Terminal mit Hubwägen entladen (siehe Abbildung 2.6). Die Ware wird nachfolgend einem Qualitätscheck unterzogen, welcher feststellt, ob die Ware noch haltbar ist. Anschließend, falls die Ware nicht verdorben ist, wird diese eingelagert oder wenn sie verdorben ist entsorgt. Zusätzlich ist der Qualitätscheck für das Lager in der Logistik verortet. Dieser prüft während der Öffnungszeiten des Marktes, ob die Waren im Lager haltbar sind. Im nachfolgenden Java-Code (Algorithm 1) prüft der For-Loop (Zeile vier bis Zeile 11) alle Waren und falls die Haltbarkeit kleiner als die derzeitige Modellzeit ist, so wird die aufgenommene Ware in die Enter Node verschoben. Nach der Enter Node wird der Arbeitsschritt zum Entsorgen vollzogen.

Algorithm 1 Qualitätscheck für Lager und Supermarkt

```

1: if lagerWG1.size() > 0 then
2:   int j = 0;
3:   int s1 = lagerWG1.size();
4:   for int i = 0; i < s1; i++ do
5:     Ware ware = lagerWG1.get(j);
6:     if ware.durability < time() then
7:       enter.take(lagerWG1.remove(j))
8:     else
9:       j++;
10:    end if
11:  end for
12: end if

```

Im Lager wird die Ware solange eingelagert, bis diese von dem Warenregal oder der Theke angefordert werden. In diesem Modell wird im Lager das FiFo (First in-First

out) Prinzip angewendet. Dabei wird die Ware, welche zuerst eingelagert wurde beim auslagern zuerst entnommen. Diese Strategie hilft dabei, das Verderben von Waren zu reduzieren und damit zusätzliche Fehlmengen, aufgrund geringer Lagerbestände, zu vermeiden. (Gleißner und Femerling, 2008, S. 107)

Der Supermarkt beginnt mit der Kundenquelle, welche nur zu gewissen Zeiten (8:00 - 20:00 Uhr) Kunden generiert. Durch die begrenzten Möglichkeiten von Anylogic zeitgesteuert Agenten mit einer individuellen Verteilung zu generieren, wurde ein Plan mit individuellen Ankunftsrate erstellt, welcher sich stündlich ändert. Die interne Verteilung dieser Ankunftsrate ist eine exponentielle Verteilung, deren Parameter durch das Programm Anylogic intern geregelt werden. In der Kundenquelle erhalten Kunden ein individuelles Nachfrage- und Warteprofil (siehe Anhang A). Anhand diskreter Verteilungen, der binomialen Verteilung und Gleichverteilung, ist es möglich Warengruppen eine Nachfrage an Waren zuzuordnen. Dabei sollen Warengruppen wie beispielsweise Sushi selten und wenig (Menge) oder Obst eher häufig und viel (Menge) nachgefragt werden. Das individuelle Warteprofil zeigt an, wie viele Kunden Tolleranz ein Kunde hat, um sich an einer Warteschlange anzustellen.

Grundsätzlich wiederholen sich die Elemente bei den Warengruppen im Modell. Zunächst wird aufgeteilt, ob der Kunde für die Ware eine Nachfrage besitzt. Dies liegt daran, weil der Supermarkt als Rundkurs aufgebaut wurde. Falls er keine Nachfrage hat, so benötigt dieser eine Laufzeit um zur nächsten Station zu kommen. Abgesehen davon kann es sein, dass das Regal / Theke leer ist oder die Theke ein zu hohes Kundenaufkommen besitzt, welches den Kunden veranlassen weiter zu gehen. Falls der Kunde eine Nachfrage nach der Warengruppe hat, das Regal / Theke mit Waren gefüllt und die Theken kein zu hohes Kundenaufkommen haben, so kann er in zwei verschiedene Arten von Modellierungen ankommen (siehe Abbildung 2.7).

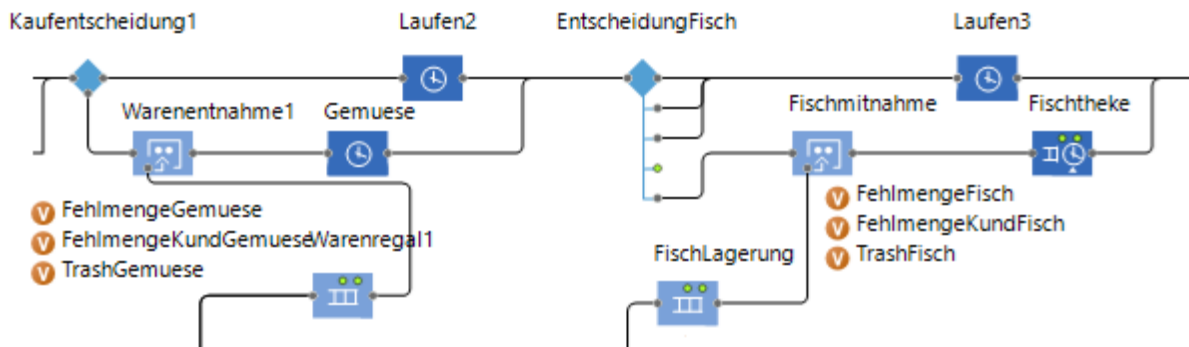


Abbildung 2.7: Regale vs. Theken

Für Obst, Gemüse, Backwaren und Sushi ist lediglich ein Regal mit einer Zeitverzögerung und Kapazitätsbeschränkung vorzufinden. Bei Fisch, Fleisch und Käse han-

delt es sich um Theken. Kunden werden durch einen Mitarbeitenden bedient und die Verzögerung ist als exponentielle Verteilung mit einem Minimalwert von eins angenommen worden, da Kunden eine Beratung an diesen Theken benötigen.

Alle Regale und Theken wurden in Anylogic mit einer Warteschlange versehen, welche die gelagerten Waren am Regal darstellt. Dabei wurden je nach Größe einer Ware unterschiedliche Regalkapazitäten angenommen. Sobald die Hälfte der Regalgröße erreicht ist, wird ein Auftrag zur Befüllung des Regals ausgelöst, welcher in folgendem Java-Code dargestellt ist.

Algorithm 2 Überprüfung/ Auffüllung des Regalbestands

```

1: if Warenregal.size() <= Bestellbestand1 && service.size() == 0 && unbatch1.size()
   == 0 then
2:   if lagerWG1.size() < RegalGroesse1-Warenregal.size() && lagerWG1.size() > 0
      then
3:     batchWG1Size = lagerWG1.size();
4:   else
5:     batchWG1Size = RegalGroesse1 - Warenregal.size();
6:   end if
7:   batchWG1.set_batchSize(batchWG1Size);
8:   holdL1.unblock();
9: end if

```

In Zeile eins wird geprüft, ob der Bestellbestand unterschritten wurde und in den vorhergehenden Blöcken nach dem Lager, aber vor dem Regal, bereits angeforderte Waren befinden. Danach wird in Zeile zwei überprüft, ob genug Waren vorhanden sind, um das Regal zu befüllen. Falls dies nicht möglich ist, so kann nur die Menge im Lager angefordert werden. Anderenfalls wird die komplette Fehlmenge geordert. Backwaren und Sushi haben hierbei eine Besonderheit, denn bevor die Waren vom Lager in das Regal gestellt werden können, wird ein Herstellungsprozess angestoßen. Dieser zerlegt den Backprozess in die Beladung, die Backzeit und die Entladung des Backautomaten beziehungsweise das Rollen des Sushis. Zusätzlich sei erwähnt, dass der Supermarkt eine eigene Qualitätskontrolle besitzt, welche gleich der Qualitätskontrolle in Lager und Logistik ist.

Die letzte Station für den Kunden im Basismodell ist der Kassenbereich. Hierzu nachfolgender Java-Code.

Algorithm 3 Kassenauswahl des Kunden

```

1: int[] Warten = nQueueSizeKasse1, nQueueSizeKasse2, nQueueSizeKasse3, nQueue-
   SizeKasse4;
2: if nQueueSizeKasse1 == 0 then
3:   agent.kasse = 1;
4: else if nQueueSizeKasse2 == 0 then
5:   agent.kasse = 2;
6: else if nQueueSizeKasse3 == 0 then
7:   agent.kasse = 3;
8: else if (nQueueSizeKasse1 + nQueueSizeKasse2 + nQueueSizeKasse3) <= 30 &&
   nQueueSizeKasse4 <= 10 then
9:   int min = 0;
10:  if nQueueSizeKasse2 < Warten[min] then
11:    min = 1;
12:  end if
13:  if nQueueSizeKasse3 < Warten[min] then
14:    min = 2;
15:  end if
16:  agent.kasse = min + 1;
17: else
18:   int min = 0;
19:   if nQueueSizeKasse2 < Warten[min] then
20:     min = 1;
21:   end if
22:   if nQueueSizeKasse3 < Warten[min] then
23:     min = 2;
24:   end if
25:   if nQueueSizeKasse4 < Warten[min] then
26:     min = 3;
27:   end if
28:   agent.kasse = min + 1;
29: end if

```

Hier entscheidet der Kunde anhand der Warteschlangen-Länge, an welche Kasse er sich anstellt. Kasse eins bis drei sind jederzeit geöffnet und werden zunächst geprüft, ob diese keine Warteschlange besitzen (Zeile zwei bis sieben). Danach wird geprüft, welche Kasse eine niedrigere Warteschlange hat, als die andere (Zeile acht bis 16). Falls zusätzlich insgesamt mehr als 30 Kunden an den ersten drei Kassen stehen und an der vierten Kasse weniger als 11 Kunden, dann werden alle Kassen geöffnet und zusätzlich die vierte Kasse zur Prüfung der kürzesten Warteschlange herangezogen. Hier wurde ebenso wie bei den Theken eine exponentielle Verteilung mit einem Minimalwert von eins angenommen. Somit wird Rechnung getragen, dass die meisten Kunden eine kurze Bearbeitungszeit in Anspruch nehmen, aber ebenso Ausnahmen existieren, die länger

als der Minimalwert benötigen.

2.4.2 Alternativmodell

In diesem Alternativmodell wird, wie im Basismodell der Zeitraum vom 03.01.2022 bis zum 09.01.2022 simuliert. Die Anzahl der zu Verfügung stehenden Ressourcen, sowie die Verteilungen der Ankunfts- und Bearbeitungsraten, bleiben ebenfalls unverändert. Da während der Verifikationsphase des Modells ein Problem bei der Ressourcenallokation der Mitarbeitenden im Modell festgestellt wurde, wurde ein dedizierter Ressourcen Pool (Online Sachbearbeiter) mit einer Kapazität von N_{OS} -Einheiten für die Bearbeitung der Online-Kunden eingeführt und die Kapazität der Ressource Mitarbeitenden um N_{OS} -Einheiten reduziert, wodurch die Gesamtanzahl der Mitarbeitenden konstant bleibt.

Da es für die Vergleichbarkeit der zwei Modelle von Bedeutung ist, dass sich die Anzahl der Kunden – abgesehen von Zufallsschwankungen – im Modell nicht verändert, wird bei der Ankunft der Kunden mithilfe einer Ziehung aus der gleichverteilten Zufallsvariablen $X_O \sim U(0, 1)$ entschieden, ob dieser ein online bzw. offline Kunde ist. Nimmt die gezogene Zahl x_o hierbei einen Wert kleiner gleich der Wahrscheinlichkeit $p_{online} \in [0, 1]$ an, handelt es sich um einen online-, wenn nicht, um einen offline Kunden.

Wenn es sich bei dem Kunden, der das Modell betritt, um einen online Kunden handelt, wird im Anschluss der Bestellprozess mittels eines Custom-Java-Codes, wie in Algorithmus 4 beispielhaft für die Warengruppe eins dargestellt, simuliert. Dabei ist die Idee jene, dass die Waren für den online Kunden reserviert und aus dem Supermarktkreislauf entfernt werden.

Hierzu wird zuerst die integer Variable $w1$ auf den Wert 0 initialisiert. Im Anschluss wird abgefragt, ob der Kunde überhaupt die Ware kaufen will ($agent.Ware1 > 0$) und ob das Lager mindestens eine Einheit ausweist ($agerWG1.size() > 0$). Trifft dies zu, wird überprüft, ob die Lagerkapazität ausreicht, um die Nachfrage vollständig zu erfüllen ($lagerWG1.size() > agent.Ware1$). Reicht die Kapazität aus, wird solange die erste Ware aus dem Lager entnommen und die Variable $w1$ um eine Einheit erhöht, bis die Nachfrage erfüllt ist. Sollte die Lagerkapazität hingegen nicht ausreichen, wird das Lager vollständig entleert und die Differenz aus Nachfragemenge und Lagerkapazität als Fehlmenge ausgewiesen.

Algorithm 4 Online Bestellprozess (Warengruppe 1)

```

1: int w1 = 0;
2: if agent.Ware1 > 0 then
3:   if lagerWG1.size() > 0 then
4:     if lagerWG1.size() > agent.Ware1 then
5:       for int i = 0; i < agent.Ware1; i++ do
6:         bestellteWare.take(lagerWG1.remove(0));
7:         w1++;
8:       end for
9:     else
10:      int s1 = lagerWG1.size();
11:      for int i = 0; i < s1; i++ do
12:        bestellteWare.take(lagerWG1.remove(0));
13:        w1++;
14:      end for
15:    end if
16:  end if
17: end if
18: FehlmengeObst + = agent.Ware1 - w1;;

```

Dieser Algorithmus wird für alle Warengruppen ausgeführt.

Die aus den Lagern entfernten Waren werden zu dem in Abbildung 2.8 dargestellten Eingangs-Baustein „bestellteWare“ geschickt und im Baustein für die Chargenbildung „onlineBatch“ in eine Charge mit variabler Größe (Summe aller entnommenen Waren) zusammengefasst. Allerdings beginnt die eigentliche Simulation des zeitlichen- und ressourcenbezogenen Aufwandes des Kommissionierprozesses erst dann, wenn insgesamt fünf Bestellungen im „metaBatch“ eingegangen sind.

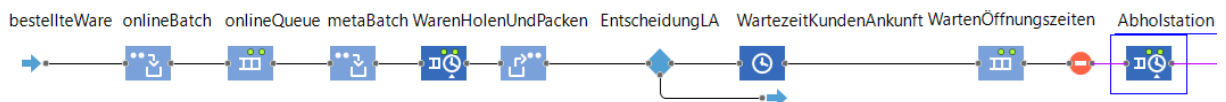


Abbildung 2.8: Online Batching

Im nächsten Schritt wird der Kommissionierprozess der Online-Lieferungen im Service-Baustein „WarenHolenUndPacken“ simuliert. Da für diesen Prozess keine Verteilung der Bearbeitungszeit zur Verfügung stand, wurde eine Dreiecksverteilung angenommen. Nachdem die Ware vollständig kommissioniert ist, wird diese mit einer Wahrscheinlichkeit von 20% zur Abholstation und mit einer Wahrscheinlichkeit von 80% zur Auslieferungsstelle weitergeleitet. Dahinter steckt die Annahme, dass die meisten Kunden, die

eine online Bestellung aufgeben, diese auch geliefert haben wollen. Die Verzögerung zwischen Benachrichtigung der Kunden und Abholung wird durch einen Delay-Baustein simuliert, dabei wird mittels eines hold-Bausteines berücksichtigt, dass die Abholung nur während der regulären Öffnungszeiten möglich ist.

In Abbildung 2.9 ist der Auslieferungsprozess der Online-Bestellungen dargestellt. Grundsätzlich steht dem Modell ein Auslieferungsfahrzeug zur Verfügung, welches zwischen 8 Uhr und 19 Uhr Waren ausliefert. Hier wurde die Annahme vorgenommen, dass mindestens 15 Bestellungen geladen sein müssen, bevor die Auslieferungsfahrt beginnt. Dies wird mittels eines Hold-Bausteines sichergestellt. Für die Auslieferungszeit im Delay-Baustein „Lieferung“ wurde eine Dreieckverteilung gewählt. Die Simulation des Aufwandes für die Beladung erfolgt im Service-Baustein „Einladen“ und wird nur ausgeführt, wenn auch ein Fahrzeug bereitsteht

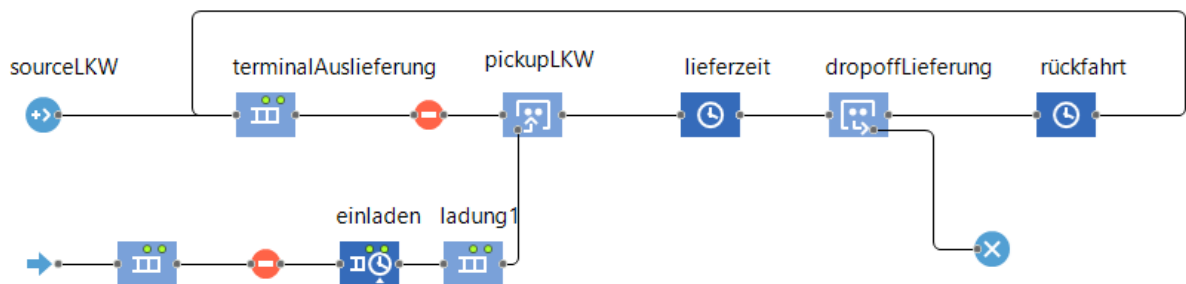


Abbildung 2.9: Auslieferung der gepickten Waren an Kunden

3 Simulation

3.1 Beschreibung der Ergebnisse

Im Folgenden wird die generelle Vorgehensweise der Analyse (Methodik), die KPIs des Basismodells und des Alternativmodells erläutert.

3.1.1 Methodik

Zunächst werden die KPIs der Simulationstage als Mittelwerte zusammengefasst. Hierbei ist jede Simulationswiederholung ein Datenpunkt mit den Mittelwerten für β -Servicegrad, Verderbquote der Waren und DLZ der Kunden. Diese Mittelwerte werden für das Basismodell, als auch für das alternative Modell berechnet. Im nächsten Schritt werden mit den Mittelwerten und den Varianzen die Konfidenzintervalle berechnet und für einen ersten Eindruck grafisch dargestellt. Die Berücksichtigung einer "Warm-Up" Phase ist nicht notwendig, da das Modell direkt mit einem Anfangsbestand startet. Um zu prüfen ob die Mittelwerte des Basismodells und des alternativ Modells sich signifikant unterscheiden wird ein t-Differenzentest durchgeführt.

3.1.2 Basismodell

Insgesamt wurden 300 Replikationen des Basismodells simuliert und die Daten zu KPIs aggregiert. Nachfolgend eine Übersicht zu den ermittelten Daten (siehe Tabelle 3.1).

KPI	β -Servicegrad in %	Verderbquote (Waren) in %	DLZ (Kunden) in Minuten
UKI	90,23	8,23	34,46
Mittelwert	90,36	8,28	34,55
OKI	90,48	8,34	34,64
Varianz*	$1,23 \cdot 10^{-4}$	$2,4 \cdot 10^{-5}$	0,61

OKI = Obergrenze 95%-Konfidenzintervall

UKI = Untergrenze 95%-Konfidenzintervall

* = ohne Maßeinheit

Tabelle 3.1: KPI Übersicht des Basismodells

Grundsätzlich hat das Basismodell im Mittel einen β -Servicegrad von 90,36%. Damit ist gewährleistet, dass neun von zehn nachgefragten Waren im Supermarkt verfügbar wa-

ren. Die hohe Deckung der Kundenbedürfnisse spiegelt sich in einer durchschnittlichen Verderbquote von 8,28% wider, da gelagerte Mengen größtenteils abverkauft werden. Dabei befinden sich die Kunden durchschnittlich 34,55 Minuten im Supermarkt.

Interessant bei der Messung ist, dass der durchschnittliche Servicegrad aller Repitionen mit jeder voranschreitender Periode (ein Tag), einen abnehmenden β -Servicegrad (von 93,57% auf 89,22%) vorweist. Die Verderbquote hingegen startet bei 9%, hat ein Hoch in der zweiten Periode mit 11,45% und sinkt dann bis zur letzten Periode auf 7,12%. Der sinkende β -Servicegrad und die Verderbquote weisen daraufhin, dass mit voranschreitenden Perioden die Lagerkapazität der simulierten Modells nicht ausreichend ist.

Zuletzt wird bei der Betrachtung der Konfidenzintervalle festgestellt, dass diese bei den gemessenen KPIs eher nah beieinander liegen. Besonders der β -Servicegrad und die Verderbquote haben eine niedrige Varianz, welche Rückschlüsse auf einen stabilen Prozess zulassen.

3.1.3 Alternatives Modell

Für das alternativ Modell wurden ebenfalls 300 Replikationen des Modells durchgeführt. Wobei für das Wertepaar $(p_{online}|N_{OS})$ mit den Ausprägungen $(0, 1|1)$, $(0, 2|2)$ sowie $(0, 3|3)$ sequentielle Simulationen durchgeführt wurden.

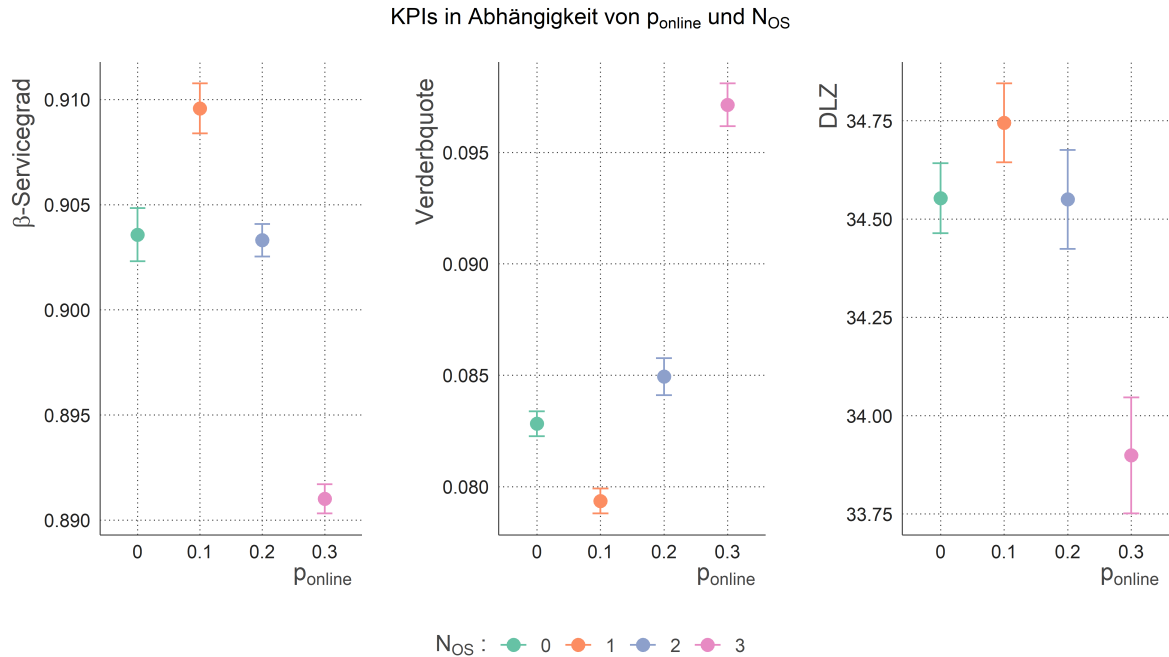


Abbildung 3.1: KPIs in Abhängigkeit von p_{online}

3 Simulation

Betrachtet man die Ergebnisse in Abbildung 3.1 fällt auf, dass die Alternative (0.1|1) für die KPI β -Servicegrad und Verderbquote die besten Ergebnisse liefert. Allerdings ist die DLZ im Vergleich zu den anderen Alternativen am höchsten. Da die KPIs β -Servicegrad und Verderbquote allerdings für die Autoren die größere Relevanz für den Modellvergleich aufweisen, wird in den folgenden Abschnitten die Alternative mit der Ausprägung (0.1|1) als Alternativmodell referenziert und betrachtet.

KPI	β -Servicegrad in %	Verderbquote (Waren) in %	DLZ (Kunden) in Minuten
UKI	90,88	7,94	34,58
Mittelwert	90,99	8,00	34,67
OKI	91,10	8,07	34,79
Varianz*	$1,01 \cdot 10^{-4}$	$3,1 \cdot 10^{-5}$	0,89

OKI = Obergrenze 95%-Konfidenzintervall
UKI = Untergrenze 95%-Konfidenzintervall
* = ohne Maßeinheit

Tabelle 3.2: KPI Übersicht des Alternativmodells

Betrachtet man die Ergebnisse in Tabelle 3.2 ist auffällig, dass die Varianz auch im Alternativmodell für die jeweiligen KPIs sehr gering ausfällt und sich somit auch sehr schmale Konfidenzintervalle ergeben. So ergibt sich für den β -Servicegrad ein Mittelwert von 90,99%, wobei der Wert in 95% der Fälle im Intervall [90,88;91,10] liegt. Für die Verderbquote ergibt sich ein Mittelwert von acht bei einem 95%-Konfidenzintervall von [7,94;8,07]. Die DLZ ist in 95% der Fälle im Intervall [34,58;34,79], wobei sich ein Mittelwert von 34,67 ergibt.

3.2 Vergleich und Wahl der besten Alternative

In der weiteren Betrachtung erfolgt eine Interpretation des t-Differenzentests für jede Kennzahl, um herauszufinden, ob ein signifikanter Unterschied zwischen den Ergebnissen des Basismodells (stationär) und des Alternativmodells (online) besteht. Das Signifikanzniveau beträgt dabei jeweils 5%.

3 Simulation

KPI	β -Servicegrad in %	
	stationär	online
UKI	90,23	90,88
Mittelwert	90,36	90,99
OKI	90,48	91,10
Varianz*	$1,23 \cdot 10^{-4}$	$1,01 \cdot 10^{-4}$
t-test	β -Servicegrad	
UKI	-0,008	
OKI	-0,0046	
ØDif	-0,0063	
t-Wert	-7,34	
p-Wert	$2,03 \cdot 10^{-12}$	
Diff-Test	sigU	
OKI = Obergrenze 95%-Konfidenzintervall		
UKI = Untergrenze 95%-Konfidenzintervall		
* = ohne Maßeinheit		
Diff = Differenzen		
sigU = signifikant unterschiedlich		

Tabelle 3.3: t-Test und Vergleich zum β -Servicegrad

Wie in Tabelle 3.3 ersichtlich wird, beträgt die Differenz zwischen den Ergebnissen des stationären Modells und des online Modells hinsichtlich des β -Servicegrads -0,0063 und liegt in einem Intervall von [-0,008;-0,0046]. Dieses Intervall beinhaltet nicht exakt die 0 und lässt darauf schließen, dass ein signifikanter Unterschied für den β -Servicegrad im stationären und im online Modell existiert. Diese Aussage lässt sich mit 95%iger Sicherheit treffen. Dass die Differenz ein negativer Wert ist, deutet darauf hin, dass der online β -Servicegrad höher ist als der offline β -Servicegrad. Wie bereits in dem Kapitel 2.2 festgehalten wurde, ist ein hoher β -Servicegrad erwünscht, weil dies auf geringe Fehlmengen hindeutet. In Bezug auf den β -Servicegrad wird also das Alternativmodell präferiert. Anzumerken ist jedoch, dass die Differenz gering erscheint und die Mittelwerte des Servicegrads sowohl im stationären, als auch im online Modell mit ca. 90% relativ hoch sind.

3 Simulation

KPI	Verderbquote (Waren) in %	
	stationär	online
UKI	8,23	7,94
Mittelwert	8,28	8,00
OKI	8,34	8,07
Varianz*	$2,4 \cdot 10^{-5}$	$3,1 \cdot 10^{-5}$
t-test	Verderbquote (Waren)	
UKI	0,0019	
OKI	0,0036	
ØDif	0,0028	
t-Wert	6,38	
p-Wert	$6,78 \cdot 10^{-10}$	
Diff-Test	sigU	
OKI = Obergrenze 95%-Konfidenzintervall		
UKI = Untergrenze 95%-Konfidenzintervall		
* = ohne Maßeinheit		
Diff = Differenzen		
sigU = signifikant unterschiedlich		

Tabelle 3.4: t-Test und Vergleich zur Verderbquote (Waren)

Auch bei der Verderbquote der Produkte ist ein signifikanter Unterschied zwischen den stationären und den online Ergebnissen dieser Kennzahl beobachtbar, da das Intervall von $[0,0019;0,0036]$ die 0 nicht inkludiert (siehe Tabelle 3.4). Die Differenz beträgt hier 0,0028, was auf eine höhere Verderbquote im stationären Supermarkt deuten lässt. Im Alternativmodell konnten also mehr Produkte innerhalb deren Haltbarkeit verkauft werden, weshalb auch bei diesem KPI das alternative Modell besser abschneidet als das Basismodell.

3 Simulation

KPI	DLZ (Kunden) in Minuten	
	stationär	online
UKI	34,46	34,58
Mittelwert	34,55	34,67
OKI	34,64	34,79
Varianz*	0,61	0,89

t-test	DLZ (Kunden)
UKI	−0,2808
OKI	0,0126
ØDif	−0,1341
t-Wert	1,8
p-Wert	0,0732

Diff-Test	nicht sigU
OKI = Obergrenze Konfidenzintervall	
UKI = Untergrenze Konfidenzintervall	
* = ohne Maßeinheit	
Diff = Differenzen	
sigU = signifikant unterschiedlich	

Tabelle 3.5: t-Test und Vergleich zur DLZ (Kunden)

In Bezug auf die letzte Kennziffer - die Durchlaufzeit - ergibt sich im Basis- und Alternativmodell kein signifikanter Unterschied. Die Mittelwerte der DLZ im stationären und Alternativmodell weichen nur marginal voneinander ab. Ob simulierter Supermarkt also einen Online-Channel einführt, hat nur einen sehr geringen Effekt auf die DLZ der Kunden im Shop. Anhand der Kennziffer DLZ kann also keine fundierte Entscheidung für ein Modell gefasst werden.

Aufgrund der beschriebenen Tests und Erkenntnisse fällt die Wahl der Autoren auf das Alternativmodell mit Online-Shop, weil der β -Servicegrad dort höher und die Verderbquote niedriger ist. Mit Online-Shop-Option ist die Verfügbarkeit von Produkten also besser, was ein relevantes Resultat für die anfangs aufgeworfene Forschungsfrage "Wie entwickelt sich die Produktverfügbarkeit durch die Erweiterung des Basis- Supermarktmodells um einen Online-Channel?" darstellt. Es ist zu erwarten, dass die genannten Vorteile des Online-Shop-Modells sich positiv auf die Zufriedenheit der Kunden auswirken können.

Limitierend sei festgehalten, dass die Differenzen der Modelle bei allen drei Kennzahlen eher gering ausfallen. Eine Entscheidung für oder gegen ein Modell ist daher weniger eindeutig, als die Autoren zu Beginn der Simulationsstudie angenommen haben.

4 Zusammenfassung der Ergebnisse mit Handlungsempfehlung

Das Basismodell simuliert den modellierten Supermarkt über eine Woche. Dabei werden sieben Warengruppen und sieben Agenten im Modell verwendet. Der Aufbau des Modells ist an dem Metaprozess (EPK-Modellierung) orientiert. Um die Fragestellung dieser Seminararbeit optimal zu beantworten, wurden die Annahmen und Parameter ((t,S)-Bestellpolitik, FiFo) für eine begünstigende Wirkung auf die gewählten KPIs (Fokus auf den β -Servicegrad) ausgewählt.

Vor allem die individuelle Generierung von Kundennachfragen, die Integrierung von Verderblichkeit und Qualitätschecks der Produkte und die Erstellung von Zeitplänen um Öffnungszeiten zu simulieren führten dazu, dass das Modell sich dem realen System annähert. Außerdem hat der Kunde ein individuelles Verhalten im Supermarkt (Sensibilität für Warteschlangen, individuelle Kassenauswahl). Zusätzlich wird bei der Befüllung der Regale bei bestimmten Warengruppen ein Herstellungsprozess angestoßen, welche die Befüllung der Regale verzögert.

Weil bedingt durch die Corona-Pandemie das Shoppen von Lebensmitteln online stark an Bedeutung gewinnen konnte, stellt die Modellierung des Alternativmodells mit Online-Option einen aktuellen Untersuchungsgegenstand dar.

Das Alternativmodell wurde so gestaltet, dass sich die Kundenanzahl und die Gesamtzahl der Mitarbeitenden nicht verändern, um eine möglichst hohe Vergleichbarkeit mit dem Basismodell zu gewährleisten. Wobei hier anzumerken ist, dass die Nachfrage durch die Integration eines online Distributionskanales wahrscheinlich positiv beeinflusst wird. Die Gestaltung des online Einkaufsprozesses zielt darauf ab, dass die vom online Kunden gewählte Anzahl an Produkten in den jeweiligen Lagern reserviert wird und im Anschluss durch einen Sachbearbeiter gepackt wird. Dabei kann der Kunde wählen, ob er die kommissionierte Ware eigenständig abholen oder geliefert haben will.

Um die Verfügbarkeit von Produkten im Supermarkt zu untersuchen, wurde das Basis- und Alternativmodell des Supermarktes hinsichtlich der Kennzahlen β -Servicegrad, der Durchlaufzeit und der Verderbquote der Produkte analysiert. Dabei konnte gezeigt werden, dass sowohl der β -Servicegrad als auch die Verderbquote im Modell mit Online Shop minimal vorteilhafter ausfielen. Es kann sich für reale Supermärkte also lohnen, die Option zur Onlinebestellung einzuführen, ohne dabei höhere Fehlmengen oder längere Wartezeiten der Kunden vor Ort befürchten zu müssen.

Bei der Modellierung mussten die Autoren an mehreren Stellen Kompromisse eingehen. So konnte durch die Begrenzung der Anzahl an dynamisch erstellten Agents (50.000), in der zu Verfügung stehenden Version von AnyLogic 8.7.9 Personal Learning, die Lagerkapazität lediglich so gewählt werden, dass die zu erwarteten Nachfrage knapp erfüllt wird. Dies hat zur Folge, dass sich kein langfristiger Lagerbestand einstellt und somit auch die Verderblichkeit der Produkte nur geringfügig zu tragen kommt.

Des Weiteren wurde im späteren Verlauf der Arbeit offensichtlich, dass die Ressourcenallokation der Mitarbeitenden in den Service-Bausteinen nicht wie gewünscht funktioniert, so ist es beispielsweise nicht möglich gewesen die Kassen auf einen Mitarbeitenden zu limitieren. Hierdurch kann es in der gegenwärtigen Version des Modells zu unplausiblen Ressourcenverteilungen kommen. Dieser Umstand wird in der Dokumentation von AnyLogic nicht transparent aufgeführt. Allerdings hätte dieses Problem durch die Verwendung einer Baustein-Kombination gelöst werden können, wobei hierdurch die AnyLogic Limitation von 200 Bausteinen überschritten worden wäre.

Insgesamt stellt dieses Modell eine solide Grundlage für weiterführende Modellierungsschritte dar, da es die grundlegenden Strukturen eines Supermarktes auf Makro- sowie Mikroebene sehr genau widerspiegelt. Durch die Justierung von Parametern und dem Ersetzen der fehlerbehafteten Service-Bausteine kann schnell eine hohe Modellgüte erzielt werden.

Anhang A

Parameter Basismodell

Warengruppe	Losgröße in Stück	Lagerkapazität in Stück	Erwartungswert Verderblichkeit in h	Höchste Warennachfrage in Stück
Obst (1)	500	1900	24	6
Gemüse (2)	500	1900	24	6
Fisch (3)	250	700	20	1
Fleisch (4)	250	1200	20	3
Käse (5)	250	1200	20	3
Backwaren (6)	125	400	120	4
Sushi (7)	25	100	20	5

Anhang B

Abbildungen Theorie

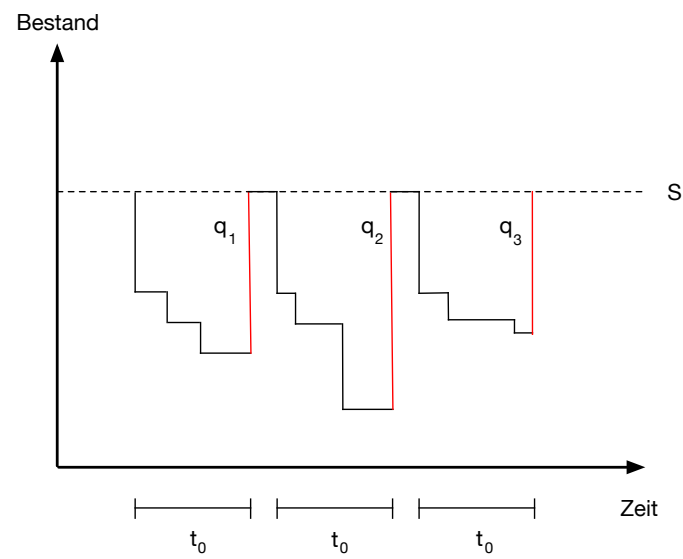


Abbildung B.1: t, S Bestellpolitik

Literaturverzeichnis

- [Claus 2015] CLAUS, Thorsten (Hrsg.) ; HERRMANN, Frank (Hrsg.) ; MANITZ, Michael (Hrsg.): *Produktionsplanung und -steuerung*. 2015
- [Bakir 2019] BAKIR, Daniel: *Das sind Deutschlands beliebteste Supermärkte - und darüber ägern sich Kunden am meisten*. 2019. – URL <https://www.stern.de/wirtschaft/news/supermarkt-studie--was-kunden-wollen-und-worueber-sie-sich-aergern-9045534.html>. – Zugriffsdatum: 2021-12-30
- [Banks 2013] BANKS, Jerry: *Discrete-Event System Simulation*. 5. Auflage. Pearson Education Limited, 2013. – ISBN 978-1-29203-726-4
- [Borchmann 2018] BORCHMANN, Bettina: *Der Lebensmitteleinzelhandel im Wandel*. 2018. – URL <https://www.jll.de/content/dam/jll-com/documents/pdf/research/emea/germany/de/lebensmitteleinzelhandel-report-jll.pdf>
- [Brell u. a. 2017] BRELL, Claus ; BRELL, Juliana ; KIRSCH, Siegfried: *Statistik von Null auf Hundert: Mit Kochrezepten schnell zum Statistik-Grundwissen*. Berlin : Springer Spektrum, 2017
- [BVLH Handelsverband Lebensmittel 2016] BVLH HANDELSVERBAND LEBENSMITTEL: *Anzahl der Lebensmittelgeschäfte in Deutschland nach Betriebsform (2016)*. 2016. – URL <https://www.bvlh.net/daten-fakten#tx-fp-fakten>. – Zugriffsdatum: 2021-12-20
- [CETPM Institut an der Hochschule Ansbach 2022] CETPM INSTITUT AN DER HOCHSCHULE ANSBACH: *Was ist Supermarkt?* 2022. – URL <https://www.cetpm.de/lexikon/was-ist-supermarkt/122/>
- [Gleißner 2009] GLEISSNER, Harald: *Fallstudien Logistik*. Gabler, 2009 (Springer eBook Collection Business and Economics). – ISBN 978-3-8349-8365-7
- [Gleißner und Femerling 2008] GLEISSNER, Harald ; FEMERLING, J. C.: *Logistik: Grundlagen — Übungen — Fallbeispiele*. Wiesbaden : Gabler, 2008
- [Günther und Tempelmeier 2020a] GÜNTHER, Hans-Otto ; TEMPELMEIER, Horst: *Supply Chain Analytics*. 13., überarbeitete Auflage. Books on Demand, 2020. – Günther, Hans-Otto (VerfasserIn) Tempelmeier, Horst (VerfasserIn). – ISBN 9783750437661

- [Günther und Tempelmeier 2020b] GÜNTHER, Hans-Otto ; TEMPELMEIER, Horst: *Übungsbuch Supply Chain Analytics*. 10. Books on Demand, 2020. – ISBN 9783751986724
- [HDE Handelsverband Deutschland und IFH Köln GmbH 2021] HDE HANDELSVERBAND DEUTSCHLAND ; IFH KÖLN GMBH: *Online Monitor 2021*. 2021. – URL https://einzelhandel.de/index.php?option=com_attachments&task=download&id=10572
- [IFH Institut für Handelsforschung GmbH 2018] IFH INSTITUT FÜR HANDELSFORSCHUNG GMBH ; IFH INSTITUT FÜR HANDELSFORSCHUNG GMBH IM AUFTRAG DES HANDELSVERBAND DEUTSCHLAND - HDE E. V. (Hrsg.): *Handelsreport Lebensmittel*. 2018. – URL https://einzelhandel.de/images/HDE-Publikationen/HDE_IFH_Handelsreport_Lebensmittel_2018.pdf. – Zugriffsdatum: 2022-01-16
- [Küpper und Eberhardt 02/2013] KÜPPER, Patrick ; EBERHARDT, Winfried ; BUNDESMINISTERIUM FÜR VERKEHR, BAU UND STADTENTWICKLUNG (Hrsg.): *Nahversorgung in ländlichen Räumen*. 02/2013. – URL https://www.bbsr.bund.de/BBSR/DE/veroeffentlichungen/ministerien/bmvbs/bmvbs-online/2013/DL_ON022013.pdf?__blob=publicationFile&v=2
- [Schader 2020] SCHADER, Peer: *Lebensmittel-Logistik in der Corona-Krise: Warum es manchmal etwas dauert, bis die Regale im Supermarkt wieder aufgefüllt sind*. 2020
- [Siepermann 2018] SIEPERMANN, MArkus: *Click-and-Collect*. 2018. – URL <https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/click-and-collect-54489/version-277518>
- [Tempelmeier 2020] TEMPELMEIER, Horst: *Production Analytics*. 6., überarbeitete Auflage. BoD – Books on Demand, 2020. – Tempelmeier, Horst (VerfasserIn). – ISBN 9783750414785