

Künstliche Intelligenz zur Minderung des Bullwhip-Effekts in der Beschaffung – am Beispiel der Corona-Krise

M.Sc. Artizana Hasi, Dr.-Ing. Alexander Goudz

Universität Duisburg-Essen

Fakultät für Ingenieurwissenschaften

Lehrstuhl Transportsysteme und -logistik

Abstract - Damit Lieferketten globalisierter Unternehmen effizienter und flexibler agieren können, müssen sie ihre durch den Bullwhip-Effekt ausgelösten Ineffizienzen nachvollziehen und verbessern. Angesichts des zunehmenden Leistungs- und Kostendrucks ist daher der Einsatz neuer digitaler Werkzeuge, wie beispielsweise die Künstliche Intelligenz notwendig, um gestiegenen Anforderungen an die Leistungsfähigkeit der Lieferketten gerecht zu werden. Die Notwendigkeit widerstandsfähiger Lieferketten zeigt die aktuelle Virus-Erkrankung COVID-19 eindrücklich. Aufgrund der globalen Ausbreitung der Krankheit kommt es weltweit zu Versorgungsengpässen in diversen Produktbereichen und zu einem veränderten Konsumverhalten in der Bevölkerung. Mithilfe einer Analyse des Bullwhip-Effekts in der COVID-19-Krise wurde anhand ausgewählter Produktbereiche die Verbrauchernachfrage in der Bundesrepublik Deutschland überprüft und evaluiert. Die Ergebnisse hiervon indizieren, dass man nach aktuellem Stand von einem einzigartigen Bullwhip-Effekt ausgehen kann, der sowohl die Nachfrage- als auch die Angebotsseite betrifft. Auslöser hierfür sind nicht nur die pandemiebedingten gesamtwirtschaftlichen Restriktionen, sondern vielmehr schwache globale Lieferketten. Eine Übersicht der erforschten Techniken Künstlicher Intelligenz zur Minimierung des Bullwhip-Effekts belegen die Wertschaffung von KI-Techniken zur Erstellung von präzisen Prognosen in Unternehmen. Die Arbeit zeigt auf, dass Methoden künstlicher Intelligenz mithilfe einer vollständigen Datenbasis über Pandemie-Verläufe, marktrelevante externe Faktoren und historische Nachfragedaten zu treffenderen Prognosen kommen als klassische Prognoseverfahren.

Schlagwörter –

Bullwhip-Effekt, Corona, Supply Chain Management

1 EINLEITUNG

Bereits in den 50er Jahren beschäftigte sich der Professor des Massachusetts Institute of Technology (MIT) Jay Forrester mit der Dynamik von Lieferketten. Er wies den heute im Supply Chain Management bekannten Bullwhip-Effekt nach. Dieser Effekt bezeichnet das Phänomen von Bestellschwankungen, die sich entlang der Wertschöpfungskette vom Kunden bis zum Rohmaterial-Lieferanten stromaufwärts verstärken. Diese

Schwankungen innerhalb der Lieferkette und in den Lagerbeständen werden immer intensiver je weiter man vom Kunden entfernt ist. Daher wurde der Effekt nach der Art und Weise benannt, wie sich die Amplitude einer Peitsche mit zunehmender Länge vergrößert. Je weiter vom Ursprungssignal entfernt, desto größer ist die Verzerrung des Wellenmusters. [1] Seither wurden viele Forschungsarbeiten und Studien publiziert, die sich mit der Reduzierung des Bullwhip-Effekts auseinandersetzen. Darunter sind auch Inhalte zu subsumieren, die die Nutzung von Techniken Künstlicher Intelligenz zur Reduktion des Bullwhip-Effekts vorschlagen. [2] Mit der Reduktion des Bullwhip-Effekts können Unternehmen ihre Kostenanteile in einer Lieferkette senken und damit ihren Wettbewerbsvorteil durch präzisere Nachfragekenntnis ausbauen. [3]

Im Zusammenhang mit der aktuellen COVID19-Pandemie entsteht aufgrund eines neuen Lebensstils ein verändertes Nachfragemuster in der Bevölkerung, welches von überhöhten Einkaufsmengen bestimmter Produktkategorien im Einzelhandel geprägt ist. In der Folge entstehen Versorgungsengpässe und lange Lieferzeiten. Darüber hinaus wirken sich pandemiebedingte Restriktionen negativ auf globale Wertschöpfungsketten und ihre Lieferfähigkeit aus.

Im weiteren Verlauf wird der Bullwhip-Effekt anhand der aktuellen Corona-Krise aufgezeigt. Darüber hinaus werden Methoden der künstlichen Intelligenz aufgeführt, um diesen Effekt langfristig einzudämmen. Hierbei erfolgte zunächst eine Untersuchung des Bullwhip-Effekts in der Corona-Krise. Ziel ist es, nicht nur die Existenz eines Bullwhip-Effekts darzulegen, sondern auch die Ursachen für dessen Entstehung auszumachen. Darüber hinaus wird aufgezeigt, inwieweit die globalen Versorgungsengpässe während der Corona-Krise auf den Bullwhip-Effekt zurückzuführen sind. Weiterhin soll anhand einer Literaturrecherche die Eignung von Techniken der Künstlichen Intelligenz zur präzisen Nachfrageprognose aufgezeigt werden. Letztlich wurden Handlungsempfehlungen für Unternehmen abgeleitet, die den Ausbau der eigenen Leistungsfähigkeit und Flexibilität im Supply Chain Management unterstützen sollen.

2 KÜNSTLICHE INTELLIGENZ

Auf eine der ersten akademischen Konferenzen zum Thema Künstliche Intelligenz (KI) im Englischen als Artificial Intelligence (AI) bekannt, dem Dartmouth Workshop in den USA im Jahre 1956, wurde der Begriff durch den Informatiker John McCarthy etabliert. Das Seminar sollte dazu dienen gemeinsam mit Experten aus verschiedenen Fachgebieten herauszufinden, wie Intelligenz, die präzise beschrieben wird auch durch Maschinen simuliert werden kann. Das wiederum zielte darauf ab, herauszufinden Maschinen Probleme lösen zu lassen, die dem Menschen zu diesem Zeitpunkt Probleme bereiteten. [4] Die Frage, ob Maschinen im Stande sind zu denken und somit das Wissen von Menschen erweitern können, wurde bereits früher von Vannevar Bush in seinem Werk „As We May Think“ 1945 aufgegriffen. Mit seinem Konzept des „Memex“ zeigte er das Konzept einer Art Bibliothek als kollektiven Wissenspool auf, welche in einer Maschinerie eingebettet ist und in Form eines normalen Schreibtisches erscheint. Noch früher als Bush beschrieb der Brite Alan Mathison Turing im Jahre 1935 eine Rechenmaschine, welche aus einem unbegrenzten Speicher und Scanner bestand, der das Gespeicherte las und auf dieser Basis weiterschrieb. Die Maschine sollte somit auf ihrem eigenen Programm arbeiten und dieses parallel verbessern. Diese sogenannte „Turing-Maschine“ beschreibt heutzutage moderne Computer. [5] [6] Die Leitgedanken zur KI wurden bereits vor knapp einem Jahrhundert gelegt. Eine einheitliche Definition von Künstlicher Intelligenz gibt es bis heute nicht. McCarthy definiert Künstliche Intelligenz beispielsweise wie folgt:

„Es (Künstliche Intelligenz) ist die Wissenschaft und Technik der Erstellung von intelligenten Maschinen, insbesondere intelligenter Computerprogramme. Sie hängt mit der ähnlichen Aufgabe zusammen, Computer zu benutzen, um die menschliche Intelligenz zu verstehen, jedoch muss die KI sich nicht auf Methoden beschränken, die biologisch beobachtbar sind“. [7]

Diese recht freie Definition zeigt, dass es bei KI, um das Adaptionieren menschenähnlicher, intelligenter Verhaltensweisen in einem IT-System geht. Der Prozess des ständigen Verbesserns von Erlerntem soll, mithilfe von Verknüpfungen zwischen vorherrschendem Wissen und Verständnis und dem neuen Input erfolgen. Dieses intelligente Verhalten basiert auf den Kernfähigkeiten: Wahrnehmen, Verstehen, Handeln und Lernen. Klassische EDV-Systeme hingegen stützen sich auf den Prinzipien: 1. Eingabe, 2. Verarbeitung, 3. Ausgabe. Der Faktor Lernen und Verstehen soll bei KI-Anwendungen vor allem im Prinzip „Verarbeitung“ mehr Gehalt finden. Dadurch werden die Systeme sukzessive trainiert und liefern immer bessere Ergebnisse als vergleichbare starre Programme mit fixen Regelsätzen. [8] [9] Des Weiteren lässt sich die KI in die schwache und starke KI unterteilen. Viele Technologien, die als Systeme künstlicher Intelligenz vermarktet werden, sind es nicht. Beispielsweise kann die Sprachsteuerung und die Diktierfunktion am Handy nicht als KI aufgefasst werden, da es dem System hierfür an Sprachverständnis fehlt. Diese Form der schwachen KI kann auch als Mensch-Maschine-Kollaboration definiert werden, denn die Maschine hilft dem Menschen bei der Zielerreichung. Bei der starken KI handelt es sich um eine Zukunftsvision, wobei ein System den Menschen nachahmen kann. Ein solcher

künstlich erzeugte Mensch, wird auch als Homunculus referenziert. [10] In diesem Zusammenhang taucht auch der Begriff der Singularität auf, welche der starken KI zugeschrieben wird. Eine KI, welche Menschen imitieren kann und sich dabei parallel selbst verbessert, könnte den Menschen rasch überholen. Anzumerken ist hierbei, inwiefern eine solche Singularität wünschenswert ist, da das Ziel von KI darin liegt, den Menschen im Alltag und Beruf zu unterstützen. Durch sie sollen spezielle Aufgabengebiete dem Menschen abgenommen werden, damit dieser seinen Fokus in mehrwertbringendere Tätigkeiten setzen kann. [11]

2.1 Komponenten Künstlicher Intelligenz

Die Künstliche Intelligenz wird oft im Zusammenhang mit der Digitalisierung genannt. Unter Digitalisierung versteht man einerseits den Informationstransfer von einem analogen in einen digitalen Zustand. Auf der anderen Seite umfasst der Begriff den Prozess, durch den die Einführung digitaler Technologien bzw. darauf aufbauender Anwendungssysteme hervorgerufen wird. Zu diesen digitalen Technologien zählt unter anderem die KI.[12] Weiterhin besteht ein Digitalisierungstrend dahingehend, eindeutig identifizierbare physische Objekte mit dem Internet bzw. vergleichbarer virtueller Strukturen zu verknüpfen. Dies wird als Internet of Things (zu Deutsch: Internet der Dinge) betitelt.[13][14] Weitere Schlagworte verknüpft mit KI sind das Maschinelle Lernen und das sogenannte Deep Learning. Beim Maschinellen Lernen (ML) handelt es sich um Statistikmethoden, in Form von Computer-Algorithmen, die zur Lösung von bestimmten Problemen zum Einsatz kommen. Das ML versucht die menschliche Denkweise nachzuahmen, indem dieses beispielsweise nach bestimmten Einkaufsmustern sucht, wenn man als Nutzer online nach Büchern recherchiert. Diese Sucheingaben und Kaufhistorien bringt das ML daraufhin in eine Clusterform, um später auf dieser Basis Buchvorschläge zu generieren. Nichtsdestotrotz fehlt zur völligen menschlichen Imitation die Fähigkeit Sprach- oder Schrifteingaben zu verstehen. Daher wird ML als Methode gesehen KI umzusetzen. Das Deep Learning (DL) kann als ML mit neuronalen Netzen definiert werden. Bei der Spracherkennung von Produkten, wie Siri (Apple) und Alexa (Amazon) wird dieses verstärkt eingesetzt. Die Algorithmen hinter dem DL verwendet man zur natürlichen Sprachverarbeitung. Es findet eine Transkription des Gesprochenen statt mit darauffolgender Entschlüsselung der Botschaft. Solche Prozesse sind mit erheblichen Mengen an Input-Daten trainiert.[15] Diesen Input liefern Massen an Daten, welche im Sprachgebrauch rund um KI, auch als Big Data bekannt sind. Hinter Big Data verbergen sich Daten, welche sich durch ihr Datenvolumen, ihre Geschwindigkeit, mit der sie entstehen und durch die Vielfalt ihrer Datentypen bzw. -quellen auszeichnen. Diese Daten zielen auf die Erzeugung eines wirtschaftlichen Nutzens ab.[16] All diese Begriffe sind Methoden der KI, welche dem System jedoch nicht die Eigenschaft geben menschenähnliche und intelligente Verhaltensweisen zu besitzen. Solche Eigenschaften sind für eine Künstliche Intelligenz jedoch ausschlaggebend.[17]

2.2 Potenziale KI für die Nachfrageprognose

Durch Optimierung der Nachfrageprognose lassen sich in Unternehmen Kosteneinsparpotenziale generieren. Das geschieht vor allem in den Bereichen der Finanz- und Kapazitätsplanung, in der Lager- und Bestandshaltung und in der Risikobewertung. Durch die Algorithmik des maschinellen Lernens lassen sich Prognosen präzisieren und erhebliche Kosten bei Lagerleerlauf bzw. erhöhtem Lagerbestand vermeiden. Laut dem Unternehmensberatungsunternehmen McKinsey & Company, Inc. ist eine Reduktion von Prognosefehlern durch Nutzung von künstlicher Intelligenz um 20 bis 50% realisierbar. Darüber hinaus könnten sowohl Umsatzeinbuße durch Waren, die nicht auf Lager sind, um 65% sinken, als auch Bestände und somit Kapitalbindungskosten um 20 bis 50% zurückgehen.[18] Transport- und Lagerhaltungskosten sollen durch den Einfluss von KI eine Senkung von 5-10% erleben und in der Verwaltung der Supply Chain sollen quantitative Reduktionen zwischen 25 und 40% umsetzbar sein.[19] Insbesondere bei bedarfssynchroner Produktion (Just-in-Time), ist eine genaue Bedarfs- und Lagerstrategie unabdingbar, da dies letztlich auch den Wettbewerbsvorteil darstellt. Häufig sind solche Produktionslinien an Standardbedingungen adaptiert worden. Solche Bedingungen werden aber relativ selten eintreten, da Produktbedarfe von vielen externen und internen Faktoren abhängen. Eines dieser Kausalitäten ist beispielsweise die häufig erwähnte Saisonalität. Zudem funktioniert in Produktionen die Effizienz aufgrund mangelnder Berücksichtigung der Flexibilität nicht mehr. Effiziente Prozesse verlangen, die präzise Einteilung von Ressourcen, um gewinnmaximierend zu wirtschaften, während Flexibilität darauf basiert, Reserven an Ressourcen einzuhalten, um in jeder möglichen Situation, die durch Einflüsse der Außenwelt eintreten könnten, flexibel und agil reagieren zu können. Unternehmen sollten Bemühungen in beide Richtungen anstreben und ihre Strategien so auslegen, dass man auf den Eintritt jeder beliebigen Situation vorbereitet ist. [20][21] Um eine flexiblere Marktposition in einem immer dynamischeren Geschäftsumfeld aufrechterhalten zu können, benötigen Unternehmen, als Akteure in einer Lieferkette gute Prognosetechniken. Solche Prognosen müssen in der Lage sein, sich an ständig wechselnde Umweltbedingungen anpassen zu können, um eine verlässliche Nachfrageprognose erstellen zu können. Auf Basis einer solchen Prognose werden letztlich auch die Geschäftsprozesse angepasst. Somit stellt eine flexible, verlässliche und möglichst genaue Prognose einen Wettbewerbsvorteil dar. Letztlich können genauere Prognosen, sprich die maximale Annäherung der Vorhersage an der realen Nachfrage, Peitscheneffekte entlang der Lieferkette effektiv minimieren. Mit Unterstützung von Künstlicher Intelligenz kann die Realisierung eines solchen Konzepts funktionieren. Speziell im Bereich der Nachfrageprognose ist die KI befähigt, v.a. aufgrund umfangreicher Datenberücksichtigung, treffendere sowie präzisere Ergebnisse zu erzielen. [22]

2.3 Klassische Prognoseverfahren

An Prognosen richten sich die Absatzplanung und das Controlling, die Produktionsplanung und die Ausrichtung interner Geschäftsprozesse eines Unternehmens. [23] Damit man die Kundennachfrage möglichst detailliert einschätzen kann, um den

Bullwhip-Effekt so effektiv wie möglich einzudämmen, nutzen Unternehmen, ob sie nun im Business-to-Consumer-Bereich oder im Business-to-Business-Bereich agieren, quantitative und/oder qualitative Methoden. Qualitative Prognoseverfahren verwenden qualitative Daten, wie z.B. Experteninterviews und Umfragen. Wobei hier offen ist, ob man die Vergangenheit mitberücksichtigt oder nicht. Wie der Begriff „qualitativ“ bereits suggeriert, finden menschliche Urteile und Bewertungsschemata hier Anwendung, um qualitative Informationen in greifbare quantitative Schätzungen zu transformieren. [24]

Kausalmodelle nutzen spezifische Informationen über Beziehungen zwischen Elementen eines Systems und berücksichtigen ebenfalls detaillierte Informationen über Ereignisse und Vergangenheitswerte. [25] Bei dieser Modellart müssen Vergangenheitswerte vorliegen und es sollten Beziehungen zwischen Variablen und dem zu prognostizierenden Wert vorherrschen. Auf diese Weise erhält man bereits ein grobes Bild über Ursache-Wirkung-Beziehungen seines Produkts bzw. seiner Dienstleistung mit diversen anderen Faktoren. Darüber hinaus kann das Modell bei fehlenden Variablen mit Annahmen ergänzt werden, die dann im Nachhinein kontrolliert und gegebenenfalls aktualisiert bzw. verworfen werden. Somit wächst das Kausalmodell mit dem Ausbau der Markt- bzw. Prognosekenntnisse. Die Regressionsanalyse gehört zu den Kausalmodellen. [26] Bei Zeitreihenmodellen konzentriert man sich auf Muster und Änderungen innerhalb dieser Muster. Somit werden ausschließlich historische Daten in Betracht gezogen. Bekannte Zeitreihenmodelle sind der Gleitende Durchschnitt und das ARIMA-Modell. Jeder Punkt des gleitenden Durchschnitts in einer Zeitreihe ist das gewichtete Mittel einer Anzahl aufeinanderfolgender Punkte in der Reihe. Hierbei findet die Auswahl der Anzahl der Datenpunkte so statt, dass die Auswirkungen von Saisonschwankungen und/oder Unregelmäßigkeiten minimal bzw. eliminiert werden. Der Durchschnitt bzw. Mittelwert wird als gleitend beschrieben, da sich mit jeder neuen Folgeperiode in der Prognose das Ergebnis verändert. [27]

ARIMA stellt eine Erweiterung des gleitenden Durchschnitts dar. Das ARIMA-Modell kombiniert die Auto Regression mit dem gleitenden Durchschnitt. Diese Methode kommt meistens bei Zeitreihen zum Einsatz, in denen der Mittelwert der Prognosewerte nicht konstant ist bzw. die Varianz nicht gleichmäßig ist. Eine solche Zeitreihe gilt folglich als nicht stationär. Das kommt bei der Mehrheit der Zeitreihen vor, da Verkaufszahlen von saisonalen Produkten beispielsweise stark je nach Verkaufsmonat variieren. ARIMA sorgt dafür, dass man diese Verläufe von Prognosewerten durch Differenzierung integriert und zunächst stationär macht, damit man die Zeitreihe korrekt weiterverarbeiten kann. Auf diese Weise werden saisonale Faktoren in der Vorhersage mitberücksichtigt, wodurch man eine höhere Genauigkeit im Ergebnis erzielt. Das ARIMA-Modell ist kein einzelnes Modell, sondern eine Sammlung von verschiedenen Modellen, die der Nachbildung von unterschiedlichen Prozessen dienen. [28]

Ähnlich dem gleitenden Durchschnitt wird bei der Methode der exponentiellen Glättung mit dem Durchschnitt mehrerer Nachfrageperioden gearbeitet mit dem Unterschied, dass man den Wert am Ende der vergangenen Periode und den Wert der aktuellen Prognoseperiode mitberücksichtigt, um die zukünftige Prognoseperiode vorherzusagen. [29]

Jede dieser Prognosemethoden hat ihren speziellen Nutzen im Hinblick auf den Kontext ihrer Anwendung. Wichtig ist, dass der Anwender die Auswahl an Techniken kennt und versteht, um die richtige Technik für seinen spezifischen Applikationsbereich auswählen zu können. Die Auswahl der richtigen Methode benötigt die Berücksichtigung von einigen Kriterien. Darunter beispielsweise die Verfügbarkeit von historischen Daten und deren Relevanz für die Prognose, die gewünschte Prognosegenauigkeit, der vorherzusagende Zeitraum, die Kosten bzw. der Nutzen der Prognose für das Unternehmen und der verfügbare Zeitrahmen für die Durchführung der Analyse. Generell sollte der Anwender diejenige Prognosemethode auswählen, die seine verfügbaren Daten und Informationen am besten bzw. maximal nutzt. Gerade bei Nachfrageprognosen für Produkte sollte zusätzlich der Produktlebenszyklus beachtet werden. Je nach Stufe des Produktlebenszyklus, in dem sich ein Produkt befindet, kann die Prognose immens variieren. Produktneueinführungen erleben mehrheitlich einen starken Nachfrageanstieg, wohingegen Produkte, die bereits länger auf dem Markt sind, sich einer stagnierenden Nachfrage konfrontiert sehen. Zudem sollte klar sein, zu welchem Zwecke die Prognose dient. Die Planung eines Projektbudgets erfordert konsequenterweise eine sehr genaue Vorhersage der zukünftigen Nachfrage.[30]

3. LITERATURRECHERCHE: KI-PROGNOSEMETHODEN

Es wurden acht Studien in Bezug auf die Reduzierung des BWE herausgesucht und die Ergebnisse zusammengefasst. Lee et al. (1997) sehen die Ursachen des Bullwhip Effekts in vier Feldern: 1. Nachfrageprognose, 2. Auftragsbündelung, 3. Preisschwankungen und 4. Engpasspoker. Sie sehen Bestellschwankungen als ungünstige Konzipierung des Prozessrahmens und der Organisation, in der der Manager Entscheidungen fällen muss. Darüber hinaus ging man hier von der Rationalität des Entscheidungsträgers aus.[31] Sie schlagen Maßnahmen zur Reduzierung des Peitschen-Effekts vor, die eher managementgestützt sind und heutzutage weitestgehend gängig in der unternehmerischen Praxis sind. Hauptsächlich basieren diese auf der Informationsbereitstellung auf jeder Lieferkettenebene. Aus den anderen Quellen ging deutlich hervor, dass die Nachfrageprognose als eine der größten Hürden in der Planung und Organisation einer Lieferkette zu sehen ist. Dieses Problemfeld ist in den darauffolgenden Studien aufgenommen worden, um durch KI-Techniken die Differenz zwischen Prognose-Nachfrage und realer Prognose zu minimieren. Letztlich sollten neue Prognosemethoden durch den KI-Einsatz konzipiert und an Datenbeispielen getestet werden. Da einstimmig aus den Studien hervorging, dass traditionelle Prognosetechniken, wie Multiple Regression, ARIMA, Exponentielle Glättung usw. nicht-lineare Nachfrageverläufe nicht in der Lage sind optimal darzustellen, rückten künstliche neuronale Netze (KNN) an deren Stelle [32][33][34][35][36]

Kiefer und *Ulmer* stellten in ihrer Studie anhand der monatlichen Bestands- und Bestelldaten eines deutschen Unternehmens die Vorteilhaftigkeit künstlicher neuronaler Netze für die Nachfrageprognose gegenüber traditionellen Techniken, wie lineare Regression und SARIMA dar. Das KNN liefert akkuratere Prognosewerte und auch in der grafischen Darstellung des

Umsatzverlaufes der vergangenen Jahre, zeigen die prognostizierten Verläufe durch KNN einen ähnlichen Verlauf ähnlich der realen Umsatzkurve. Bei dem Experiment wird aber darauf hingewiesen, dass die Datenbasis mit der das KNN arbeitet, Verbesserungspotenzial bietet. So sollen externe Einflüsse (Ferien, Saisonabschnitte, etc.) und interne Firmendaten mitberücksichtigt werden, sowie Datenredundanzen vermieden werden. Hinzu kommt die firmenspezifische Empfehlung, aufgrund des breiten Produktportfolios, die umsatzschwächsten und solche mit niedriger Kundennachfrage zu filtern. Produkte, die weniger umsatzstark sind, können die Prognose unnötig verzerren und dadurch falsche Interpretationen erleichtern.[37]

Die Ergebnisse der Studie von *Prakash* und *Pandey* zeigen, dass KNN nötig ist, um die Nachfrageprognose zu optimieren und somit den BWE zu reduzieren. Maßnahmen, die auf Kollaboration entlang der Lieferkette beruhen, erfordern eine Gesamtintegration der Lieferkette, was in Realität aufgrund von Zieldiskrepanzen kaum umsetzbar ist. Das benutzte KNN erhielt die vergangenen sechs Nachfrageänderungen als Eingabewerte, um den darauffolgenden Monat vorherzusagen. Im Vergleich zu den klassischen Prognosemethoden, wie beispielsweise der exponentiellen Glättung und dem gleitenden Durchschnitt schnitt auch hier das KNN am besten ab, da es den geringsten Fehlerwert lieferte. [38]

Efendigil et al. appellieren darauf, die Nachfrage als einen wettbewerbsentscheidenden Aspekt innerhalb einer Lieferkette zu sehen und daher die Zielsetzung auf eine möglichst genaue Prognose zu legen. In der Studie werden Prognosewerte über die KNN und ANFIS-Technik in einer mehrstufigen Lieferkette für ein Gebrauchsgüterunternehmen modelliert. Durch die ANFIS Methode sollen unvollständige und vage Datensätze besser verarbeitet werden, da diese hier argumentativ gelöst werden. Das Resultat der Studie ergab letztlich präzisere Prognosewerte bei ANFIS als bei KNN. [39]

In einer theoretischen Aushandlung von *Aggarwal* und *Davè* sollen künstliche neuronale Netze die Nachfrageprognose dominieren, indem entlang einer mehrstufigen Lieferkette Informationsinput und -output, die auf jeder Ebene vorkommen, an die vor- und nachgelagerte Ebene weitergeleitet werden. Auf diese Weise sollen den Akteuren tagesaktuelle Daten vorliegen, mit denen sie ihre Prognosen erstellen können. Weiterer Aspekt ihrer Studie ist der Produktlebenszyklus eines Produktes, welchen man treffender bestimmen könnte, wenn KNN für Prognosezwecke genutzt wird. Das Wissen über den jeweiligen Lebenszyklus ist ein wichtiger Einflussfaktor für die zu erwartenden Nachfragezahlen. Die Autoren beschreiben das KNN als Empfänger von historischen Informationen und vorhergehenden Rechercheinformationen, welches daraufhin eine gewünschte Ausgabe bzw. Nachfrage prognostiziert. [40]

Singh und *Challa* zeigen in ihrer Studie, dass die vorbereitende Bearbeitung von Daten mit der Diskreten Wavelet-Transformation, mit nachfolgender Eingabe ins KNN und ANFIS bessere Ergebnisse im Vergleich zur simplen Eingabe ohne vorherige Datenbearbeitung erzielt. DWT sorgt dafür, dass nicht-lineare, historische Nachfragedaten in Muster zerlegt werden, die durch die KI-Methoden effizienter verarbeitet werden können. In der Studie werden keine externen Einflussfaktoren berücksichtigt, da man davon ausgeht, dass solche bereits in den historischen Daten enthalten sind. Um zu beweisen, dass bessere Prognosen zu einer Verringerung des BWE und der Bestandsverstärkung

führen, wurden die beiden Werte mathematisch berechnet. In beiden Fällen haben die hybriden Modelle bessere Ergebnisse als die reinen KI-Techniken erbracht. Vor allem das DWT-ANN Modell lag in allen Werten vorne. [41]

In der Studie von *Jaipuria* und *Mahapatra* wurde der BWE optimiert und die Bestandsverstärkung reduziert, indem die Nachfrage mit diskreter Wavelet-Transformationen analysiert und in ein KNN integriert wurde. Die hybride Modellvorhersage erzielte eine genauere Prognose als das ARIMA-Modell [42] In einem Versuch durch verteilte Intelligenz in Form eines MAGS eine mehrstufige Lieferkette zu repräsentieren, erzielten *Ponte et al.* zufriedenstellende Ergebnisse. Die Interaktion der einzelnen Subsysteme im globales Multiagentensystem erwies sich als ein adäquates Prognosemittel, welches mit einfachen Methoden arbeitete. Darunter fielen naive Prognose (Prognosewert ist letzter Absatzwert), gleitender Durchschnitt, exponentielle Glättung und ARIMA. Verglichen mit den traditionellen Methoden resultierten aus dem MAGS optimalere Werte für den Peitscheneffekt.[43]

Den Ausführungen ist entnehmbar, dass die Techniken Künstlicher Intelligenz für die Prognose von Messgrößen einer Supply Chain gegenüber den traditionellen Methoden zu favorisieren sind. In allen Experimenten schnitten KI-Techniken besser ab als die klassischen Techniken. Somit sollten KI-gestützte Prognoseverfahren mehr Einzug in deutsche Unternehmen erhalten. Eine vorhergehende Datenbereinigung zur Sicherstellung konsistenter und vollständiger Daten sehen die Autoren als ersten Schritt an, um die KI-Technik maximal zu verwenden und eine bestmögliche Prognose zu erhalten.

4. BULLWHIP EFFEKT DEFINITION

Das Konzept des Bullwhip-Effekts, zu Deutsch auch als Peitscheneffekt bekannt wurde vom Amerikaner Jay Wright Forrester im Jahre 1961 definiert. In Gesprächen mit den damaligen Firmenmanagern des US-amerikanischen Konzerns General Electric Corporation wurde klar, dass entgegen aller Bemühungen des Managements es immer wieder zu Schwankungen entlang der Lieferkette (Supply-Chain) kam. Dies äußerte sich in Schwankungen in der Produktion, im Lagerbestand und Gewinn. Forrester beobachtete hierbei den Führungsstil der Abteilungsleitungen und die Reaktion derer auf Veränderungen in der lokalen Umgebung. Statt externe Einflüsse, wie beispielsweise Konjunkturschwankungen als Anlass für firmeninterne Schwankungen zu sehen, sah er die Produktion und den Vertrieb als ein System an, dessen Einheiten miteinander interagieren. [44] Diese einzelnen Glieder der sogenannten Lieferkette reagierten auf die ihnen fachspezifisch bereitgestellten Informationen und Anreize. Daraus entstanden Unebenheiten, welche man versucht durch Bestelländerungen beim Lieferanten auszugleichen. Diese Rückkopplung von Informationen in der Lieferkette führte zu anhaltenden zyklischen Schwankungen. Dabei sind diese „Schläge der Peitsche“ höher je weiter die Unternehmen in Bezug auf die Lieferzeit vom Endkunden entfernt sind. Betrachtet man einen Originalausrüstungshersteller (OEM), der in der Zulieferpyramide an oberster Spitze steht und unter sich noch weitere Tier-1, Tier-2 und Tier-3 Lieferanten hat, so ist schnell klar, dass der Lieferant in dritter Ebene

die stärksten Nachfrageschwankungen erlebt, während der OEM diese weitaus geringer wahrnimmt, da er näher zum Abnehmer steht.[45]

4.1 Ursachen für die Entstehung des Bullwhip Effekts

1. Die Aktualisierung der Nachfrageprognose bezieht sich auf die Nachfrageverarbeitung auf jeder Lieferkettenebene. Die Akteure verarbeiten die Bestelleingänge ihres direkten Kunden und richten diese als zukünftig langfristige Prognose ein. Neue Bestellmengen in darauffolgenden Perioden werden eventuell höher oder niedriger sein und erneut als langfristiges Signal verarbeitet. Die vorgelagerten Ebenen des „falsch“ verarbeitenden Akteurs werden selbst auch ihre Produktionen und Bestellmengen an der verzerrten Information ihres direkten Kunden richten. Somit entsteht durch lokale Prognose eines Auftrags am Lieferketteneende ein Bestell-Aufschaukeln, welches sich bis zur Spitze der Lieferkette zieht und sich auf diese Weise verstärkt.[46]

2. Dauer der Bereitstellung von Informationen und Gütern: Die Verzögerung in der Bereitstellung von Informationen und die Lieferzeit von Produkten entlang der Lieferkette verstärken den BWE. Informationen über eine Änderung in der Nachfrage des Endabnehmers benötigen eine gewisse Zeit bis alle Akteure der Lieferkette sie erhalten. Zusätzlich brauchen die Akteure Zeit, um die erhaltenen Informationen zu verarbeiten und beispielsweise Aktionen einzuleiten. Diese können sich unter anderem auf die Kapazitätsanpassung und Lieferzeiten beziehen. Eine schnelle Reaktion der Akteure durch rasche Informationsbereitstellung minimiert die Folgen des BWE, während eine verzögerte Informationsverfügbarkeit auf Nachfrageänderungen extremere Maßnahmen erfordert und den BWE verstärkt. [47]

3.Preisschwankungen: Unternehmen nutzen häufig Rabatte, Preisprämien oder Aktionspreise, um den Verkauf bestimmter Produkte bzw. Produktgruppen anzukurbeln. Dies führt dazu, dass Kunden oder Großhändler bei niedrigen Preisen mehr Stückzahlen abnehmen, weil sie steigende Preise befürchten. Diese plötzlichen Nachfrageschwankungen beim Endkunden werden in der vorgelagerten Lieferkette durch den BWE um ein Vielfaches verstärkt. [48]

4. Auftragsbündelung: Hier sammeln sich Bestellungen, um daraufhin einen periodischen Abruf beim Lieferanten zu generieren, meist über sogenannte Materialbedarfssysteme (MRP) nach festgelegten Zeiträumen. Diese periodischen Abrufe sollen insbesondere Kosten reduzieren, die durch die Auftragsverarbeitung, Bestellung und Lieferung entstehen und bei Produkten, die wenig abgefragt werden die Lagerkosten minimieren. Auftragsbündelungen initiieren Nachfrageschübe, welche einzeln im zeitlichen Verlauf auftauchen, gefolgt von wenig bis gar keiner Nachfrage. Letztlich führt dies zu einer Nachfrageschwankung stromaufwärts entlang der Lieferkette. [49]

5. Engpasspoker: Übersteigt die Nachfrage das Angebot teilen Unternehmen häufig ihre Produkte ein. Dies kann in der Form passieren, dass nur eine Lieferung nach einem gewissen Prozentanteil der nachgefragten Menge erfolgt. Meist erhöhen Käufer dann ihre Bestellmengen, weil sie von einem Lieferengpass des Produkts bzw. der Produkte ausgehen. Solche Bestellerhöhungen sind meist höher als die tatsächlich benötigte

Menge. Nach Überwindung der Lieferengpässe, treten viele von den Aufträgen zurück bzw. stornieren ihre Bestellungen wieder, da sie diese nicht mehr benötigen. Hersteller stehen vor einem stark verzerrten Abbild der Verbrauchernachfrage, was den Peitscheneffekt zusätzlich verstärkt. [50]

6. Planungs- und Verhaltensaspekte: Die Reaktion auf Nachfrageschwankungen beim Kunden bleibt letztlich Menschen überlassen. Das Verhalten in solchen Situationen kann stark variieren: entweder man erhöht seine Abrufmenge beim Lieferanten aus Angst nicht lieferfähig zu sein oder man bedient den Kunden zunächst solange weiter, wie es der Lagerbestand erlaubt. Diese zwei Handlungsalternativen getrieben durch irrationale Motive verstärken das meist ohnehin verzerrte Nachfragebild noch mehr. [51][52]

4.2 Bullwhip Effekt am Beispiel der Corona-Krise

Ende des Jahres 2019 brach in der Stadt Wuhan der Volksrepublik China der Erreger SARS-CoV-2 aus, welcher zu den Corona-Viren gehört, der die Krankheit COVID-19 auslöst. Seither breitet sich der Virus rasch weltweit aus, da der Übertragungsweg meist über Tröpfcheninfektion funktioniert. Die Krankheit führt zu grippeähnlichen Symptomen und kann bei schweren Verläufen bis hin zur Lungenentzündung gehen. Vor allem die älteren Bevölkerungsschichten, sowie vorerkrankte Menschen sind die Risikogruppen von COVID-19.[53]

Produkt	KW09	KW10	KW11	KW12	KW13	KW14	KW15	KW16	KW17	KW18	KW19	KW20
Seife	122	153	235	337	133	130	12	10	27	24	25	38
Toilettenpapier	56	99	131	211	46	-29	-64	-65	-8	1	-19	-28
Teigwaren	109	150	140	117	9	2	47	-27	-34	-24	-28	-30
Mehl	150	99	192	105	139	57	56	-9	16	14	0	-14
Zucker	76	39	101	100	35	10	21	-30	-27	-19	-16	-22
Reis	206	41	163	208	27	12	39	-27	-25	46	-5	-15
Desinfektionsmittel	659	751	206	-49	165	276	63	71	99	-27	57	152

Abbildung 1: Absatzentwicklung Desinfektionsmittel. DESTATIS Statistisches Bundesamt (2020)

Um genau diese Risikogruppen zu schützen und die Kapazitäten von Krankenhäusern, Kliniken und dem Ärzte- und Pflegepersonal nicht zu überlasten, hat die Bundesrepublik Deutschland Maßnahmen zur Eindämmung der Ausbreitung der Krankheit eingeführt. Neben Hygieneregeln, an die sich die Bevölkerung halten soll, verhängte man weiterhin Quarantäneregeln für Einreisende aus dem Ausland und vor allem aus Corona-Risikogebieten. Die Kontaktbeschränkungen und der erste Lockdown (sinngemäß Massenquarantäne) im Frühjahr 2020 haben in Deutschland dazu geführt, dass auch die Wirtschaft stagnierte und dies aktuell zu einer globalen Wirtschaftskrise führt. Grund dafür ist der Fokus der Länder alle notwendigen Ressourcen für das Gesundheitssystem des Landes zu mobilisieren und bereitzustellen, da dort letztlich die Pandemie bekämpft wird. Dabei sind 85% der Unternehmen negativ von den Auswirkungen der Corona-Krise auf ihre Lieferketten betroffen. Die Lieferketten der Firmen leiden vor allem unter der plötzlichen und starken Nachfrage nach einzelnen Produktgruppen. [54] Aufgrund der aktuell weltweiten Ausnahmesituation wandelte sich das Konsumverhalten der

BürgerInnen rapide. Menschen verweilen mehr in ihren häuslichen Umgebungen, arbeiten vielfach im Homeoffice und/oder betreuen zuhause ihre Kinder, da diese lange Zeit keine Schulen bzw. Kindergärten besuchen konnten. Dadurch fallen ebenfalls viele Freizeitliche Aktivitäten aus, wie beispielweise auswärts essen. Um das Risiko der Ansteckung so gering wie möglich zu halten, werden auswärtige Tätigkeiten lokal und global auf ein Minimum reduziert. Das bezieht auch Lebensmitteleinkäufe mit ein: statt der wöchentlichen Einkäufe in geringeren Mengen, wurden in den Monaten nach Ausbruch der Pandemie Lebensmittel in haushaltsunüblichen Mengen nachgefragt, was dazu führte, dass man im Einzelhandel vor leeren Regalen stand oder sich zügig bemühen musste seine Produkte auf der Einkaufsliste im Laden zu erhalten.[55] Diese Nachfragespitzen haben sich in der Bevölkerung unter anderem bei den folgenden Produkten ergeben: Teigwaren, Mehl, Zucker, Reis, Desinfektionsmittel, Schutzmasken und Toilettenpapier ergeben.[56]

Bereits im Februar dieses Jahres berichteten die Medien, dass Lieferabrisse aufgrund der Schlüsselposition Chinas in der globalisierten Wirtschaft unabwendbar seien. In China sitzen viele Produktionsstandorte deutscher Unternehmen, die aufgrund der lokalen Maßnahmen ihre Arbeit in den Fabriken nur sehr eingeschränkt aufnehmen konnten. Auch die Überseefahrten sind eingeschränkt und es kommt daher zu längeren Umlaufzeiten und Lieferengpässen, aufgrund begrenzter Schiffskapazitäten. Der MIT Professor *Yossi Sheffi* teilte mit einem Nachrichtensender in den USA die Sorge, dass es zu Bestell-Aufschaukelungen entlang der Lieferkette kommen kann. Da Unternehmen durch den Engpass an Produkten die Befürchtung haben, nicht lieferfähig für ihre nachgeschalteten Kunden zu sein, könnten Aufträge an ihre Lieferanten höher angegeben werden als real nötig. Der hier beschriebene Peitscheneffekt verstärkt sich mit steigender Ebene in der Lieferkette und kann dazu führen, dass den Unternehmen letzten Endes Produkte vorliegen, für die es keine Nachfrage mehr gibt. [57]

4.2.1 Produkt: Desinfektionsmittel

Der Absatz von Desinfektionsmittel unterliegt im Vergleich zu anderen Produkten des täglichen Lebens, wie bspw. Mehl und Reis extremen Schwankungen. Hier wurden Anfang Februar 2020 ca. 700% mehr Produkte nachgefragt als im Zeitraum August 2019 bis Januar 2020. Dieser Absatz ging um ca. 500% in der nachfolgenden Woche (KW11) zurück und so-gar ins Negative. Letzterer Umstand lässt sich durch den breiten Ausverkauf des Produktes begründen. Hersteller waren bemüht den Nachfrageüberhang einzuholen und alle Kapazitäten hochzufahren. In erlebte man in der KW 13 einen erneuten Absatzanstieg. Der Nachfrageverlauf bleibt in Deutschland nach wie vor überdurchschnittlich.[58] Der hohen Nachfrage nach Desinfektionsmittel wurde durch die Regelung nachgekommen, indem es auch Apotheken gestattet war das Produkt selbst herzustellen und zu verkaufen.[59] Diese Regelung ist für Produkte, die die Hygiene sicherstellen, wie es bei Desinfektionsmittel der Fall ist, notwendig gewesen, um sowohl im privaten Gebrauch die Ausbreitung des Virus einzudämmen als auch zur Sicherstellung der Verfügbarkeit in Krankenhäusern und anderen Kranken- und Pflegeeinrichtungen.[60]

4.2.2 Produkt: Persönliche Schutzausrüstung (PSA)

Unter PSA fallen im Zusammenhang mit der Corona-Krise Mund-Nase-Schutzmasken in den verschiedenen Schutzkategorien, Handschuhe, Schutzbrillen als auch Ganzkörperschutzanzüge, die in klinischen Einrichtungen Anwendung finden. Der weltweite Andrang hat dafür gesorgt, dass die Produkte knapp wurden und die Preise stark angestiegen sind. Zusätzlich versuchten unseriöse Unternehmen aus der Krisensituation Profit zu schlagen, indem sie mit mangelhaften Ressourcen Produkte herstellten und diese zu ungerechtfertigten preislichen Konditionen verkaufen wollten. Der Engpass an Schutzkleidung war Ende März so gravierend, dass Krankenhäuser begannen Atemschutzmasken in Eigenregie zu nähen, da man sonst

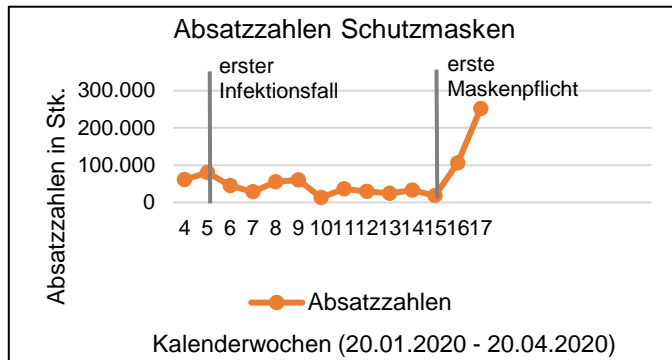


Abbildung 2: Absatz von Schutzmasken über PZN in BRD. Eigene Darstellung. (INSIGHT Health 2020)

Patienten nicht hätte versorgen können. PSA unterliegt strengen Qualitätsstandards und kann daher nicht ohne das nötige Knowhow von jedem Unternehmen hergestellt werden. Aufgrund der massiven Betrugsfälle auf dem Markt der Schutzkleidung wurde auch von staatlicher Seite eingegriffen. Ein weiterer Nachteil in der Versorgungslage war, dass der größte Produzent für PSA China ist. Dort wurden zunächst aufgrund der Corona-Krise alle Produktionen heruntergefahren und das öffentliche Leben unter strenger Kontrolle auf ein Minimum reduziert. Und auch nach dem Anlauf und Hochfahren aller Produktionskapazitäten konnte die weltweite Nachfrage nicht sofort gesättigt werden. Zudem war es in der Transportlogistik zu einem Einbruch gekommen. Der Transportkostenanteil ist ein weiterer Faktor für die erhöhten Preise bei Atemschutzmasken. Die sogenannten FFP2-Masken (Masken mit erhöhter Schutzklasse), die bei der Behandlung von COVID-19 Patienten empfohlen werden, waren bis Mitte Februar noch zu einem Stückpreis von 0,45€ zu erwerben. Dieser Preis stieg innerhalb von weniger als zwei Wochen auf 13,52€ an, was einer Erhöhung von 3000% entspricht. Von Seiten der Bundesregierung wurde daher als Gegenmaßnahme für die unübersichtliche Marktlage und die Mangelversorgung das Open-House-Verfahren eingeführt, um der Gesundheitsbranche unter die Arme zu greifen. [61]

Wie bereits erwähnt hat man Masken und Schutzkleidungen anlässlich der Mangelversorgung gesundheitlicher Einrichtungen und der Unübersichtlichkeit auf dem Markt, zentral über das BMG beschafft. Schutzkleidungshersteller können hier unter fixen Bedingungen Angebote abgeben. Diese Bedingungen lau-

ten: [62] a.) Mindestangebotsmenge von 15.000 Stück pro Produktgruppe; b.) Anlieferungsort bei Erfurt; c.) Preisvorgabe für FFP2-Masken: 4,50€/Stück; OP-Masken: 0,60€/Stück.

Innerhalb des Zeitraums von Ende März bis zum 08.04.2020 konnten auf einer zentralen Plattform die Verkaufsangebote abgegeben werden. Durch dieses Verfahren wurde der Bundesrepublik die Verfügbarkeit von summa summarum 233 Mio. FFP2 Masken und 63 Mio. OP-Masken sichergestellt. Produkte aus China werden zentral bei Logistikpartnern in Deutschland entgegengenommen und zentral gelagert. Hierfür wurden Rahmenverträge mit Logistikunternehmen geschlossen, wie beispielsweise mit der Firma FIEGE. Mit Freigaben des Ministeriums bestellen die Logistikunternehmen ebenfalls Schutzmasken und verteilen diese von ihren Niederlassungen in Deutschland aus. Zur Sicherstellung der Überseetransporte wurde die Lufthansa beauftragt Flugzeuge für Flüge nach Shanghai in China und zurück bereitzustellen, um die Ware abzuholen. Der Import stellt weiterhin eine wichtige Bezugsquelle für die essenziellen Hygieneprodukte dar. Für die mittelfristige Zukunft soll aber die inländische Produktion für die Bereitstellung der Produkte ausgereizt werden. Über das sogenannte Tenderverfahren wird die Maskenproduktion in Deutschland ab Juni 2020 bis Ende des nächsten Jahres ausreichend Masken und Schutzkleidung bereitstellen (3,2 Mrd. Masken und 14 Mio. Schutzmittel). Bei Tenderverfahren werden über Ausschreibungen (engl. Tender) Angebote eingeholt, vergleichbar mit einer Auktion, bei der die Zuteilung des Auftrags an den Höchstbietenden geht. In diesem Fall werden je nach Angebotsumfang die Aufträge erteilt. [63][64]

Ausgehend von diesen getroffenen Maßnahmen und Verordnungen sind bis zum 29. Juni 2020 ca. 964 Mio. Masken verschiedener Typen nach Deutschland gelangt (via Import & Tenderverfahren). Vertraglich abgesichert ist bis Ende des Jahres 2021 noch die Lieferung weiterer 5,8 Mrd. Masken jeder Produktkategorie. [65]

Fazit zum Open-House Verfahren ist, dass die Maßnahme dazu beigetragen hat den PSA-Markt zu beruhigen, indem statt vieler kleiner Nachfrager ein großer Abnehmer für die Produkte auf den Markt getreten ist und so eine bessere Preis- und Verhandlungsposition ausnutzen konnte. Darüber hinaus hätte die Alternative mit mehreren kleineren Nachfragern einen stärkeren Peitscheneffekt bewirken können, da die Knappheit auf dem Markt ohnehin prekär war und dadurch einen größeren Preisanstieg generiert hätte. Ein weiterer positiver Aspekt des Beschaffungsverfahrens war, dass Anbieter ohne nötige Qualifikation in der Branche aussortiert wurden, da die fixen Angebotsbedingungen des BMG solche Produzenten aussortiert hat. Der Aspekt, dass man eine Mindeststückzahl von 15.000 anbieten sollte hat Anreize für branchenfremde deutsche Unternehmen gesetzt ihre eigenen Produktionslinien zu modifizieren, um PSA herzustellen. Auf diese Weise wurden laut Krankenhaus-Beschaffungsexperten Wilfried von Eiff „globale Lieferketten nach Deutschland rückverlagert“. [66] In einer Studie des Centurms für Krankenhaus-Management der Universität Münster und der Wegweiser-Unternehmensgruppe griff man das Thema der Verfügbarkeit von PSA auf und druckte es in Zahlen aus. Laut Studie mussten 92% der Nutzer (z.B. Krankenhäuser) aufgrund der schlechten Versorgungslage Anfang des Jahres neue Lieferwege für PSA finden. 90% der Befragten haben dabei Angebote von nicht vertrauenswürdigen Herstellern erhalten,

deren Preise unverhältnismäßig hoch waren. Bei 95% wurden Waren mit mangelhafter Qualität geliefert, von denen 15-25% sogar schädlich zu sein schienen. Obwohl die Produkte nach Angaben der Befragten schädlich waren, sahen sich 32% der Nutzer aufgrund der heiklen Lage verpflichtet sie trotzdem zu verwenden. Durch das Open-House-Verfahren des BMG gaben 83% der Nutzer an, dass dies ihren Bedarf an PSA vorübergehend deckte und 36% deklarieren ihr Versorgungsengpass sei sogar überwunden. [66]

4.2.3 Toilettenpapier

Der Absatz von Toilettenpapier ist ab Mitte Februar dieses Jahres von ca. 100% auf über 300% in der Kalenderwoche 12 gestiegen. Daraufhin erholte sich die Nachfrage rapide und erreichte Anfang April einen Tiefpunkt mit lediglich 40 bis 50% der Nachfrage. Seither ist der Verlauf wieder auf 100% angestiegen und verläuft konstant. [68]

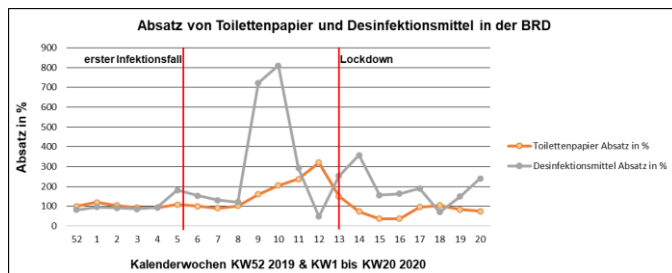


Abbildung 3: Absatzzahlen Toilettenpapier und Desinfektionsmittel in %. Eigene Darstellung in Anlehnung an (DESTATIS Statistisches Bundesamt 2020)

Dieses Kaufverhalten im Gleichklang mit Herstellern und Einzelhändlern hat dazu geführt, dass es Engpässe in den Lieferungen der Ware gab. Dabei ist ein Anstieg der Kaufmengen von Konsumenten eine Schlussfolgerung der Tatsache, dass man während einer Pandemie längere Zeit zuhause verbringt und folglich einen vermeintlich höheren Verbrauch verzeichnet. Diese Art von Einkäufen wird als „Hamsterkauf“ bezeichnet. Der Begriff suggeriert durch das Wort „hamstern“, dass der Mensch sich aufgrund der ungewohnten Situation in der er sich aktuell befindet, eine Verknappung bzw. einen Preisanstieg von Produkten befürchtet und sich daher sicherheitshalber einen größeren Vorrat an Produkten anlegt, als für gewöhnlich benötigt. [69] Das Produkt Toilettenpapier wurde in der Vergangenheit stets konstant nachgefragt. Somit sahen sich die Hersteller zuvor nicht mit stark schwankenden Absatzzahlen konfrontiert und haben ihre Produktion mit einer äußerst hohen Kapazitätsauslastung effizient ausgelegt. Eine plötzliche Nachfragespitze wie Mitte März 2020 hat die Hersteller daher zunächst in einen Produktionsrückstand gebracht, den man nicht schnell einholen konnte, da die Kapazitäten bereits ausgereizt waren. Mit nicht gesättigter Nachfrage am Kundenende, stiegen die geforderten Stückzahlen erneut an, da nun auch der Kunde merkte, dass für dieses spezielle Produkt ein Lieferengpass vorherrscht. Dies führte letztlich zu einer größeren Lücke zwischen Angebot und Nachfrage. Eine Effektverstärkung der Wahrnehmung eines Lieferengpasses wurde ebenfalls durch die mediale Berichterstattung von leergeräumten Lebensmittelregalen in den Geschäften herbeigeführt. [70]

5 KI ZUR MINIMIERUNG DES BULLWHIP-EFFEKTS IN DER CORONA KRISE

Im Verlauf der COVID-19-Pandemie haben sich global die Lieferketten an die veränderten Konsum- und Arbeitsumstände anpassen müssen. Aufgrund des neuen Konsumverhaltens der Menschen haben sich Nachfragespitzen für spezielle Produktgruppen gebildet.[71] Die Lieferketten, die insbesondere im Lebensmitteleinzelhandel mit geringen Gewinnmargen und einem starken Kostendruck operieren, haben das große Kaufinteresse nicht sofort decken können. Prozesse, die diese Problematik verstärkten, waren die Just-in-Time-Anlieferung, die Lebensmittelhändler nutzen, um nicht zuletzt ihre Kosten durch geringere Lagerbestände zu minimieren. Obwohl Nachfrageüberhänge für die Händler ein bekanntes Phänomen sind, wie beispielsweise vor Weihnachten, war man auf den Nachfrageboom in der Corona-Krise nicht ausreichend vorbereitet. Zusätzlich betrifft die Nachfrage mehr Produktkategorien und ist über weite Regionen und Länder verteilt. Die Einzelhändler konnten ihre Läger nicht rechtzeitig auffüllen, um einen Großteil der Produktnachfrage sofort zu decken. Darüber hinaus haben einschränkende Maßnahmen der Politik, die die Krankheitsausbreitung verhindern sollten, dazu geführt, dass das Lieferkettenmanagement nicht schnell reagieren konnte. Durch Wegfall eines Anteils der Arbeitskräfte in Lager, Disposition und Distribution von Waren wurde der Versorgungsengpass erhöht. Als Maßnahmen gegen diesen pandemie-bedingten Nachfrageüberhang entschieden viele Einzelhändler ihre Verkaufsmengen in den Läden zu begrenzen. Der Kunde sollte Waren nur in haushaltsüblichen Mengen erwerben mit dem Ziel die Versorgung für eine breitere Kundenmasse zu gewährleisten und die Lieferketten nicht zu überlasten.[72] Diese mengenmäßige Verkaufsrationierung ist auch im Oktober und November 2020 in Deutschland zu beobachten.[73]

Anlässlich dieser genannten Faktoren ist eine Prognose der Nachfrage mit KI-Methoden, wie sie in den vorherigen Kapiteln beschrieben wurden zunächst schwierig. In den vorhergehenden Studien wurden KI-Methoden für die Reduktion des BWE entlang der Lieferkette behandelt. Hierfür standen häufig Zeitreihendaten aus einer Nachfragehistorie von Perioden über mehrere Jahre zur Verfügung. Aus diesen vielen Zeitreihendaten konnten die Systeme wie KNN und ANFIS mit und ohne vorherige Datenvorbereitung, Einkaufs- bzw. Absatzmuster erkennen. Auf Basis dieser Muster wurden Vorhersagewerte für die nächsten Nachfrageperioden erstellt, von kurzfristig bis langfristig. Eine gute Datenbasis erleichterte dabei die Arbeit der KI-Techniken und sicherte ein qualitativ hohes Prognoseresultat ab. Darüber hinaus sind externe Faktoren, die bis dato in die Prognose miteingeflossen sind, wie beispielsweise Ferien, Lebenszyklusphasen, Saisonalitäten etc. allgemein bekannt gewesen. So haben Unternehmen sich rechtzeitig auf Nachfragerückgänge oder -anstiege vorbereiten können, indem man die Information entlang der Lieferkette geteilt hat oder sie schon in den Zeitreihendaten für die Erstellung der Prognosen enthalten waren. [74]

Für die Prognose des coronabedingten Absatzanstiegs in einigen Produktbereichen lag keine breite Datenbasis vor. Darüber hinaus herrschen keine großen Erfahrungswerte über Pandemieentwicklungen in den Unternehmen. Die Verkäufe während

der ersten Infektionswelle waren nicht lange im Voraus absehbar und konnten daher ausschließlich über kurzfristige Prognosen erahnt werden. In diese Art der Prognose, die während der aktuellen Phase nötig ist, fließt als Haupteinflusskomponente der Infektionsverlauf von COVID-19 eines Landes und die damit politisch auferlegten Kontaktbeschränkungen mit ein. Die Panikkäufe, die von breiten Teilen der Bevölkerung praktiziert werden, resultieren nicht zuletzt aus der Angst vor einem Lockdown und drohender Versorgungsengpässe. Somit müssen zur Bestimmung des Konsumverhaltens eines Landes die Infektionszahlen vorhergesagt werden. Zu diesem Thema erschien im August dieses Jahres eine aktuell noch unveröffentlichte Studie, in der die Nachfrage nach verschiedenen Produktgruppen auf der Grundlage des prognostizierten Verlaufs der Corona-Infektionszahlen berechnet wird. Der Nachfrageüberhang wird als unmittelbar abhängig von dieser Determinante gesehen. Die Corona-Infektionszahlen wurden mithilfe von Echtzeit-Daten vorhergesagt. [75]

Die tägliche (prozentuale) Wachstumsrate der Infektionszahlen wurde für fünf Länder kalkuliert darunter auch Deutschland. Mithilfe vorhandener Infektionszahlen aus dem Zeitraum vom 22.01.2020 bis zum 15.04.2020 wurde die Datenbasis gebildet. Für die Prognose wurden ebenfalls länderspezifische Variablen eingefügt, wie beispielsweise das Durchschnittsalter der Bevölkerung, Datum der Reisebeschränkungen, Anteil Lungenkranke in der Bevölkerung usw. Zur Prognostizierung wurde die Technik „Partial Curve Nearest Neighbor Forecasting“ herangezogen gemeinsam mit maschinell lernenden Clustering-Methoden. Diese Prognose ist eine Modifizierung des „Nearest Neighbor“ Ansatzes. [76] Dieser Ansatz dient zur Prognose nicht-stationärer Zeitreihendaten. [77] Dadurch wird die Klassifikation der Daten über die Distanz dieser im Merkmalsraum ausgeführt. [78] Im Anschluss wurde in der Studie der Nachfrageüberhang für einige Produktgruppen kalkuliert. Die Basis der Berechnung waren: a.) die zuvor vorhergesagte Infektionsrate mit einer Verzögerung, b.) ein Faktor, der den Einfluss von der Rate auf den Nachfrageüberschuss ausdrückt und c.) ein Summand, der hinzuaddiert wurde, wenn ein Tag nach der Deklaration eines Lockdowns oder einer Reisebeschränkung in einem Land vergangen ist. [79]

Die betrachteten Produktgruppen waren Lebensmittel, Elektronische Geräte, Modeartikel und Autos. Die Nachfragedaten hierfür wurden aus den Google Suchtrends für den Zeitraum von Anfang Februar bis Ende April entnommen und tageweise aufgestellt. In der Simulation wurde ebenfalls die Variable des Lockdown-Beginns verschoben, um den Einfluss davon auf die Nachfrage zu ermitteln. Die Ergebnisse belegen, dass ein Nachfrageüberschuss für Lebensmittel und elektronische Artikel vorhanden war und Produktgruppen wie Bekleidung und Fahrzeuge absatztechnisch stagnierten. Darüber hinaus wurde prognostiziert, dass spätere Lockdowns, die um jeweils eine Woche, zwei Wochen bzw. drei Wochen verschoben worden wären einen geringeren Nachfrageübergang bei Lebensmitteln erzeugt hätten. [80]

Auch hier fanden KI-Methoden zur Prognose der COVID-19-Zahlen und des Nachfrageüberhangs Anwendung. Die externen Daten wie Lockdown-Datum, gesellschaftliche Kennzahlen in den Bereichen Gesundheit und Demographie haben in die Vorhersage Einzug gefunden. Aus der Studie ging deutlich hervor, dass die Pandemie ein mehrdimensionales Konstrukt ist, dass

in Wechselwirkung mit vielen Faktoren steht. Dies legt nahe, dass keine langfristige Prognose der Nachfrage möglich ist, da der Verlauf der Infektionszahlen nicht auf lange Sicht vorhersehbar ist. Stattdessen soll man die Infektionen regelmäßig neu kalkulieren und dabei verschiedene Prognosemethoden anwenden. Dieser dynamische Ansatz für kurzfristige Prognosen, wie hier dargelegt, gewährleistet die richtige Auswahl der Technik und somit das verlässlichere Ergebnis des Nachfrageüberhangs. [81]

Langfristige Prognosen werden nötig, wenn Konsumschwankungen, im Zuge eines konjunkturellen Abschwungs durch die Corona-Krise auftreten. Dies wirkt sich auf die Einkommen der Konsumenten aus, die dadurch sinken. Da man in Deutschland aktuell die zweite Infektionswelle nach der ersten im Frühjahr erlebt, ist noch nicht absehbar wann sich der Alltag und die Wirtschaft wieder normalisieren werden. Eine geringere Kaufkraft der Verbraucher kann dazu führen, dass sich nicht nur in Deutschland, sondern auch weltweit, das Konsumverhalten ändert. Geringere Einkommen äußern sich im Kauf von Produkten aus dem Niedrigpreissegment. Die Folge davon ist, dass bestimmte Warengruppen nicht mehr in der gewohnten Menge nachgefragt werden und wiederum andere besonders stark gekauft werden. Ein solche Nachfrageverschiebung ist ebenfalls für eingespielte Lieferketten problematisch, da Lieferanten aus dem teuren Segment wegfallen und dafür mehr Druck auf die Anbieter günstiger Artikel auferlegt wird. Mit erhöhtem Preisbewusstsein der Bevölkerung und steigenden Kaufmengen steigt letztlich auch der Preisdruck im Supply Chain Management. [82]

Daher kann es langfristig gesehen durch den Einfluss der Pandemie dazu kommen, dass die beliebten Warengruppen Mehl, Reis, Nudeln und Hefe auch in Zukunft stärker angefragt werden als im Vorkrisenjahr. Die ohnehin schon ausgelasteten Lieferketten erhielten so Probleme mit der Befriedigung der Nachfrage. [83] Für die Phase unmittelbar nach der Bewältigung der Pandemie und der Rückkehr in die „Normalität“ ist es daher ausschlaggebend KI-Prognose-Techniken einzusetzen, die auf Basis der historischen Pandemie-Daten und Nachfragedaten den Absatzverlauf erlernen und die bevorstehende Nachfrage vorhersagen können. Auch wird wie bereits erwähnt eine regelmäßige Evaluierung der Prognosemethode nötig sein, um zu überprüfen, ob die Parameter korrekt sind oder man eventuell eine neue Prognosemethode mit relevanteren Variablen benötigt. [84]

4. HANDLUNGSEMPFEHLUNG

Das Einrichten von KI-Prognosemethoden ist ein elementarer Bestandteil, um nachhaltig am Markt erfolgreich zu sein. Die Corona-Krise zeigt einmal mehr, dass externe Faktoren einen erheblichen Einfluss auf das Wirtschaftsleben eines Landes haben können. Durch die Nutzung von künstlichen neuronalen Netzen oder Multiagenten-Systemen können Wettbewerbsvorteile durch höhere Prognosegüte erzielt werden. Die Ausrichtung der Lieferkette an einer guten Prognose sorgt für die langfristige Generierung von Einsparpotenzialen. Diese werden durch das Abwenden von entgangenen Absatzchancen und Verhindern eines Nachfrageüberhangs erzeugt. [85]

Wichtig im Zusammenhang mit Corona ist, dass die Variablen, die das Prognoseergebnis beeinflussen könnten, evaluiert werden. Diese sollten in das KNN, ANFIS oder MAGS aufgenommen werden, um eine möglichst vollständige Datenbasis für die KI-Methoden bereitzustellen. Hier ist vor allem auf die Datenkonsistenz und Vollständigkeit Acht zu geben, da eine vollständige Datenbasis essenziell für eine gute Prognose ist. [86]

Der Aufbau von strategischen Partnerschaften entlang der Wertschöpfungskette sorgt dafür, dass man enger miteinander kooperiert und die Schwachstellen des Partnerunternehmens kennenlernt. Dadurch kann erzielt werden, dass Risiken, wie z.B. Engpässe rechtzeitig identifiziert und Maßnahmen eingeleitet werden. Eine mögliche Ausprägungsform kann beispielsweise das Teilen von Lager- und Produktionskapazitätsdaten sein [87]

Die Einrichtung eines kontinuierlichen Supply-Chain-Risikomanagements ist eine Möglichkeit, um Risikoherde frühzeitig zu identifizieren und Maßnahmen dagegen einzuleiten. Hierbei sollten turnusmäßig potenzielle Risiken aufgedeckt werden, denen sich das Unternehmen unter Einschluss externer Faktoren ausgesetzt sieht. Daraufhin soll das Risiko mit einer Prozentzahl der Eintrittswahrscheinlichkeit bewertet wird, welche im gleichen Rhythmus wie die Risiken neu evaluiert wird. Anschließend soll der Verlauf der erkannten Risiken streng kontrolliert werden und Maßnahmen zur Eindämmung der Folgen formuliert werden. Wichtig ist, dass dieser Schritt regelmäßig durchgeführt führt, da das dynamische Marktgeschehen neue Risiken erzeugt, die das Unternehmen unbedingt frühzeitig erkennen muss. [88]

Die Vertreter-Verbände von Unternehmen, die systemrelevante Leistungen erbringen bzw. systemrelevante Produkte anbieten und die politischen Führungskräfte eines Landes sollten in Zukunft enger zusammenarbeiten, wenn es um Krisenbewältigung geht, die die ganze Bevölkerung betrifft. Beispielsweise hätten bevorstehende Lockdowns und Kontaktbeschränkungsregeln zuvor mit Lebensmitteleinzelhandel, Apotheken etc. kommuniziert werden müssen. Dadurch hätte man sich wertvolle Vorlaufzeit sichern können, in der Produktions- und Logistikprozesse von Unternehmen den bevorstehenden Nachfrageüberhang „eingeholt“ hätten. Mit entsprechenden Vorbereitungen, wie z.B. dem Aufbau von zusätzlichem Lagerbestand wären die Hamsterkäufe und der Versorgungsengpass durch Wegfall von Personal und Transportmittel schwächer gewesen. [89]

Anhand der Erfahrungswerte mit der Corona-Pandemie sollte Unternehmen deutlich geworden sein, dass Lagerhaltungskosten geringer sind als Rückstandskosten. Somit macht es Sinn einen höheren Puffer an Lagerware aufzubauen, das Lieferunterbrechungen in der Wertschöpfungskette auffangen kann und finanzielle Einbuße minimiert bzw. die gestiegene Nachfrage befriedigen kann. [90]

Die Beschaffungsstrategie bei systemkritischen Produkten sollte standardmäßig mindestens Dual-Sourcing sein, da man das Risiko eines potenziellen Lieferabbruchs verteilt. Adäquate Einkaufsstrategien begünstigen die eigene Versorgung und minimieren Risiken. Darüber hinaus sollten nicht nur Skaleneffekte bei der Lieferantenauswahl ins Gewicht fallen, sondern vielmehr Qualität und Nachhaltigkeit der Produkte. [91]

FAZIT UND AUSBLICK

Die Schlussfolgerungen aus den vorherigen Betrachtungen sind, dass der Bullwhip-Effekt durch eine präzisere Prognose der Marktnachfrage effizient behoben werden kann. Dies setzt eine verlässliche Technik voraus, die die gegebene Datenbasis eines Unternehmens maximal nutzt. Die Datenbasis muss jedoch konsistent und vollständig sein. Dies stellt eine Voraussetzung für die Nutzung von KI-Prognose-Methoden dar. Klassische Methoden der Nachfragevorhersage wie der gleitende Durchschnitt oder die exponentielle Glättung erreichen ihre Modellgrenzen bei nicht-linearen Nachfrageverläufen. Daher eignen sich auch hier insbesondere KNN und ANFIS, um diese Datentypen optimal zu verarbeiten und daraus präzise Nachfragemuster zu erkennen. Die Nutzung von KI-Techniken setzt die Analyse der Datenbasis voraus, um die geeignetste Methode herauszufinden. Darüber hinaus müssen Unternehmen bestrebt sein, Methoden künstlicher Intelligenz in das Unternehmens-Mindset zu etablieren. Auf diese Weise wird dem Misstrauen gegenüber der intransparenten Arbeitsweise der KI begegnet.

Anhand der Verbrauchsanalyse von Desinfektionsmittel, PSA und Toilettenpapier im Zeitraum vor der ersten Infektionswelle bis zum Beginn der zweiten Infektionswelle der COVID-19-Pandemie wurden Veränderungen im Konsumverhalten der Bevölkerung deutlich. Die Engpässe in den Warenlieferungen wurden im Zusammenhang mit dem BWE gesetzt.

Die Versorgungsengpässe der ausgewählten Produktgruppen resultierten aus den höheren Einkaufsmengen der Konsumenten zum Zwecke der Vorratsbildung. Es konnte gezeigt werden, dass der reale Verbrauch von Toilettenpapier gleichgeblieben ist und die Konsumenten sich hier aus Angst vor einer Notsituation in der Versorgung nur einen größeren Vorrat angelegt haben. Die einmalige Nachfragespitze hat dazu geführt, dass vereinzelt der BWE aufgetreten ist, da die Nachfrage nicht gedeckt werden konnte. Gleichzeitig rührte die mangelnde Lieferfähigkeit der Hersteller bzw. der Lieferketten daher, dass die globalen Logistiknetze aufgrund von Restriktionen im Liefer- und Warenverkehr eingestellt wurden. Daher entstand auf Nachfrageseite und auf Angebotsseite eine Nachfrageschwankung, da beide ihre Abrufe aufgrund eines Engpasses erhöht haben und dadurch das Nachfragesignal verzerrt wurde.

Bei der Produktkategorie PSA wurde durch die COVID-19-Pandemie die einseitige Abhängigkeit von asiatischen Herstellern deutlich. Die geringe lokale Produktion und überschaubaren Reserven in Deutschland und den medizinischen Einrichtungen sorgten für eine Verschärfung der Versorgungslage. Dies wurde zusätzlich durch die kostengetriebene Beschaffungsstrategie Deutschland verstärkt. Ein Bullwhip-Effekt lässt sich auch hier anhand einer extremen Allokationssituation erkennen, bei der zu wenig Angebot auf zu viele Nachfrager trat. Daher wurden Maßnahmen zur Loslösung der Abhängigkeit von chinesischen PSA-Herstellern eingeleitet, indem die lokale Produktion ausgebaut werden soll. Hinzu kommt eine nationale Reserve, die in Deutschland errichtet werden soll, um wichtige Medizinprodukte im erneuten Krisenfall lagerhaltig zu haben.

Weitere Erkenntnisse aus dieser Arbeit sind, dass die Pandemieentwicklung eines Landes mit den nachgefragten Produkten korreliert. Dementsprechend sollten von Unternehmen die Infektionszahlen genau nachverfolgt werden. Die Einrichtung eines Prognoseverfahrens, welches auf KI gestützt ist, ist mittel- bis langfristig die empfohlene Vorgehensweise vor allem für

global agierende Unternehmen. Dadurch wird ihre Reaktionsfähigkeit erhöht und nicht vorhandenen Skaleneffekte kompensiert. In diesem Kontext sollte ein Augenmerk auf die vollständige Erstellung einer fundierten Datenbasis sowie IT-Infrastruktur gelegt werden. In diese Datenbasis müssen externe Variablen, wie beispielsweise die Infektionsverläufe eines Landes, hinzugefügt werden. Diese Voraussetzungen müssen geschaffen werden, damit die KI zu präzisen, nicht verzerrten und fundierten Ergebnissen kommen kann. Darüber hinaus sollten ausgewählte Prognose-Methoden kontinuierlich auf ihre Eignung zur Nutzung der vorhandenen Datenbasis evaluiert und gegebenenfalls aktualisiert werden.

Letztlich müssen sich Lieferketten auf ein geändertes Nachfragemuster ihrer Konsumenten einstellen. Diese kaufen, wie aktuell zu sehen ist, seltener ein, jedoch in höheren Volumina. Rationierungsmaßnahmen können keine dauerhafte Lösung des Problems sein. Daher werden sich die Lieferketten langfristig mit einem weiteren Bullwhip-Effekt konfrontiert sehen, da die bisher eingespielten und effizienten Versorgungsnetze sich an die geänderten Nachfragemuster adaptieren müssen. In zukünftigen Forschungsarbeiten könnte die langfristige Nachverfolgung der Nachfrageentwicklung behandelt werden, vor dem Hintergrund einer bereits bewältigten Pandemie. Hier wäre interessant darzustellen, welche Maßnahmen hinsichtlich des stärkeren Einsatzes von künstlicher Intelligenz konkret in den Unternehmen und Wertschöpfungsketten aufgenommen wurden.

LITERATURVERZEICHNIS

- [1] Assad, Arjang A.; Gass, Saul I. (2011): Profiles in Operations Research. URL: <http://weblibrary.apeiron-uni.eu:8080/WebDokumente/14416-Profiles%20in%20Operations%20Research%20-%20Pioneers%20and%20Innovators.pdf>, Abgerufen am
- [2] Wang, Xun; Disney, Stephen M. (2016): The bullwhip effect: Progress, trends and directions, *European Journal of operational Research*, pp. 691–701
- [3] Jaipuria, Sanjita; Mahapatra, S. S. (2014): An improved demand forecasting method to reduce bullwhip effect in supply chains, *Expert Systems with Applications*, pp. 2395–2408
- [4] McCarthy, John; Minsky, Marvin L.; Rochester, Nathaniel; Shannon, Claude E. (1955): A Proposal for the Summer Research Project on Artificial Intelligence, *AI Magazine* URL: <https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1904>, Abgerufen am: 02.11.2020
- [5] Ertel, Wolfgang (2016): *Grundkurs Künstliche Intelligenz*, Springer Fachmedien Wiesbaden
- [6] Buxmann, Peter; Schmidt, Holger (2019): *Künstliche Intelligenz*, Springer Berlin Heidelberg
- [7] McCarthy, John (2007): What is Artificial Intelligence? URL: <http://jmc.stanford.edu/articles/whatisai/whatisai.pdf>, Abgerufen am: 02.06.2020
- [8] Purdy, Mark; Daugherty, Paul (2016): Why Artificial Intelligence is the Future of Growth, URL: https://www.accenture.com/t20170524t055435_w_/ca-en/_acnmedia/pdf-52/accenture-why-ai-is-the-future-of-growth.pdf, Abgerufen am: 02.11.2020
- [9] Bashir, I. (2017): Mastering blockchain: distributed ledgers, decentralization and smart contracts explained. Birmingham, Packt.
- [10] Wittpahl, Volker (2019): *Künstliche Intelligenz*, Berlin, Heidelberg, Springer
- [11] Bitkom e.V. (2017): *Künstliche Intelligenz - Wirtschaftliche Bedeutung, gesellschaftliche Herausforderungen, menschliche Verantwortung*, URL: https://www.dfki.de/fileadmin/user_upload/import/9744_171012-KI-Gipfelpapier-online.pdf, Abgerufen am: 02.11.2020
- [12] Bengler, Klaus; Schmauder, Martin (2016): Digitalisierung, *Zeitschrift für Arbeitswissenschaft*, Vol. 70, No., pp. 75-76
- [13] Bitkom e.V. (2017): *Künstliche Intelligenz - Wirtschaftliche Bedeutung, gesellschaftliche Herausforderungen, menschliche Verantwortung*, URL: https://www.dfki.de/fileadmin/user_upload/import/9744_171012-KI-Gipfelpapier-online.pdf, Abgerufen am: 02.11.2020
- [14] Borgmeier, Arndt; Grohmann, Alexander; Gross, Stefan F. (2017): *Smart Services und Internet der Dinge: Geschäftsmodelle, Umsetzung und Best Practices*, Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG
- [15] Fan, Shelly; Taylor, Matthew (2020): Macht künstliche Intelligenz uns überflüssig? Große Fragen des 21. Jahrhunderts
- [16] Bitkom e.V. (2017): *Künstliche Intelligenz - Wirtschaftliche Bedeutung, gesellschaftliche Herausforderungen, menschliche Verantwortung*, URL: https://www.dfki.de/fileadmin/user_upload/import/9744_171012-KI-Gipfelpapier-online.pdf, Abgerufen am: 02.11.2020
- [17] Purdy, Mark; Daugherty, Paul (2016): Why Artificial Intelligence is the Future of Growth, URL: https://www.accenture.com/t20170524t055435_w_/ca-en/_acnmedia/pdf-52/accenture-why-ai-is-the-future-of-growth.pdf, Abgerufen am: 02.11.2020
- [18] McKinsey & Company (2017): Smartening up with Artificial Intelligence (AI) - What's in it for Germany and its Industrial Sector? URL: <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/Semiconductors/Our%20Insights/Smartening%20up%20with%20artificial%20intelligence/Smartening-up-with-artificial-intelligence.ashx%20str%209>, Abgerufen am: 14.10.2020
- [19] McKinsey & Company (2017): Smartening up with Artificial Intelligence (AI) - What's in it for Germany and its Industrial Sector? URL: <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/Semiconductors/Our%20Insights/Smartening%20up%20with%20artificial%20intelligence/Smartening-up-with-artificial-intelligence.ashx%20str%209>, Abgerufen am: 14.10.2020
- [20] Cyert, Richard Michael; March, James G.. (1963): *A behavioral theory of the firm*, Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall
- [21] Proff, Heike (2002): *Konsistente Gesamtunternehmensstrategien*, Wiesbaden, Deutscher Universitätsverlag
- [22] Kiefer, Daniel; Ulmer, Annette; van Dintter, Clemens (2019): Application of Artificial Intelligence to optimize forecasting capability in procurement, pp. 69–78, [researchgate.com](https://www.researchgate.com)
- [23] Kiefer, Daniel; Ulmer, Annette; van Dintter, Clemens (2019): Application of Artificial Intelligence to optimize forecasting capability in procurement, pp. 69–78, [researchgate.com](https://www.researchgate.com)
- [24] Doberanzke, Volker (2020): Der Einsatz qualitativer Methoden der Nachfrageprognose bei mittelständischen Unternehmen, ZBW - Leibniz Information Centre for Economics, URL: <http://hdl.handle.net/10419/216746>, Abruf am: 12.10.2020
- [25] Chambers, John C.; Satinder, Mullick K.; Smith, Donald D. (1971): How to Choose the Right Forecasting Technique, <https://hbr.org/1971/07/how-to-choose-the-right-forecasting-technique>, Abruf am: 12.10.2020
- [26] Chambers, John C.; Satinder, Mullick K.; Smith, Donald D. (1971): How to Choose the Right Forecasting Technique,

- <https://hbr.org/1971/07/how-to-choose-the-right-forecasting-technique>, Abruf am: 12.10.2020
- [27] Nau, Robert (2020): Statistical forecasting: notes on regression and time series analysis, Duke University, URL: <https://people.duke.edu/~rnau/411home.htm>, Abruf am: 14.10.2020
- [28] Eckstein, Peter P. (2010): Statistik für Wirtschaftswissenschaftler, Gabler Verlag / GWV Fachverlage GmbH Wiesbaden
- [29] Kühnapfel, Jörg B. (2015): Vertriebsprognosen, Springer Gabler Wiesbaden
- [30] Chambers, John C.; Satinder, Mullick K.; Smith, Donald D. (1971): How to Choose the Right Forecasting Technique, <https://hbr.org/1971/07/how-to-choose-the-right-forecasting-technique>, Abruf am: 12.10.2020
- [31] Lee, Hau L.; Padmanabhan, V.; Whang, Seungjin (1997): The Bullwhip Effect in Supply Chains, MIT Sloan Management Review, URL: <https://sloanreview.mit.edu/wp-content/uploads/1997/04/633ecdb037.pdf>, Abruf am: 30.10.2020
- [32] Singh, Lakhwinder Pal; Challa, Ravi Teja (2015): Integrated Forecasting Using the Discrete Wavelet Theory and Artificial Intelligence Techniques to Reduce the Bullwhip Effect in a Supply Chain, *Glob J Flex Syst Manag (Global Journal of Flexible Systems Management)*, Vol. 17 No.2, pp. 157-169
- [33] Jaipuria, Sanjita; Mahapatra, S. S. (2014): An improved demand forecasting method to reduce bullwhip effect in supply chains, *Expert Systems with Applications*, pp. 2395–2408
- [34] Prakash, Om; Pandey, Vijay (2014): Reducing the Bullwhip Effect in a Supply Chain Using Artificial Intelligence Technique, *Journal of Production Research & Management*, URL: <https://www.researchgate.net/publication/273694973>, 07.10.2020
- [35] Kiefer, Daniel; Ulmer, Annette; van Dinther, Clemens (2019): Application of Artificial Intelligence to optimize forecasting capability in procurement, pp. 69–78, [researchgate.com](https://www.researchgate.com)
- [36] Aggarwal, Ajay K.; Davè, Dinesh S. (2018): An Artificial Intelligence Approach to Curtailing the Bullwhip Effect in Supply Chains, *EBSCO/Proquest*, No.4
- [37] Kiefer, Daniel; Ulmer, Annette; van Dinther, Clemens (2019): Application of Artificial Intelligence to optimize forecasting capability in procurement, pp. 69–78, [researchgate.com](https://www.researchgate.com)
- [38] Prakash, Om; Pandey, Vijay (2014): Reducing the Bullwhip Effect in a Supply Chain Using Artificial Intelligence Technique, *Journal of Production Research & Management*, URL: <https://www.researchgate.net/publication/273694973>, Abruf am 07.10.2020
- [39] Efindigil, Tuğba; Önüt, Semih; Kahraman, Cengiz (2009): A decision support system for demand forecasting with artificial neural networks and neuro-fuzzy models: A comparative analysis, *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No.3, pp. 6697–6707, URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.08.058>, Abruf am 23.10.2020
- [40] Aggarwal, Ajay K.; Davè, Dinesh S. (2018): An Artificial Intelligence Approach to Curtailing the Bullwhip Effect in Supply Chains, *EBSCO/Proquest*, No.4
- [41] Singh, Lakhwinder Pal; Challa, Ravi Teja (2015): Integrated Forecasting Using the Discrete Wavelet Theory and Artificial Intelligence Techniques to Reduce the Bullwhip Effect in a Supply Chain, *Glob J Flex Syst Manag (Global Journal of Flexible Systems Management)*, Vol. 17 No.2, pp. 157-169
- [42] Jaipuria, Sanjita; Mahapatra, S. S. (2014): An improved demand forecasting method to reduce bullwhip effect in supply chains, *Expert Systems with Applications*, pp. 2395–2408
- [43] Ponte, Borja; Pino, Raúl; La Fuente, David de (2014): Multiagent Methodology to Reduce the Bullwhip Effect in a Supply Chain, *Transactions on Computational Collective Intelligence XVII*, Springer Berlin Heidelberg,
- [44] Assad, Arjang A.; Gass, Saul I. (2011): Profiles in Operations Research. URL: <http://weblibrary.apeiron-uni.eu:8080/WebDokumenti/14416-Profiles%20in%20Operations%20Research%20-%20Pioneers%20and%20Innovators.pdf>, Abgerufen am.
- [45] Nienhaus, J.; Ziegenbein, A.; Schoensleben, P. (2006): How human behaviour amplifies the bullwhip effect. A study based on the beer distribution game online, *Production Planning & Control*, pp. 547–557, Vol. 17, No. 6
- [46] Lee, Hau L.; Padmanabhan, V.; Whang, Seungjin (1997): The Bullwhip Effect in Supply Chains, *MIT Sloan Management Review*, URL: <https://sloanreview.mit.edu/wp-content/uploads/1997/04/633ecdb037.pdf>, Abruf am: 30.10.2020
- [47] Lee, Hau L.; Padmanabhan, V.; Whang, Seungjin (1997): The Bullwhip Effect in Supply Chains, *MIT Sloan Management Review*, URL: <https://sloanreview.mit.edu/wp-content/uploads/1997/04/633ecdb037.pdf>, Abruf am: 30.10.2020
- [48] Nienhaus, J.; Ziegenbein, A.; Schoensleben, P. (2006): How human behaviour amplifies the bullwhip effect. A study based on the beer distribution game online, *Production Planning & Control*, pp. 547–557, Vol. 17, No. 6
- [49] Lee, Hau L.; Padmanabhan, V.; Whang, Seungjin (1997): The Bullwhip Effect in Supply Chains, *MIT Sloan Management Review*, URL: <https://sloanreview.mit.edu/wp-content/uploads/1997/04/633ecdb037.pdf>, Abruf am: 30.10.2020
- [50] Lee, Hau L.; Padmanabhan, V.; Whang, Seungjin (1997): The Bullwhip Effect in Supply Chains, *MIT Sloan Management Review*, URL: <https://sloanreview.mit.edu/wp-content/uploads/1997/04/633ecdb037.pdf>, Abruf am: 30.10.2020
- [51] Nienhaus, J.; Ziegenbein, A.; Schoensleben, P. (2006): How human behaviour amplifies the bullwhip effect. A study based on the beer distribution game online, *Production Planning & Control*, pp. 547–557, Vol. 17, No. 6
- [52] Chen, Frank; Drezner, Zvi; Ryan, Jennifer K.; Simchi-Levi, David (2000): Quantifying the Bullwhip Effect in a Simple Supply Chain: The Impact of Forecasting, Lead Times, and Information, URL: <https://www.jstor.org/stable/2634741>, Abruf am: 23.10.2020
- [53] Sucky, Eric (2009): The bullwhip effect in supply chains—An overestimated problem?, *International Journal of Production Economics*, Vol. 118, No. 1, pp. 311–322
- [54] Brauch, Manuel; Dula, Ivan; Größler, Andreas (2020): Out of balance COVID-19 shows the need to weigh efficiency against resilience in supply networks, University of Stuttgart Department of Operations Management, URL: https://www.bwi.uni-stuttgart.de/abt10/dokumente/Covid_BWE_ShortReport.pdf, Abruf am: 16.10.2020
- [55] Handfield, Robert B.; Graham, Gary; Burns, Laird (2020): Corona virus, tariffs, trade wars and supply chain evolutionary Design, *IJOPM (International Journal of Operations & Production Management)*, pp. 1-12
- [56] DESTATIS Statistisches Bundesamt (2020): Corona-Krise: Experimentelle Daten zeigen aktuellen Kaufverhalten, URL: https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2020/05/PD20_178_61.html, Abruf am: 17.10.2020
- [57] Semmann Claudius (2020): Kurz vor dem Lieferabbriss, *Deutsche Verkehrs-Zeitung*, Vol. 74, No. 9 URL: https://www.wisonet.de/document/DVZ_b7f23029ccf20cfc478a8ade5bdec13ec92da01d, Abruf am 01.11.2020

- [58] DESTATIS Statistisches Bundesamt (2020): Corona-Krise: Experimentelle Daten zeigen aktuelles Kaufverhalten, URL: https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2020/05/PD20_178_61.html, Abruf am: 17.10.2020
- [59] Bundesministerium für Gesundheit (2020): Coronavirus SARS-CoV-2: Chronik der bisherigen Maßnahmen, URL: <https://www.bundesgesundheitsministerium.de/coronavirus/chronik-coronavirus.html>, Abruf am: 17.10.2020
- [60] Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin (2020): Allgemeinverfügung zur Zulassung 2-Propanol-haltiger Biozidprodukte zur hygienischen Händedesinfektion aufgrund, URL: https://www.bundesgesundheitsministerium.de/fileadmin/Dateien/3_Downloads/H/Allgemeinverfuegung_Zulassung_zur_hygienischen_Haendedesinfektion.pdf, Abruf am: 17.10.2020
- [61] Kampf, Lena; Grill, Markus; Henze, Arnd; Wellmann, Georg; Flade, Florian; Baars, Christian (2020): Geschäft mit Schutzkleidung "Jeder versucht, sich zu bereichern", URL: <https://www.tagesschau.de/inland/masken-coronavirus-101.html>, Abruf am: 18.10.2020
- [62] Bundesministerium für Gesundheit (2020): Fragen und Antworten zur Beschaffung und Qualitätssicherung von Schutzausrüstung in der COVID-19-Pandemie, URL: <https://www.bundesgesundheitsministerium.de/coronavirus/faq-schutzmasken.html#c18139>, Abruf am: 18.10.2020
- [63] Bundesministerium für Gesundheit (2020): Fragen und Antworten zur Beschaffung und Qualitätssicherung von Schutzausrüstung in der COVID-19-Pandemie, URL: <https://www.bundesgesundheitsministerium.de/coronavirus/faq-schutzmasken.html#c18139>, Abruf am: 18.10.2020
- [64] Bundeszentrale für politische Bildung (2016): Tendersverfahren, URL: <https://www.bpb.de/nachschlagen/lexika/lexikon-der-wirtschaft/20839/tendersverfahren>, Abruf am 02.11.2020
- [65] Bundesministerium für Gesundheit (2020): Fragen und Antworten zur Beschaffung und Qualitätssicherung von Schutzausrüstung in der COVID-19-Pandemie, URL: <https://www.bundesgesundheitsministerium.de/coronavirus/faq-schutzmasken.html#c18139>, Abruf am: 18.10.2020
- [66] das Krankenhaus (2020): Masken-Chaos: Der Staat als Einkäufer? No. 10, URL: https://www.wiso-net.de/document/KH_b9913465f792b25e4e986cd5a1cc0975ee7fb09d, Anruf am: 01.11.2020
- [67] Eiff, Wilfried von (2020): Lieferabriss im Gesundheitssystem, Zeitschrift das Krankenhaus, pp. 870-874, URL: https://www.wiso-net.de/document/KH_847339544b02ad8040213a9f67a4dec5c516a128, Abruf am: 01.11.2020
- [68] Statistisches Bundesamt (2020): Corona-Krise: Experimentelle Daten zeigen aktuelles Kaufverhalten, URL: https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2020/11/PD20_438_61.html, Abruf am 06.11.2020
- [69] Digitales Wörterbuch der deutschen Sprache (2020): Hamsterkauf,, <https://www.dwds.de/wb/Hamsterkauf>, Abruf am: 17.10.2020
- [70] Statistisches Bundesamt (2020): Corona-Krise: Experimentelle Daten zeigen aktuelles Kaufverhalten, URL: https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2020/11/PD20_438_61.html, Abruf am 06.11.2020
- [71] Statistisches Bundesamt (2020): Corona-Krise: Experimentelle Daten zeigen aktuelles Kaufverhalten Sonderauswertung zeigt steigenden Absatz von Toilettenpapier, Desinfektionsmittel und Seife, URL: https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2020/10/PD20_418_61.html, Abruf am: 22.10.2020
- [72] Hobbs, Jill E., Food supply chains during the COVID-19 pandemic, Canadian Journal of Agricultural Economics/Revue canadienne d'agroeconomie, Vol. 68, No. 2, pp. 171-176
- [73] Schmid, Mirko (2020): Supermärkte melden erste Corona-Hamsterkäufe - Vor allem junge Menschen decken sich ein, Frankfurter Rundschau, URL: <https://www.fr.de/panorama/hamsterkaeufe-coronavirus-toilettenpapier-corona-krise-aldi-lidl-edeka-rewe-kaufland-frankfurt-covid19-hanau-supermarkt-zr-90071700.html>, Abruf am: 07.11.2020
- [74] Jaipuria, Sanjita; Mahapatra, S. S. (2014): An improved demand forecasting method to reduce bullwhip effect in supply chains, Expert Systems with Applications, pp. 2395–2408
- [75] Nikolopoulos, Konstantinos; Punia, Sushil; Schäfers, Andreas; Tsinopoulos, Christos; Vasilakis, Chrysovalantis (2020): Forecasting and planning during a pandemic: COVID-19 growth rates, supply chain disruptions, and governmental decisions, European Journal of Operational Research, URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7413852/#bib0021>
- [76] Hobbs, Jill E., Food supply chains during the COVID-19 pandemic, Canadian Journal of Agricultural Economics/Revue canadienne d'agroeconomie, Vol. 68, No. 2, pp. 171-176
- [77] Kyriazi, Foteini; Thomakos, Dimitrios D. (2020): Distance-based nearest neighbour forecasting with application to exchange rate predictability, IMA Journal of Management Mathematics, Vol. 31, No. 4, pp 469-490
- [78] Ertel, Wolfgang (2016): Grundkurs Künstliche Intelligenz, Springer Fachmedien Wiesbaden
- [79][80] Nikolopoulos, Konstantinos; Punia, Sushil; Schäfers, Andreas; Tsinopoulos, Christos; Vasilakis, Chrysovalantis (2020): Forecasting and planning during a pandemic: COVID-19 growth rates, supply chain disruptions, and governmental decisions, European Journal of Operational Research, URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7413852/#bib0021>
- [81][84] Nikolopoulos, Konstantinos; Punia, Sushil; Schäfers, Andreas; Tsinopoulos, Christos; Vasilakis, Chrysovalantis (2020): Forecasting and planning during a pandemic: COVID-19 growth rates, supply chain disruptions, and governmental decisions, European Journal of Operational Research, URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7413852/#bib0021>
- [82][83] Hobbs, Jill E., Food supply chains during the COVID-19 pandemic, Canadian Journal of Agricultural Economics/Revue canadienne d'agroeconomie, Vol. 68, No. 2, pp. 171-176.

DuEPublico

Duisburg-Essen Publications online

UNIVERSITÄT
DUISBURG
ESSEN

Offen im Denken

ub | universitäts
bibliothek

Dieser Text wird über DuEPublico, dem Dokumenten- und Publikationsserver der Universität Duisburg-Essen, zur Verfügung gestellt. Die hier veröffentlichte Version der E-Publikation kann von einer eventuell ebenfalls veröffentlichten Verlagsversion abweichen.

DOI: 10.17185/duepublico/73941

URN: urn:nbn:de:hbz:464-20210127-091859-4

Alle Rechte vorbehalten.