



**HOCHSCHULE LANDSHUT**  
HOCHSCHULE FÜR ANGEWANDTE WISSENSCHAFTEN

Heft 13



## **Behavioral Operations und der Faktor Mensch bei Prognosen und Entscheidungen**

Thomas Zormeier

Jürgen Wunderlich

Erschienen am 18.12.2023

*Landshuter Arbeitsberichte zur Wirtschaftsinformatik*

Herausgeber: Prof. Dr.-Ing. Jürgen Wunderlich, Prof. Dr. Dieter Greipl,  
Prof. Dr. Peter Scholz, Prof. Dr. Christian Seel († 2019)

**Landshuter Arbeitsberichte zur Wirtschaftsinformatik**

ISSN: 2197-4497

Herausgeber: Prof. Dr.-Ing. Jürgen Wunderlich, Prof. Dr. Dieter Greipl,  
Prof. Dr. Peter Scholz, Prof. Dr. Christian Seel († 2019)

Kontakt: Hochschule Landshut, Am Lurzenhof 1, 84036 Landshut

Webadresse:

<https://www.hawlandshut.de/hochschule/fakultaeten/informatik/forschung/publikationen.html>

## Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis.....	iii
1. Einleitung.....	- 1 -
1.1 Motivation.....	- 1 -
1.2 Zielsetzung.....	- 3 -
2. Behavioral Operations – Eine wissenschaftliche Einordnung.....	- 4 -
2.1 Behavioral Operations und sein Platz im Operations Management.....	- 4 -
2.2 Historische Entwicklung.....	- 6 -
2.3 Referenzdisziplinen.....	- 10 -
2.3.1 Kognitionspsychologie.....	- 11 -
2.3.2 Soziale Wissenschaften.....	- 11 -
2.3.3 System Dynamics und Systemdenken.....	- 13 -
3. Methodiken.....	- 15 -
3.1 Laborexperimente.....	- 15 -
3.2 Feldexperimente.....	- 17 -
3.3 Weitere empirische Forschungsmethodik.....	- 18 -
3.4 Analytische Modelle.....	- 19 -
3.5 Simulation von Systemen.....	- 20 -
4. Relevante Problemstellungen.....	- 21 -
4.1 Newsvendor und die optimale Bestellmenge.....	- 21 -
4.1.1 Mathematischer Hintergrund.....	- 21 -
4.1.2 Verhaltensaspekte im Modell.....	- 22 -
4.2 Bullwhip-Effekt.....	- 26 -
4.2.1 Operative Auslöser.....	- 26 -
4.2.2 Verhaltensbedingte Auslöser.....	- 28 -
5. Der Faktor Mensch bei Prognoseentscheidungen.....	- 30 -
5.1 Prognosen im Unternehmen – Ist der Mensch schon obsolet?.....	- 30 -

5.1.1 Arten von Prognosen und Prognosemethoden .....	- 30 -
5.1.2 Die Rolle des Menschen bei Prognosen.....	- 32 -
5.2 Heuristiken, Bias und Urteilsvermögen bei Prognoseformaten.....	- 34 -
5.2.1 Anwendung von Heuristiken .....	- 34 -
5.2.2 Umgang mit Zeitreihen und Punktprognosen .....	- 38 -
5.2.3 Probabilistische Prognosen und Overconfidence Bias.....	- 42 -
5.2.4 Fehlerhafte Anpassungen.....	- 44 -
5.3 Prognosefehler auf organisationaler Ebene .....	- 45 -
5.4 Kognitive Reflektion, Intelligenz und Geschwindigkeit .....	- 46 -
5.5 Wie Judgemental Forecasts verbessert werden können .....	- 48 -
5.5.1 Feedback.....	- 48 -
5.5.2 Arbeit in Gruppen und der Vorteil divergenter Meinungen .....	- 49 -
5.5.3 Das richtige Präsentationsformat wählen.....	- 51 -
5.5.4 Weitere Verbesserungsstrategien.....	- 52 -
6. Fazit.....	- 53 -

## **Abbildungsverzeichnis**

Abbildung 1: Auswertung und Kategorisierung Literatur 2012-2017 .....	- 10 -
Abbildung 2: Bestell- und Nachfragemengen bei geringer Gewinnspanne.....	- 24 -
Abbildung 3: Bestell- und Nachfragemengen bei hoher Gewinnspanne.....	- 24 -
Abbildung 4: Variabilität der Bestellmengen entlang der Lieferkette .....	- 26 -
Abbildung 5: Lieferkette im Beer Distribution Game .....	- 28 -
Abbildung 6: Komponenten einer Zeitreihe .....	- 38 -

## 1. Einleitung

Bei Prognosen und Entscheidungen spielen häufig auch weiche Faktoren wie das Bauchgefühl eine Rolle. Diese wurden von der Wissenschaft lange vernachlässigt. Die neuen Disziplinen „Behavioral Operations“ und „Behavioral Management“ haben sich zum Ziel gesetzt, das zu ändern.

### 1.1 Motivation

Jeder Mensch trifft täglich tausende Entscheidungen. Diese sind häufig wohl überlegt und involvieren eine sorgfältige Abwägung aller Vor- und Nachteile von Handlungsalternativen. Die absolute Mehrheit davon ist jedoch Teil täglicher Routinen, wie beispielsweise die Wahl, vor der Arbeit noch eine zweite Tasse Kaffee zu trinken oder die Zeitung zu lesen. Die Konsequenzen sind marginal und Entscheidungen geschehen aus dem Bauch heraus oder vielleicht sogar komplett unterbewusst. Wie und warum diese getroffen werden, ist jedoch von Person zu Person unterschiedlich oder kurzgesagt individuell. Manche Menschen lieben beispielsweise Risiko oder handeln nach der Maxime, ihren Status innerhalb der Gesellschaft zu erhöhen. Unabhängig von den jeweiligen Zielen und Motivationen wird dabei sicherlich nicht immer vernünftig vorgegangen. So können Emotionen einen starken Einfluss ausüben und rationalen Entscheidungen im Wege stehen. In anderen Fällen sind es vielleicht beschränkte kognitive Kapazitäten, welche die Findung der bestmöglichen Entscheidung erschweren. Der Frage, warum sich Menschen auf eine gewisse Weise verhalten oder Entscheidungen treffen, wird in der heutigen Zeit großes Interesse entgegengebracht. Das zeigen nicht zuletzt allein die stetig wachsenden Immatrikulationszahlen von dafür relevanten wissenschaftlichen Disziplinen wie Psychologie oder Soziologie.

Dabei beschränkt sich menschliches Verhalten selbstverständlich nicht auf das Privatleben. Trotz zunehmender Automatisierung und Mechanisierung durch fortschreitende Kenntnisse in Bereichen wie Künstlicher Intelligenz oder Robotik kann von Menschen verrichtete Arbeit nicht einfach substituiert werden. Vom Fließbandarbeiter bis hin zum Manager, der wichtige Bestandsentscheidungen trifft, ist der Mensch nach wie vor zentraler Bestandteil in nahezu allen Prozessen und Tätigkeiten, die im Unternehmen anfallen.

So sollte auch im Produktionsprozess bzw. beim Erstellen einer Dienstleistung, insbesondere bei Wartung, Steuerung oder der Verbesserung aller Aktivitäten, die diese Leistungserstellung erst ermöglichen, kurz dem Operations Management, berücksichtigt werden, dass Personen involviert sind, die nicht immer vorhersehbar oder rational handeln. Es herrscht jedoch wissenschaftlicher Konsens, dass das Operations Management in einem historischen Kontext vor dieser Tatsache weitestgehend die Augen verschlossen hat.

Vor diesem Hintergrund vollzieht sich der Aufstieg eines recht neuen Feldes innerhalb des OM-Spektrums. Es trägt den bezeichnenden Namen Behavioral Operations oder synonym Behavioral Operations Management und versucht, was bisher verpasst wurde, indem es die Variable Mensch im operativen Kontext füllt. Bei der Durchsichtung von Forschungsdatenbanken nach relevanten Schlüsselwörtern zeigte sich, dass das Feld innerhalb der letzten zwei Jahrzehnte stark an Popularität gewonnen hat. Während vor dem Jahr 2000 nur 15 wissenschaftliche Publikationen den Begriff Behavioral Operations in irgendeiner Form erwähnten, waren es allein 2017 bereits über 50 Arbeiten.<sup>1</sup> Auch wenn diese Auswertung keinen Anspruch auf Vollständigkeit erheben kann, wird dadurch trotzdem eine recht eindrucksvolle Entwicklung verdeutlicht.

Weil Operations Management mannigfaltige Problemstellungen im Leistungserstellungsprozess umfasst, ist dementsprechend auch Behavioral Operations relativ breit aufgestellt. So ist neben Bestell- und Bestandsmengenmanagement, Warteschlangentheorie oder Preismanagement vor allem auch menschliches Verhalten bei der Erstellung von Prognosen Forschungsgegenstand.<sup>2</sup>

Besonders Letzteres ist unabdingbar für die Leistungserstellung innerhalb eines Unternehmens, denn ohne vernünftige Einschätzungen über zukünftige Entwicklungen ist Planbarkeit unmöglich. So kann beispielsweise ohne Nachfrageprognosen nicht geschätzt werden, wie viele Arbeiter oder Ressourcen für die Produktion benötigt werden. Hierbei ist natürlich auch Genauigkeit ein maßgebender Faktor. Deshalb stellt sich die interessante Frage, inwieweit Menschen eigentlich in die Prognoseerstellung noch involviert sind und inwieweit eine Beeinflussung durch den Faktor Mensch

---

<sup>1</sup> Vgl. ERJAVEC & TRKMAN 2020, S. 7–20

<sup>2</sup> Vgl. DONOHUE & SCHULTZ 2019, S. 624–627

zustande kommt. Relevant ist hierbei natürlich vor allem schädliches Verhalten, das sich ungünstig auf die finalen Prognosen auswirkt.

## **1.2 Zielsetzung**

In diesem Arbeitsbericht wird versucht verschiedene Ziele zu erreichen. Zum einen soll Behavioral Operations Management als Feld vorgestellt werden. Dafür erfolgt neben einer wissenschaftlichen Einordnung mitsamt historischer Perspektive und relevanten Referenzwissenschaften auch ein Blick auf übliche Forschungsmethoden sowie zwei bedeutsame und viel erforschte Problemstellungen der Disziplin.

Im Weiteren soll der Faktor Mensch im Bezug zur Erstellung von Prognosen mit Fokus auf qualitativen Prognosen untersucht werden. Hierfür werden neben der Rolle, welche der Mensch heutzutage noch einnimmt, unter anderem relevante Heuristiken, Bias und Verhaltensmuster, die bei unterschiedlichen Formaten von Prognosen auftreten können, untersucht. Zum Schluss sollen noch Strategien diskutiert werden, welche ungünstigem Verhalten entgegengesetzt werden können.



## 2. Behavioral Operations – Eine wissenschaftliche Einordnung

Um zu verstehen, womit sich Behavioral Operations oder Behavioral Operations Management (BOM) beschäftigt und warum es überhaupt existiert, muss neben einer geschichtlichen Perspektive und inhaltlichen Schwerpunkten vor allem auch eine Betrachtung des Feldes im Kontext des regulären Operations Management erfolgen.

### 2.1 Behavioral Operations und sein Platz im Operations Management

#### Operations Management

Anstelle des deutschen Begriffs „Produktionsmanagement“ hat sich inzwischen der Begriff Operations Management global durchgesetzt. Während sich zumindest im englischen Sprachraum Production Management tatsächlich nur auf Produktionsaktivitäten von Gütern beschränkt, involviert Operations Management auch Dienstleistungen. Es umfasst also sämtliche Aktivitäten, die an der Leistungserstellung von Gütern und Dienstleistungen beteiligt sind, wie beispielsweise Qualitätsmanagement, Entwicklung oder interne Logistik.<sup>3</sup>

Das Feld kann daher folgendermaßen definiert werden:

*„Operations Management ist die Planung und der Betrieb des Auftragserfüllungsprozesses (Operations-Prozesses) für die Erstellung von Sach- und Dienstleistungen. Der Auftragserfüllungsprozess erstreckt sich von der Produktentwicklung über die Herstellung bis hin zur Übergabe des Produktes an den Kunden.“<sup>4</sup>*

Operations Management bedient sich dabei an einer Vielzahl an Konzepten und Modellen. Um den Transformationsprozess effizienter zu gestalten und operative Fragestellungen besser beantworten zu können, wurden insbesondere mathematische Modelle entwickelt und spezifisch angewandt. Ein bekanntes Beispiel dafür ist das Newsvendor-Modell oder zu Deutsch Zeitungsjungen-Modell. Es soll dabei helfen, unter festgelegten Bedingungen wie begrenzter Verfügbarkeit, fixer Preise und ungewisser Nachfrage die optimale Bestandsmenge für eine Periode zu berechnen.

An diesem Modell zeigt sich exemplarisch ein Problem innerhalb der Operations Management Disziplin, dem gesamtgeschichtlich betrachtet bisher nur wenig

---

<sup>3</sup> Vgl. GRABNER 2019, S. 1-2

<sup>4</sup> GRABNER 2019, S. 2

Aufmerksamkeit geschenkt worden ist. Typischerweise war es nämlich so, dass der Faktor Mensch nicht berücksichtigt wurde oder zumindest als zweitrangig galt. Es wurde einfach davon ausgegangen, dass Menschen, die Modelle anwenden, Teil davon sind oder sich sonst irgendwie in einem OM-Kontext bewegen, nicht von Emotionen oder ihrer Motivation beeinflussbar sind oder nicht etwa auf vereinfachende Heuristiken zurückgreifen, die in der Konsequenz zu Fehlern führen können. Kurzgesagt ist naiverweise einfach eine unerschütterliche Rationalität des Menschen angenommen worden. So leisteten Schweitzer und Cachon Pionierarbeit, als sie mit ihren Forschungen zeigten, dass Menschen mit ihren Ergebnissen systematisch und auf vorhersehbare Weise von der normativen Optimallösung im Newsvendor Modell abweichen. Deren Forschung öffnete Vielen die Augen und konnte eine Welle an weiteren Veröffentlichungen, die Verhaltensaspekte im Newsvendor Problem thematisieren, anstoßen.<sup>5</sup>

Welche Rolle der menschlichen Komponenten im Operations Management bisher zukam, formulierten die Forscher Boudreau u.a. folgendermaßen:

*“People are not a major factor.*

*People are deterministic and predictable.*

*Workers are independent.*

*Workers are “stationary” (no learning, fatigue, or problem-solving occurs).*

*Workers are not part of the product or service.*

*Workers are emotionless.*

*Work is perfectly observable.”<sup>6</sup>*

Mag diese Beschreibung zwar etwas überspitzt klingen, trifft sie dennoch den Kern dessen, was generell als „hyperrationaler Akteur“ bezeichnet wird. Da diese naiven Annahmen der eigentlichen Bedeutung des menschlichen Faktors nicht gerecht werden können, steht Behavioral Operations Management dieser Marginalisierung kritisch gegenüber.

---

<sup>5</sup> Vgl. KATOK 2019, S. 4–5

<sup>6</sup> BOUDREAU, HOPP, McCLAIN & THOMAS 2003, S. 183

## **Behavioral Operations Management**

Auch wenn die Definitionen von Behavioral Operations im Kern ähnlich sind, unterscheiden sich diese häufig noch stark voneinander. Zurückzuführen könnte das auf das junge Alter dieser Disziplin sein. Im Folgenden wird der Arbeit die charakteristische Definition von Francesca Gino und Gary Pisano zugrunde gelegt:

*“In particular, we define behavioral operations as the study of attributes of human behavior and cognition that impact the design, management, and improvement of operating systems, and the study of the interaction between such attributes and operating systems and processes”<sup>7</sup>*

In anderen Worten ausgedrückt beobachtet und analysiert Behavioral Operations bzw. Behavioral Operations Management also menschliches Verhalten auf verschiedenen Ebenen mitsamt seinen Ursachen und Konsequenzen im Kontext des Operations Management. Die gewonnenen Erkenntnisse können dann beispielsweise genutzt werden, um Anpassungen an Modellen vorzunehmen und diese zu verbessern. Beobachtungsgegenstand ist ein weitreichendes Spektrum an Akteuren. So beschränkt sich die Forschung nicht etwa auf hochrangige Manager oder andere besonders einflussreiche Entscheidungsträger, sondern erstreckt sich bis hin zum normalen Fließbandarbeiter, der repetitive Arbeiten ausführt oder begutachtet das Verhalten von Kunden, wenn die Präsentation angebotener Produkte geändert wird.<sup>8</sup>

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass BOM die Lücke der menschlichen Komponente im Operations Management füllt. Es lehnt den klassischen Ansatz des hyperrationalen Akteurs, wie Boudreau u.a. ihn beschreiben, in OM-Modellen ab.<sup>9</sup> Vielmehr vertritt es die Ansicht, dass Menschen Fehler machen und Verhalten in der Praxis von idealen normativen Modellen und Überlegungen abweicht.

## **2.2 Historische Entwicklung**

Die Anfänge des Operations Management selbst lassen sich bis in die vorindustrielle Zeit im 18. Jahrhundert zurückführen. Adam Smith formulierte anno 1776 mit seinem Werk "The Wealth of Nations" das Prinzip der Arbeitsteilung. Indem Arbeitsschritte geteilt und

---

<sup>7</sup> GINO & PISANO 2007, S. 11

<sup>8</sup> Vgl. DONOHUE, KATOK & LEIDER 2019, S. XXI

<sup>9</sup> Vgl. BOUDREAU u. a. 2003

von dafür spezialisierten Arbeitern erledigt werden, sollte nach Smith eine Effizienzsteigerung in der Produktion erzielbar sein. Diese Arbeitsteilung war im starken Kontrast zu der sonst üblichen Vorgehensweise alle Arbeitsschritte von Anfang bis Ende von einer Person durchführen zu lassen.<sup>10</sup> Weitere wichtige Meilensteine waren erste Konzepte der Kostenrechnung von Eli Whitney im Jahre 1799 oder Charles Babbage, der 1832 die Idee und die Vorteile der Arbeitsteilung weiter konkretisierte.<sup>11</sup>

Fredrick Taylor versuchte Anfang des 20. Jahrhunderts mit seiner Idee des „Scientific Management“, Arbeit und Organisation mit einer wissenschaftlichen Herangehensweise zu optimieren. Er inspirierte damit erste anwendungsorientierte Modelle wie das Economic Order Quantity Modell zur Findung einer optimalen Bestellmenge. Trotz dessen war Operations Management auch weiterhin lediglich deskriptiver Natur. Modelle, die in der Praxis gezielt angewandt werden konnten, existierten kaum. Eine Differenzierung zu anderen Disziplinen fand nicht statt, und Operations Management wurde als Synonym für andere Felder wie Industrielles Management oder Fabrikmanagement betrachtet.<sup>12</sup>

Mit dem Aufkommen von Operations Research in den 1940er Jahren erlebte auch Operations Management einen signifikanten Schub. Die mathematisch quantitativen Modelle und Lösungsansätze für operative Problemstellungen waren ausgereift, gut durchdacht, jedoch oft nicht pragmatisch und schwer in der Anwendung. Die starken Verstrickungen mit Operations Research und Management Science führten Operations Management zudem in eine Identitätskrise. Erst in den 1980er Jahren konnte sich OM davon erholen und sich als eigenständige funktionelle Disziplin behaupten.<sup>13</sup>

Obwohl Verhaltensaspekte im Operations Management bis zu diesem Zeitpunkt keine wirkliche Rolle spielten, war betriebliche Verhaltensforschung kein Novum. Schon in den 1920 und 1930er Jahren untersuchten Wirtschaftswissenschaftler physische Charakteristiken und Umwelteigenschaften am Arbeitsplatz wie beispielsweise Beleuchtung und Feuchtigkeit oder andere mögliche Einflüsse auf die Psyche wie Gruppendynamik, Pausenzeiten oder Führungseigenschaften des zuständigen Managers.<sup>14</sup>

---

<sup>10</sup> Vgl. CLARK 2019

<sup>11</sup> Vgl. IVYPANDA 2022

<sup>12</sup> Vgl. LOCH & WU 2007, S. 3–4

<sup>13</sup> Vgl. LOCH & WU 2007, S. 4–5

<sup>14</sup> Vgl. GINO & PISANO 2007, S. 14–15

Dennoch wurde erst in der zweiten Hälfte des 20. Jahrhunderts der menschlichen Komponente im Operations Management zunehmend Aufmerksamkeit geschenkt. Zum Beispiel fokussierte Organizational Behavior auf das Ziel, das Verhalten von Menschen an ihrem Arbeitsplatz zu untersuchen.<sup>15</sup> Auch in anderen, oft artverwandten Disziplinen entstand zunehmendes Interesse an Verhaltensaspekten im wirtschaftlichen Kontext. Daniel Kahnemann und Amon Tversky zeigten 1974, dass Menschen in ihrer Entscheidungsfähigkeit begrenzt sind und Entscheidungen nach gewissen Denkmustern durch Anwendung von Heuristiken fällen.<sup>16</sup> Ursprünglich dem Feld von Behavioral Economics zuzuordnen, sind deren Forschungsergebnisse auch im OM-Kontext von Bedeutung. Weitere Strömungen konzentrierten sich auf verhaltenstheoretische Aspekte im Bullwhip-Effekt, der kurzgesagt Bestellschwankungen entlang mehrstufiger Lieferketten beschreibt oder System Dynamics Modelle, deren Bedeutung für BOM im Laufe dieser Arbeit noch genauer erläutert wird.<sup>17</sup>

Wann genau die Idee für ein Feld wie Behavioral Operations Management aufkam, ist nicht ganz eindeutig zu sagen. Es lässt sich kein Tag X festmachen, an dem auf einmal von Behavioral Operations als eigene Disziplin innerhalb von Operations Management die Rede war. Vielmehr wäre es wahrscheinlich sinnvoller von einer Entwicklung zu sprechen, die sich etwa um die Jahrtausendwende konkretisierte und seither wächst. Dies wird auch von Literaturanalysen gestützt.<sup>18</sup> Dabei trugen wichtige Publikationen, welche menschliches Verhalten beim Newsvendor Problem verdeutlichten oder Forscher wie John Boudreau, der mit seinen Kollegen in vielen operativen Beispielen zeigte, dass der menschlichen Rolle im Operations Management nicht genug Bedeutung zukommt sicherlich zu dieser Entwicklung bei.

---

<sup>15</sup> Vgl. IVYPANDA 2022

<sup>16</sup> Vgl. KAHNEMANN & TVERSKY 1974, S. 1124–1131

<sup>17</sup> Vgl. GINO & PISANO 2007, S. 15–17

<sup>18</sup> Vgl. ERJAVEC & TRKMAN 2020, S. 7–20

## **Behavioral Operations in der näheren Vergangenheit**

Es lässt sich jedoch gut argumentieren, dass spätestens 2006 offiziell vom BOM als eigene Disziplin im Operations Management Bereich gesprochen werden kann. Denn in diesem Jahr veröffentlichte das Journal of Operations Management eine Sonderausgabe darüber wie Verhaltensaspekte in empirische OM-Modelle integriert werden können. Zum selben Zeitpunkt fiel auch der Startschuss für die erste Behavioral Operations Konferenz in den USA.<sup>19</sup> Heute ist BOM ein etabliertes Feld und wird in mannigfaltigen Bereichen im OM-Kontext eingesetzt. So sind Bestandsmanagement, Forecasting oder das Gesundheits- und Sozialwesen nur ein paar Beispiele für existierende Forschungsgebiete. Vor allem das Supply Chain Management hat die Bedeutung von Behavioral Operations erkannt. Untersucht wird hierbei beispielsweise menschliches Verhalten angesichts von Risiken in Lieferketten, die auch über gewöhnliche Angebots- und Qualitätsrisiken hinausgehen.<sup>20</sup>

Basierend auf einer Literaturlauswertung zeigt Abbildung 1 die wesentlichsten Forschungsgebiete. Verglichen mit älteren Auswertungen wird recht deutlich, dass sich die Schwerpunkte kaum verlagert haben.<sup>21</sup> Neben klassischen Bereichen wie Production oder Supply Chain Management hat sich das Interesse jedoch auf weitere Gebiete ausgeweitet. So wurden inzwischen auch Anwendungspotenziale in Bereichen wie Healthcare Operations entdeckt. Die Gesamtzahl an Veröffentlichungen hat sich in jedem Bereich im Zeitraum 2006-2011 verglichen mit 2012-2017 stark vergrößert.<sup>22</sup> Diese Beobachtung unterstreicht den Gedanken, dass BOM ein aufstrebendes Feld ist.

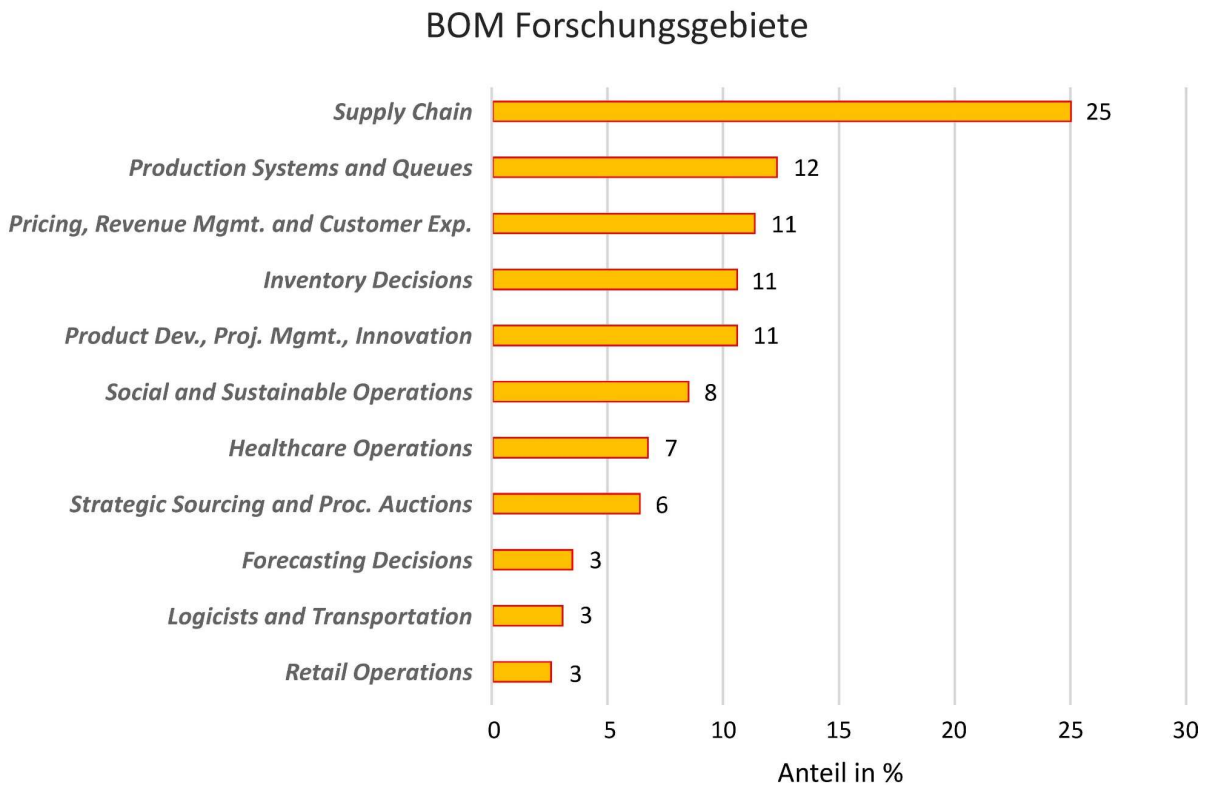
---

<sup>19</sup> Vgl. HENDIJANI 2019, S. 12–13

<sup>20</sup> Vgl. DONOHUE & SCHULTZ 2019, S. 624–625

<sup>21</sup> Vgl. CROSON, SCHULTZ, SIEMSEN & YEO 2013, S. 1–4

<sup>22</sup> Vgl. DONOHUE & SCHULTZ 2019, S. 624–625



**Abbildung 1: Auswertung und Kategorisierung Literatur 2012-2017<sup>23</sup>**

### 2.3 Referenzdisziplinen

Um die Bedeutung des Faktors Mensch im operativen Kontext zu beleuchten, konzentriert sich Behavioral Operations auf zwei grundlegende Beobachtungsebenen:

- a) Individuelles Entscheidungsverhalten und Bias aufgrund kognitiver Limitationen und begrenzter Rationalität.
- b) Verhalten im Kontext von Gruppen, Organisationen und die Einflussnahme gängiger sozialer Normen.<sup>24</sup>

Dabei profitiert das Feld von einem interdisziplinären Ansatz und bedient sich diverser Referenzwissenschaften. Weil sich Behavioral Operations im Kern mit menschlichem Verhalten beschäftigt, ergibt es Sinn, dass neben System Dynamics vor allem auch Erkenntnisse aus der Psychologie und sozialen Wissenschaften genutzt werden können.

<sup>23</sup> Eigene Darstellung in Anlehnung an DONOHUE & SCHULTZ 2019, S. 624–625

<sup>24</sup> Vgl. GINO & PISANO 2007, S. 12–13

### 2.3.1 Kognitionspsychologie

Kognition wird im Sprachgebrauch vielseitig benutzt. Intelligenz, Kreativität oder Wissen sind nur ein paar Beispiele, wofür der Begriff stehen kann. Kognitionspsychologie selbst hat jedoch einen relativ klar umrissenen Forschungsschwerpunkt. Ziel ist es, menschliche Wahrnehmung und menschlichen Erkenntnisgewinn zu verstehen. Der Fokus liegt hierbei auf den psychischen Mechanismen, die sich zwischen Reizaufnahme und konsequentem Verhalten abspielen.<sup>25</sup>

Vor diesem Hintergrund zeigt sich eine Relevanz im OM-Kontext vor allem dann, wenn systematische Abweichungen von Ergebnissen im Vergleich zur normativen Theorie beobachtet werden. Wenn Entscheidungsträger wiederholt von erwartbaren Ergebnissen abweichen, ist es natürlich von Interesse, zugrundeliegende Gedankengänge nachvollziehen zu können, um die Systematik, die hinter dem Fehler liegt, zu verstehen.

Derartige systematische Abweichungen können in zwei Gruppen eingeteilt und erklärt werden, nämlich in Heuristiken oder in sogenannte Bias. Heuristiken beschreiben Denkabkürzungen oder „mental shortcuts“, mit denen die Komplexität von Problemen reduziert werden soll. Bias hingegen beschreiben eher problematische Wahrnehmungsverzerrungen und konsequente Fehler bei Ergebnissen. Bias wie die bekannte Overconfidence oder Illusion of Control können, müssen aber nicht eine Konsequenz von Heuristiken sein.<sup>26</sup>

### 2.3.2 Soziale Wissenschaften

Soziale Wissenschaften beobachten den Menschen in einem sozialen Kontext. Primärer Forschungsgegenstand ist die zwischenmenschliche Komponente und die Wechselwirkung von Individuum im Bezug zu anderen Menschen. Innerhalb der Sozialpsychologie steht jedoch das Individuum im Fokus, wobei die Auswirkungen sozialer Faktoren auf den Einzelnen untersucht werden. Soziologie hingegen beleuchtet nicht so sehr die individuelle Perspektive, sondern forscht eher auf Gruppen- oder Gesellschaftsebene.<sup>27</sup> Auch wenn diese Felder stark miteinander verstrickt und nicht immer klar voneinander abgrenzbar sind, sollte also noch eine Trennung vorgenommen werden. Im

---

<sup>25</sup> Vgl. STANGL 2022

<sup>26</sup> Vgl. BENDOLY, CROSON, GONCALVES & SCHULTZ 2010, S. 435

<sup>27</sup> Vgl. CHERRY 2022



Groben wird hierbei zwischen drei relevanten sozialen Beobachtungskonstellationen unterschieden, die der Soziologie bzw. Sozialpsychologie zuordenbar sind.

### **Sozialpsychologie**

Die erste Beobachtungskonstellation betrachtet die Auswirkung der geglaubten oder tatsächlichen Präsenz einer oder mehrerer Personen auf die Gefühle, Gedanken oder das Verhalten einer Person.<sup>28</sup> Bedeutsam für BOM ist hierbei vor allem das Konzept menschlicher Motivation. Diese nämlich ist eine wesentliche Einflusskraft bei den Entscheidungen, die Menschen bewusst oder unbewusst treffen. Motivation ist das Produkt aus Feedback, eigenen Zielen sowie wechselseitigen Abhängigkeiten und der Interaktion mit Anderen. Im operativen Kontext sind diese Faktoren abhängig von der Art und Weise wie Arbeit organisiert wird. Wenn bei der Arbeitsorganisation der Faktor Motivation im Menschen und dessen Einfluss auf die Entscheidungen vernachlässigt werden, kann es sein, dass Ergebnisse, die die Modelle liefern, von den normativen Erwartungen abweichen.<sup>29</sup>

Wie einflussreich der Faktor Motivation auf die Performance in einem operativen Kontext ist, konnte in der Vergangenheit mehrfach belegt werden. So kann beispielsweise unmissverständliches Performance Feedback die Motivation und Leistung eines Arbeiters merkbar steigern.<sup>30</sup>

Sozialpsychologie beschäftigt sich auch mit der Frage, warum Menschen entweder kooperativ oder kompetitiv zu anderen stehen. Grundlage dieser Handlungen sind Emotionen, die wiederum soziale Präferenzen beeinflussen. So werden kooperatives Verhalten durch Reziprozität oder der Suche nach Gruppenidentität, aber auch kompetitives Verhalten durch das Streben nach Status als Konsequenz menschlicher Emotionen betrachtet.<sup>31</sup> Experimentelle Untersuchungen konnten den Einfluss sozialer Präferenzen Einzelner auf Gruppenleistungen in einem operativen Kontext bereits bestätigen. Hierbei zeigte sich beispielsweise, dass kompetitives Verhalten durch Streben nach Status, die Leistung einer Gruppe maßgeblich beeinträchtigt.<sup>32</sup>

---

<sup>28</sup> Vgl. GINO & PISANO 2007, S. 14

<sup>29</sup> Vgl. BENDOLY u. a. 2010, S. 439

<sup>30</sup> Vgl. BOUDREAU u. a. 2003, S. 186

<sup>31</sup> Vgl. LOCH & WU 2007, S. 47–51

<sup>32</sup> Vgl. LOCH & WU 2013, S. 1835–1847

## **Soziologie**

In der zweiten Konstellation wird untersucht, wie sich Eigenschaften und Verhalten einer Person auf eine Gruppe auswirken, und drittens wird die Gruppe als eine Entität betrachtet, die mit anderen Entitäten, also Gruppen, interagiert. Forschungsgegenstand sind dann gegenseitige Einflüsse und die wechselseitigen Beziehungen der Gruppen.<sup>33</sup>

Innerhalb dieser beiden Konstellationen stehen also die Gruppe und Gruppendynamiken im Fokus. Wie in der Sozialpsychologie sind auch hier soziale Präferenzen von Bedeutung, wobei vor allem Erkenntnisse über Gruppenidentität und Gruppendenken nützlich für BOM sind. So kann Gruppenidentität übersteigertes Gruppendenken zur Folge haben, wodurch externe Einflüsse abgeschirmt werden. Insbesondere bei Aufgabenstellungen, die einen hohen Ressourcenaustausch und Kommunikation erfordern, kann das negative Auswirkungen haben.<sup>34</sup>

## **Verhalten in Organisationen**

Ein weiterer relevanter Zweig aus der Psychologie beschäftigt sich mit Verhalten von Individuen in einem organisationalen Bezug. Forschung begrenzt sich hier nicht auf die Gruppe, sondern schaut auf die Rolle von Kommunikation, Struktur und insbesondere der Kultur innerhalb einer Organisation.<sup>35</sup> Wie sich die Organisation auf das Verhalten von Individuen im operativen Kontext auswirkt, ist eine noch wenig erforschte, jedoch vielversprechende Frage.

### **2.3.3 System Dynamics und Systemdenken**

Die letzte große Referenzdisziplin, die in BOM miteinfließt, besteht in der Modellierung, Simulation und Analyse komplexer dynamischer Systeme, auch bekannt als System Dynamics. System Dynamics zielt darauf die Beziehungen von Variablen in einem dynamischen Umfeld zu veranschaulichen und damit Entscheidungsträgern eine Hilfestellung zu bieten. Wesentliche Elemente, mit denen die Komplexität des Systems dargestellt werden soll, sind Feedbackbeziehungen, Wirkungsverzögerungen, Bestands- und Flussgrößen sowie Nichtlinearitäten.<sup>36</sup>

---

<sup>33</sup> Vgl. GINO & PISANO 2007, S. 14–15

<sup>34</sup> Vgl. BENDOLY 2015, S. 6

<sup>35</sup> Vgl. GINO & PISANO 2007, S. 14

<sup>36</sup> Vgl. GRÖSSER o. J.

## **Systemdenken und Feedback**

Der Wert von System Dynamics für Behavioral Operations liegt vor allem in der Klärung der Frage, ob sich Akteure überhaupt über das komplexe System, in dem sie sich befinden, mitsamt seinen Abhängigkeiten, Wirkungsverzögerungen und Nichtlinearitäten vollumfänglich bewusst sind. Die Fachwelt spricht hierbei auch von Systemdenken. Wenn dieser größere Kontext nicht im Kopf des Entscheidungsträgers verstanden wird, entwickelt sich eine ereignisbasierte Perspektive. Entscheidungen werden dann linear mit Blick auf spezifische Events gefällt, wobei wichtige Entscheidungsparameter, die im Verständnis der Struktur und Verhaltens des gesamten dynamischen Systems begründet liegen, einfach vernachlässigt werden.<sup>37</sup>

Mangelndes Systemdenken zeigt sich vor allem in einer falschen Auffassung von Feedback. So erkennen Akteure aufgrund fehlerhafter verinnerlichter mentaler Modelle des Systems nicht, welche Dynamiken oder Strukturen dem Feedback zugrundeliegend sind. Konsequenz sind inadäquate ereignisbasierte Reaktionen auf dieses Feedback. Diese Aspekte des Systemdenkens und fehlerhaften Verständnisses von Feedback werden häufig von Operations Management Modellen ignoriert, was zu systematischen operationalen Problem führen kann.<sup>38</sup>

Diese problematische Auffassung von Feedback konnte unter anderem bei der Simulation von Lieferketten durch das Beer Distribution Game bei Akteuren zu Untersuchung des Bullwhip Effekts beobachtet werden. Dies wird in Kapitel 4.2 genauer beleuchtet.

---

<sup>37</sup> Vgl. BENDOLY 2015, S. 6–8

<sup>38</sup> Vgl. BENDOLY u. a. 2010, S. 447–449

### 3. Methodiken

Wer einen Blick auf die gängigen Methoden wirft, die genutzt werden, um relevantes menschliches Verhalten in einem OM-Kontext zu untersuchen, kann schnell erkennen, dass hierbei das Rad nicht neu erfunden wird. Hinsichtlich der Interdisziplinarität des Feldes und des großen Einflusses von Referenzwissenschaften aus dem Bereich der herkömmlichen Verhaltensforschung und System Dynamics ergibt es jedoch Sinn, dass bewährte Forschungsmethoden aus diesen Bereichen im Sinne des Behavioral Operations Management Anwendung finden. Es könnte sogar argumentiert werden, dass ein breites Spektrum an Forschungsmethoden dem Feld dabei verhilft, nicht in einem introspektiven Blickwinkel zu versinken.<sup>39</sup> Wichtiger Bestandteil der Methodik im Behavioral Operations Management sind Experimente, die sowohl im Feld als auch im Labor stattfinden können. In einer Literaturlauswertung erwiesen sich außerdem Modellierung, Simulation sowie ein multimethodischer Ansatz als relevant.<sup>40</sup> Im Folgenden soll ein Überblick über die wichtigsten Forschungsmethoden im Behavioral Operations Management geliefert werden.

#### 3.1 Laborexperimente

Anders als der Name es vermuten lässt, müssen Laborexperimente nicht zwangsläufig im Labor stattfinden. Hauptmerkmal ist stattdessen die hochkontrollierte Umgebung, die geschaffen wird und unter der dann mit einer standardisierten Prozedur Hypothesen getestet werden. Parameter wie zum Beispiel die Teilnehmer, Ort oder zugängliche Informationen werden hierbei sorgfältig ausgewählt.

Eine Besonderheit und ein wesentlicher Vorteil von Laborexperimenten gegenüber anderen Methoden zeigt sich in der Möglichkeit, kausale Zusammenhänge unverfälscht zu untersuchen. Indem das Prinzip der Randomisierung gewahrt wird und Untersuchungen an zufällig dafür zugeordneten Teilnehmern durchgeführt werden, soll sichergestellt werden, dass Resultate durch die Untersuchungsvariablen und nicht etwa durch andere nicht offenkundige Variablen verursacht werden.<sup>41</sup> Der Zusammenhang zwischen Behandlung und Effekt der Behandlung muss hierfür eindeutig nachweisbar

---

<sup>39</sup> Vgl. BENDOLY 2015, S. 24

<sup>40</sup> Vgl. DONOHUE & SCHULTZ 2019, S. 621–622

<sup>41</sup> Vgl. KATOK 2019, S.4–5

sein. Ursachen und Auswirkungen von Verhalten kann auf diese Weise sehr weit deduziert und genau festgemacht werden.

Als Beispiel kann hierfür ein Experiment zur Untersuchung sozialer Präferenzen auf Großhandelsvertragsverhandlungen herangezogen werden. In mehreren Durchläufen wurden jeweils zwei variierende Teilnehmer gebeten, an einem standardisierten Spiel, welches Preisverhandlungen darstellen sollte, teilzunehmen. Die einzigen Unterschiede unter den standardisierten Durchläufen waren, dass die Salienz jeweils unterschiedlicher sozialer Präferenzen durch gezielte Manipulation des sozialen Kontextes (i.e. Status, Beziehung usw.) hervorgehoben wurde. Auffälligkeiten und Unterschiede bei den Ergebnissen konnten dann recht eindeutig auf die Manipulation und die Salienz der sozialen Präferenzen zurückgeführt werden.<sup>42</sup>

Aufgrund ihres hohen Standardisierungsgrades können Laborexperimente leicht reproduziert werden. Das kann sich einerseits als sehr nützlich erweisen, da oft nachfolgende Experimente unter denselben Bedingungen zu weiteren statistisch signifikanten Ergebnissen kommen können. Andererseits sorgt die hohe Standardisierung der experimentellen Umgebung jedoch auch dafür, dass die Ergebnisse häufig nicht auf eine größere Population übertragbar sind. Die Wissenschaft spricht dann von einer niedrigen externen Validität.<sup>43</sup> Eine weitere Problematik, die zur niedrigen externen Validität beiträgt, resultiert aus der Gefahr, dass Teilnehmer auf irgendeine Weise von den Testhypothesen oder den Zielen des Experiments erfahren. Der Teilnehmer könnte dann sein Verhalten bewusst oder unbewusst anpassen, um den von ihm vermuteten Zielen des Experiments gerecht zu werden. Diese Verhaltensänderung wirkt sich selbstverständlich verfälschend auf die Ergebnisse aus.<sup>44</sup>

Besonders im Hinblick auf die komplexe Natur menschlichen Verhaltens und der Vielfalt möglicher Szenarien sozialer Interaktion scheint die niedrige externe Validität problematisch. So wäre es denkbar, den Wert von Laborexperimenten aufgrund eines potenziell fehlenden Realbezuges infrage zu stellen.

Trotz dieser Nachteile erfreuen sich Laborexperimente im BOM grundsätzlich großer Popularität. Die Erforschung von Verhaltensaspekten im Newsvendor Problem oder das

---

<sup>42</sup> Vgl. LOCH & WU 2008, S. 1835–1848

<sup>43</sup> Vgl. KATOK 2019, S. 5

<sup>44</sup> Vgl. STAATS & IBANEZ 2019, S. 123

vorher bereits erwähnte Experiment zur Untersuchung sozialer Präferenzen sind Beispiele für erfolgreiche und in der Literatur häufig zitierte Laborexperimente.

Diese Beliebtheit lässt sich sicherlich auch auf die universelle Anwendbarkeit und die Möglichkeit, zusammen mit anderen Methoden eingesetzt zu werden zurückführen. Sowohl bei Fragen individueller Entscheidungsfindung, die häufig auf Heuristiken und Bias abzielen, und primär dem Feld der Kognitionspsychologie entspringen, wie auch bei Fragen in einem sozialen Kontext oder im Hinblick auf Systemdenken bzw. System Dynamics, kann Forschung unter Laborbedingungen sinnvoll sein.<sup>45</sup>

### 3.2 Feldexperimente

Im Unterschied zu einem Experiment unter Laborbedingungen finden Feldexperimente wortwörtlich im Feld statt, also in einem natürlichen alltäglichen Umfeld. So war in der Vergangenheit beispielsweise der Einfluss fehlerhafter Managementpraktiken auf die Produktivität in indischen Textilfabriken Forschungsgegenstand, wobei Beobachtungen und Beeinflussung entscheidender Variablen direkt an den Fabrikstandorten stattfanden.<sup>46</sup> Eine Gemeinsamkeit mit Laborexperimenten gibt es trotzdem. Genau wie im Laborexperiment wird versucht, Kausalzusammenhänge – unter Wahrung des Prinzips der Randomisierung – durch die Manipulation von Variablen und die Isolation ihres Einflusses aufzudecken.<sup>47</sup>

Weil Feldexperimente in einem natürlichen Umfeld stattfinden, bieten sie den entscheidenden Vorteil hoher externer Validität. Daher besteht die Hoffnung, dass aufgrund der Experimentierumgebung Ergebnisse und Rückschlüsse gut auf die Realität übertragbar sind. Teilnehmer des Experiments werden dabei vorab nicht informiert, weshalb die Gefahr unnatürlichen Verhaltens, wie es in Laborexperimenten vorkommen kann, verschwindend gering ist. Selbst in den wenigen Fällen, in denen Teilnehmer über das Experiment Bescheid wissen, wirkt die familiäre Situation des Experiments verfälschendem Verhalten entgegen.<sup>48</sup>

---

<sup>45</sup> Vgl. BENDOLY 2015, S. 24–25

<sup>46</sup> Vgl. BLOOM, BENN, MAHAJAN, MCKENZIE & ROBERTS 2013

<sup>47</sup> Vgl. GAO, LI & SHUN 2022, S. 6

Das natürliche Setting des Experiments birgt jedoch auch negative Seiten. Das Maß an Kontrolle, wie es im Labor zustande kommt, kann nicht erreicht werden. Häufig existieren weitere unbekannte Variablen, die kausale Zusammenhänge trüben können und eine Reproduzierbarkeit des Experiments erschweren. Auch der große Pluspunkt der externen Validität kann in Frage gestellt werden. Immerhin werden Ort, Zeit und wahrscheinliche Teilnehmer des Feldexperiments genauestens ausgewählt, wodurch eine Übertragbarkeit in einen anderen Kontext schwierig sein kann. Des Weiteren besteht erhöhte Gefahr, dass Teilnehmer während des Beobachtungszeitraums ausscheiden. Dies und mögliche mangelnde Kooperation von Teilnehmern ganz gleich ob bewusst oder unbewusst, wirken sich negativ auf die Validität der Ergebnisse aus.<sup>49</sup>

Experimente im Feld haben eigene Vorzüge, sind jedoch im Vergleich zu Laborexperimenten weitaus weniger vertreten. In einer Auswertung relevanter Literatur konnten in nur 8% Feldexperimente als Methodik festgestellt werden. Jedoch ist ein Trend in Richtung vermehrter Nutzung dieser Forschungsmethode zu beobachten.<sup>50</sup>

Da sie auf der Beobachtung von Verhalten und der Analyse von Daten beruhen, gehören Feldexperimente damit ebenso wie Laborexperimente zur empirischen Forschungsmethodik. Auch sie können universell für sämtliche Fragen menschlichen Verhaltens im OM-Kontext angewandt werden.<sup>51</sup>

### **3.3 Weitere empirische Forschungsmethodik**

Labor- und Feldexperimente sind jedoch nicht die einzigen empirischen Forschungsmethoden, die im Sinne des Behavioral Operations Management eingesetzt werden. So wurden in der Vergangenheit beispielsweise Fallstudien genutzt, um mangelnde Kooperation zwischen Abteilungen bei der Erstellung von Prognosen zu untersuchen und Lösungsansätze zu testen.<sup>52</sup> Weitere Methoden sind unter anderem Interviews, Umfragen oder Sekundäranalysen.<sup>53</sup> Es würde den Rahmen dieses Arbeitsberichts sprengen, auf alle im Einzelnen einzugehen. Jedoch verdeutlicht es noch einmal die Vielfalt an Methodik, die genutzt wird, um die menschliche Komponente im OM-Kontext zu verstehen und Verbesserungsansätze zu entwickeln.

---

<sup>49</sup> Vgl. GAO u. a. 2022, S. 6

<sup>50</sup> Vgl. DONOHUE & SCHULTZ 2019, S. 622

<sup>51</sup> Vgl. BENDOLY 2015, S. 24–25

<sup>52</sup> Vgl. OLIVA & WATSON 2009

<sup>53</sup> Vgl. DONOHUE & SCHULTZ 2019, S. 622

### 3.4 Analytische Modelle

Neben empirischen Methoden bieten analytische Modelle eine wertvolle Möglichkeit, die Variable Mensch zu untersuchen und in die Lösung operativer Problemstellungen zu integrieren. Analytische Modelle sind von mathematischer Natur und versuchen die Komplexität eines Problems durch Variablen und Faktoren einzufangen. Sie können rein deskriptiv sein, aber auch eine prognostizierende oder präskriptive Funktion haben.

Im Operations Management sind die meisten Modelle jedoch von normativer Natur, also präskriptiv und werden nach Möglichkeit einfach gehalten.<sup>54</sup> Normative Modelle geben eine Art Handlungsanleitung vor, um eine optimale Lösung für eine Fragestellung zu erzielen, wobei natürlich auch Praktikabilität von Bedeutung ist. Analytische Modelle werden aufgrund ihrer normativen Natur im Operations Management Kontext synonym auch als mathematisch normative Modelle bezeichnet.

Im Laufe der Zeit hat sich eine Vielzahl analytischer OM-Modelle akkumuliert. Diese können als Ausgangspunkt für weitere Forschungen dienen, wodurch die Möglichkeit besteht, bereits existierende Theorie durch Verhaltensaspekte zu erweitern, ohne dafür zuerst neue Grundlagen entwickeln zu müssen.<sup>55</sup> Hierbei ist die Symbiose von experimentellen Forschungsmethoden von großer Bedeutung. Neu überarbeitete Modelle und davon abgeleitete Theorie können im Labor oder im Feld auf ihre Tauglichkeit getestet werden, wobei identifizierte Mängel dann durch erneute Anpassungen beseitigt werden können. Durch diese Kombination ergibt sich ein Kreislauf aus Formulierung, Tests, Modifizierung und wiederholten Tests von Modellen.<sup>56</sup> So kann beispielsweise unter Laborbedingungen untersucht werden, ob und warum Menschen von normativen Modellen abweichen. Systematiken hinter diesen Abweichungen können erfasst und die Modelle dahingehend angepasst werden. Im Fokus steht hierbei das Verhalten auf Individualebene in Referenz zu Fragestellungen, die im Regelfall der Kognitionspsychologie entspringen.<sup>57</sup>

Aufgrund der Vielzahl an existierenden Modellen, die im Operations Management Anwendung finden, lässt sich schließen, dass diese auch einen wichtigen Teil in der BOM-Forschungsmethodik darstellen. Dennoch ist deren Bedeutung nur schwer einzuschät-

---

<sup>54</sup> Vgl. DONOHUE u. a. 2019, S. 5

<sup>55</sup> Vgl. CUI HAITAO & WU 2019, S. 106

<sup>56</sup> Vgl. BENDOLY 2015, S. 25–26

<sup>57</sup> Vgl. BENDOLY 2015, S. 25



zen und nicht eindeutig zu quantifizieren. So kamen Literaturlauswertungen mit 6% respektive 44% zu komplett unterschiedlichen Ergebnissen hinsichtlich der Verwendung analytischer Modelle als Forschungsmethode.<sup>58</sup>

### 3.5 Simulation von Systemen

Kurzgesagt besteht das Ziel von System Dynamics darin, wie in Punkt 1.2 bereits genauer ausgeführt, dabei zu helfen, Struktur und Verhalten dynamisch komplexe Systeme zu beschreiben und zu verstehen. Unverzichtbares Werkzeug ist hierbei die Erstellung von Modellen, die dynamische Systemumgebungen mitsamt Elementen und deren Interaktionen darstellen.

In Modellen können dabei neben operativen Aspekten auch Verhaltensaspekte integriert werden, anhand welcher dann recht einfach Simulationen durchführbar sind. Der Wert für BOM besteht also in der Möglichkeit, Verhaltensaspekte in einem dynamisch komplexen System durch Simulationen zu untersuchen.<sup>59</sup> Im Zusammenhang mit Behavioral Operations war hierbei häufig menschliches Verhalten in Bezug zu Feedback und die Betrachtung des von Akteuren verinnerlichten mentalen Modells bzw. deren Systemverständnis Forschungsgegenstand. Der Nutzen von Simulationen als Forschungsmethode erhöht sich hierbei vor allem durch komplementäre Anwendung mit anderen experimentellen Forschungsmethoden wie Labor- oder Feldexperimenten.<sup>60</sup> Beispielhaft dafür ist unter anderem John Sternmans bekanntes Experiment zur Erforschung des Bullwhip Effekts.<sup>61</sup>

Hierbei hat sich gezeigt, dass Simulationen geeignet sind, um sowohl das Verhalten von Individuen als auch von Gruppen im Kontext eines dynamisch komplexen Systems zu erforschen.<sup>62</sup>

---

<sup>58</sup> Vgl. CROSON u. a. 2013, S. 3 i.V.m. DONOHUE & SCHULTZ 2019, S. 622

<sup>59</sup> Vgl. MORRISON & OLIVA 2019, S. 287

<sup>60</sup> Vgl. KUNC 2016

<sup>61</sup> Vgl. STERNMAN 1989

<sup>62</sup> Vgl. KUNC 2016

## 4. Relevante Problemstellungen

Zwei der relevantesten Problemstellungen des Operations Managements, nämlich die Bestimmung der optimalen Bestellmenge mit dem Newsvendor Modell und die Vermeidung des Bullwhip-Effekts, sind Gegenstand dieses Kapitels.

### 4.1 Newsvendor und die optimale Bestellmenge

Das Newsvendor Modell, das mit Zeitungsjungen-Modell übersetzt werden kann, ist eines der wesentlichsten Modelle im Operations Management. Seit seiner Veröffentlichung im Jahre 1951 war es Gegenstand vieler Forschungsbemühungen und wurde laufend erweitert.<sup>63</sup> Es adressiert die Bestimmung einer optimalen Bestellmenge eines saisonalen Gutes wie beispielsweise einer Zeitung für eine gewisse Periode unter unbekannter Nachfrage. Der Konflikt bei der Findung einer optimalen Bestellmenge besteht zwischen einer Unterbestellung, durch die potenzielle Gewinne entgehen, und einer Überbestellung, durch die Überbestände aufgrund der Saisonalität des Gutes an Wert verlieren. Praxisrelevanz zeigt sich durch die vielseitige Anwendbarkeit im Geschäftsleben. Genutzt wird es beispielsweise, um Sicherheitsbestände zu bestimmen, die richtigen Kapazitäten für eine Maschine zu finden oder bei der üblichen Praxis von Airlines, Fluggäste bis über die Maximalauslastung hinaus buchen zu lassen.<sup>64</sup>

#### 4.1.1 Mathematischer Hintergrund

Folgende Variablen müssen im Modell bedacht werden:

- **Bestellmenge  $q$**  für eine Periode.
- **Kaufpreis  $c$**  pro Stück des Produkts.
- **Verkaufspreis  $r$**  pro Stück des Produkts.
- **Unbekannte Nachfrage  $y$**  mit einer **Wahrscheinlichkeitsverteilung  $F$**  kann verschiedene Verteilungen annehmen.
- **Underage Cost  $c_u = r - c$**  sind Kosten, die mit der Nachfrage assoziiert sind, welche nicht durch bestehendes Inventar gedeckt werden kann.
- **Overage Cost  $c_o = c$**  sind Kosten, die mit unverkauftem Inventar assoziiert sind.<sup>65</sup>

---

<sup>63</sup> Vgl. BECKER-PETH & THONEMAN 2019, S. 393

<sup>64</sup> Vgl. HILL 2016, S. 2

<sup>65</sup> Vgl. BECKER-PETH & THONEMAN 2019, S. 394

Im Behavioral Operations Management bleibt ein potenzieller Wiederverkaufswert häufig unberücksichtigt.

**Es kann dann folgende Profitfunktion formuliert werden, wobei  $\mu$  der durchschnittlichen Nachfrage entspricht:**

$$\Pi(q) = (r - c)\mu - c_o \int_0^q (q - y) f(y) dy - c_u \int_q^\infty (y - q) f(y) dy,$$

**Die optimale Bestellmenge kann errechnet werden durch:**

$$q^* = F^{-1}\left(\frac{c_u}{c_u + c_o}\right) \quad 66$$

Der Quotient in der Formel für die optimale Bestellmenge wird auch kritisches Fraktile genannt. Dessen Wert liegt immer zwischen Null und Eins.  $F^{-1}$  steht hierbei für die Umkehrfunktion der kumulativen Verteilungsfunktion der Nachfrage.<sup>67</sup>

#### **4.1.2 Verhaltensaspekte im Modell**

Die Forscher Maurice Schweitzer und Gérard Cachon waren die ersten, die sich intensiv mit menschlichem Verhalten im Newsvendor Problem auseinandergesetzt haben. In zwei Experimenten testeten sie unter Laborbedingungen, wie Menschen von der optimalen Bestellmenge abweichen. Als Anreiz wurden profitabel gewählte Bestellmengen mit einer imaginären Währung belohnt, die nach dem Experiment in Dollar umgewandelt und zufällig in Gesamtheit an einen einzelnen Probanden ausgezahlt wurde.<sup>68</sup>

##### **Erstes Experiment:**

34 Studenten der Wirtschaftswissenschaften wurden gebeten, in insgesamt 30 Runden eine gewinnmaximierende Bestellmenge für Produkte abzugeben. Unterschieden wurde hierbei zwischen Produkten, die entweder eine hohe oder eine niedrige Gewinnmarge aufwiesen. Die Nachfrageverteilung war den Probanden bekannt. Diese war diskret gleichverteilt von 1 bis 300. Die optimalen, gewinnmaximierenden Bestellmengen waren

---

<sup>66</sup> Vgl. BECKER-PETH & THONEMAN 2019, S. 394–395

<sup>67</sup> Vgl. HILL 2016, S. 7

<sup>68</sup> Vgl. SCHWEITZER & CACHON 2000, S.404–420

75 Stück für Produkte mit niedriger bzw. 225 Stück für Produkte mit hoher Gewinnspanne. Den Probanden kam nach jeder Runde Feedback über ihre Entscheidungen zu.<sup>69</sup>

### **Zweites Experiment:**

Bis auf zwei Unterschiede waren die Parameter deckungsgleich zum ersten Versuch. Einerseits wurde der gleichverteilte Nachfragebereich erweitert, was Verluste unmöglich machte. Das heißt, dass selbst dann Profit erwirtschaftet wurde, wenn die höchstmögliche Bestellmenge angegeben wurde, aber die minimale Nachfrage eintrat. Diese Tatsache war den Probanden bewusst. Außerdem waren im Gegensatz zum ersten Experiment die nun gewählten Studenten durch einen Kurs bereits mit dem Newsvendor Problem vertraut.<sup>70</sup>

### **Ergebnisse**

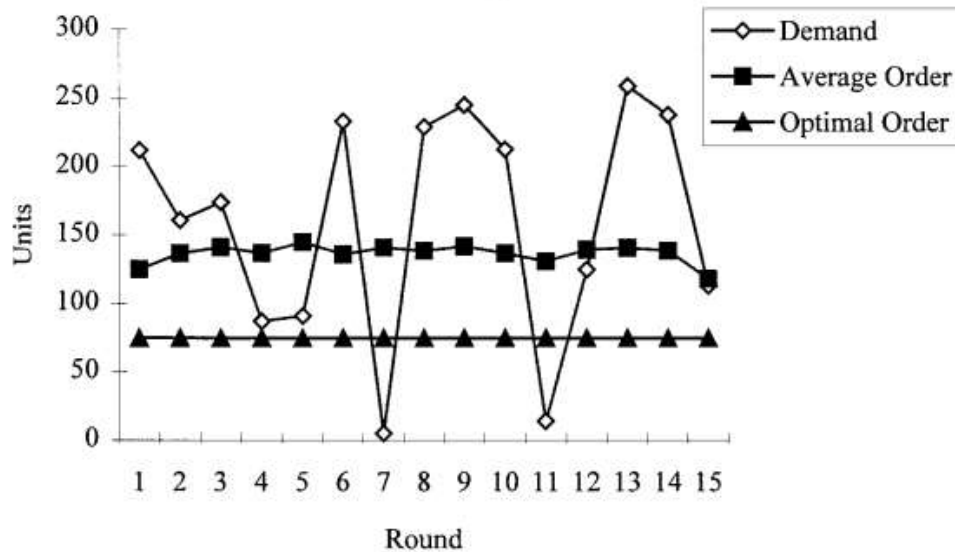
Das wichtigste Ergebnis zeigte sich in einer Beobachtung, welche in beiden Experimenten gleichermaßen gemacht werden konnte. Wie in Abbildung 2 und Abbildung 3 zu sehen ist, wurde die von den Probanden angegebene Bestellmenge bei Produkten mit niedriger Gewinnspanne systematisch zu hoch gewählt, wohingegen die Wahl der Bestellmenge für Produkte mit einer hohen Marge immer unter dem optimalen Wert für eine Bestellmenge lag. So wurden im ersten Experiment durchschnittlich 178.25 statt der optimalen 225 Stück bei Produkten mit hoher Gewinnspanne bestellt bzw. 139.62 statt 75 Stück bei Produkten mit niedriger Gewinnspanne. Schätzungen für Bestellmengen bei Produkten niedriger Marge lagen hierbei näher am Optimum als bei Produkten mit hoher Marge. Dabei blieben die Bestellmengen der Teilnehmer weitestgehend konstant und orientierten sich an ihren bereits zuvor getätigten Angaben, auch wenn diese teils stark von der optimalen Bestellmenge abwichen. Überraschenderweise erwies sich das Feedback also weitestgehend als wirkungslos.<sup>71</sup>

---

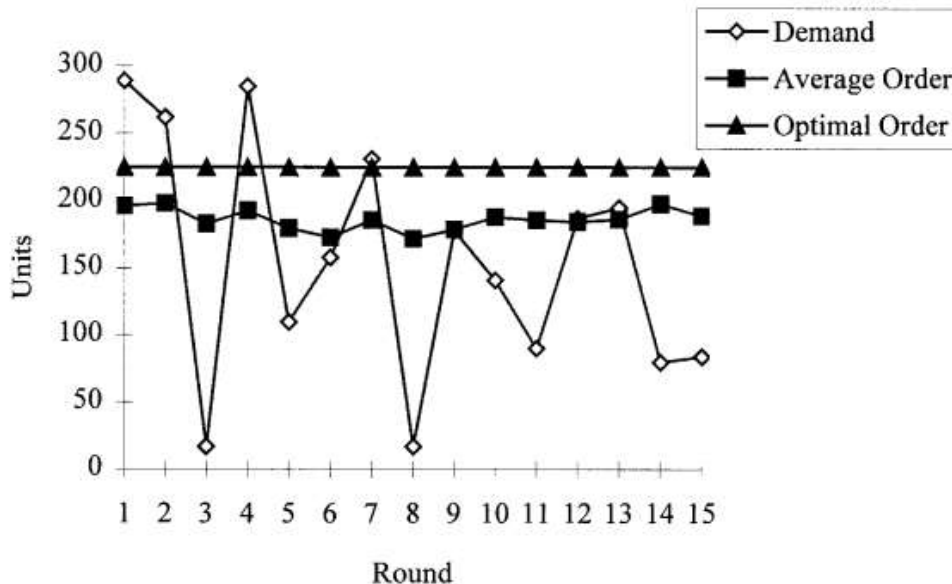
<sup>69</sup> Vgl. SCHWEITZER & CACHON 2000, S. 409–414

<sup>70</sup> Vgl. SCHWEITZER & CACHON 2000, S. 414–418

<sup>71</sup> Vgl. SCHWEITZER & CACHON 2000, S. 410–415



**Abbildung 2: Bestell- und Nachfragemengen bei geringer Gewinnspanne<sup>72</sup>**



**Abbildung 3: Bestell- und Nachfragemengen bei hoher Gewinnspanne<sup>73</sup>**

Um diesen sogenannten Pull-to-Center Effekt zu erklären, diskutierten Schweitzer und Cachon auch diverse mögliche Präferenzen der Entscheidungsträger wie zum Beispiel Risikoaversion, Präferenzen zur Aversion von Fehlmengen oder Präferenzen zur Unterbewertung von Opportunitätskosten. Sie kamen jedoch zu dem Schluss, dass deren Signifikanz nicht kausal für die Beobachtung sein könne.<sup>74</sup>

<sup>72</sup> SCHWEITZER & CACHON 2000, S. 411

<sup>73</sup> SCHWEITZER & CACHON 2000, S. 411

<sup>74</sup> Vgl. SCHWEITZER & CACHON 2000, S. 418

Stattdessen identifizierten sie folgende, in den Experimenten beobachtbare Verhaltensphänomene als ursächlich:

**Angst vor dem Ex Post Lagerfehler:** Der Ex Post Lagerfehler beschreibt die Abweichungen von der bestellten Stückzahl (ex ante) und der dann realisierten Nachfrage (ex post). Aus Angst vor diesem Fehler wurden zukünftige Bestellmengen der vorhergehenden realisierten Nachfrage angepasst. Weil dieser Wert jedoch nicht immer auch optimal für die nächste Periode ist, für die eine optimale Bestellmenge angegeben werden muss, kam es zu ungünstigen Verzerrungen bei den Bestellmengen.<sup>75</sup>

**Ankersetzung und unzureichende Anpassungen:** Teilnehmer setzen einen „Anker“ auf die durchschnittliche Nachfrage, von der aus in Richtung optimale Bestellmenge angepasst wurde. Diese Anpassungen waren jedoch fast immer unzureichend.<sup>76</sup>

**Chasing Demand Heuristik:** Wenn Teilnehmer in einer neuen Runde Anpassungen an ihrer Bestellmenge tätigten, lagen diese mit einer höheren Wahrscheinlichkeit näher an der zuvor realisierten Nachfrage als weg davon. Diese Heuristik war jedoch nicht in allen Runden beobachtbar und außerdem vergleichsweise schwach in ihrer Auswirkung.<sup>77</sup>

### **Weitere Verhaltensaspekte im Newsvendor Modell**

Schweitzer und Cachon legten mit ihren Entdeckungen den Grundstein für weitere Forschungsbemühungen im Newsvendor Problem und weckten das Interesse für Verhaltensforschung im Bestandsmanagement. Inzwischen konnten in Untersuchungen noch einige weitere Verhaltensaspekte ausgemacht werden, die sich auf die Findung der optimalen Bestellmenge im Newsvendor-Setting auswirken. So erwiesen sich auch soziale Präferenzen wie Fairness oder kulturelle Aspekte als relevant. In einem Vergleich wurde beispielsweise festgestellt, dass Chinesen sich weniger von der Ankerheuristik leiten ließen und profitorientiertere Bestellmengen wählten als amerikanische Kollegen.<sup>78</sup> Die meisten Forschungsbemühungen fokussieren sich jedoch wie auch schon die von Schweitzer und Cachon auf die individuelle Dimension des menschlichen Verhaltens im Newsvendor Setting und weniger auf kulturelle Aspekte oder sozialpsychologische bzw. soziologische Einflüsse.

---

<sup>75</sup> Vgl. SCHWEITZER & CACHON 2000, S. 408–409

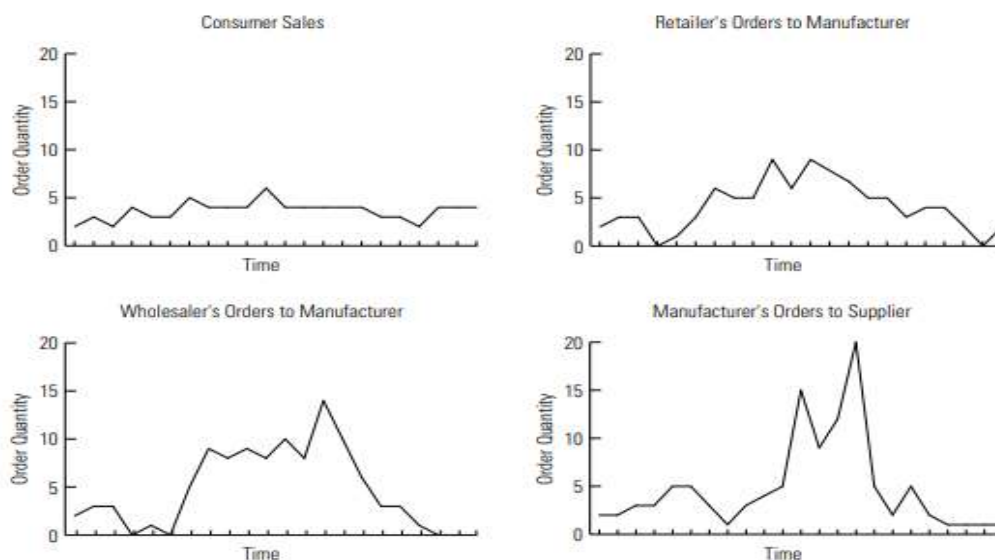
<sup>76</sup> Vgl. SCHWEITZER & CACHON 2000, S. 409

<sup>77</sup> Vgl. SCHWEITZER & CACHON 2000, S. 409

<sup>78</sup> Vgl. NANDI & SHARMA 2018, S. 208–209

## 4.2 Bullwhip-Effekt

Das Phänomen, das heute als Bullwhip-Effekt oder Peitschenschlag-Effekt bekannt ist, wurde zum ersten Mal im Jahre 1958 von Jay Wright Forrester beschrieben.<sup>79</sup> Der Bullwhip-Effekt ist eines der bekanntesten und meist diskutiertesten Probleme im Bereich des Supply Chain Management. Wie in Abbildung 4 zu sehen ist, beschreibt das Phänomen die zunehmenden Schwankungen in Nachfrage und Bestellmenge entlang mehrstufiger Lieferketten, wobei die Stärke der Schwankungen mit Stufenhöhe in der Lieferkette steigt. Betroffen sind daher vor allem Lieferanten am Ende der Lieferkette, bei denen es sich häufig um die originalen Hersteller eines Produkts handelt. Der bezeichnende Name Peitschenhieb ist daher sehr treffend, da sich die Bestellmengen wie bei einem Peitschenhieb zur Spitze der Lieferkette hin aufschaukeln.



**Abbildung 4: Variabilität der Bestellmengen entlang der Lieferkette<sup>80</sup>**

Weil diese Schwankungen die Planbarkeit erschweren und einen hohen Kostenfaktor darstellen können, gilt der Bullwhip Effekt als höchstproblematisch.<sup>81</sup>

### 4.2.1 Operative Auslöser

Wesentliche Ursachen des Bullwhip Effekts werden von den Forschern Lee, Padmanabhan und Wang wie folgt zusammengefasst:

<sup>79</sup> Vgl. FORRESTER 1958

<sup>80</sup> Vgl. LEE, PADMANABHAN & WHANG 1997, S. 94

<sup>81</sup> Vgl. LEE, PADMANABHAN & WHANG 1997, S. 93

### **Falsche Nachfragesignale**

Nachfrageprognosen werden von jedem Unternehmen erstellt und orientieren sich in einer Lieferkette am Kunden der nächsten Stufe. Durch Faktoren wie lange Vorlaufzeiten von Bestellung und Lieferung sowie hohen Sicherheitsbeständen weicht die prognostizierte Nachfrage mit Höhe der Stufe in der Lieferkette immer mehr von der eigentlichen Nachfrage des Endkunden ab.<sup>82</sup>

### **Auftragsbündelung**

Unternehmen bedienen ihre Nachfragen nicht unverzüglich, sondern akkumulieren diese stattdessen über einen bestimmten Zeitraum. Bestellungen werden dann nur zu bestimmten Zeitpunkten getätigt, wobei dies oft periodisch in Anwendung automatisierter Bestellsysteme geschieht. Durch das Bestreben, Zeit und Kosten durch weniger häufige Bestellvorgänge zu sparen, entstehen Nachfragespitzen, die auf der Stelle wieder abflachen. Dadurch wird die Variabilität der Bestellmengen amplifiziert und in der Folge der Bullwhip-Effekt gefördert.<sup>83</sup>

### **Preisfluktuationen**

Durch Einführung günstiger Konditionen wie Rabatte oder Promotionsaktionen treiben Hersteller und Verteiler die Nachfrage künstlich in die Höhe. Kunden kaufen also über ihren eigentlichen Verbrauch hinweg und Überschüsse werden gelagert. Da diese Nachfragespitze durch günstige Konditionen natürlich nur kurzzeitig besteht, kommt es zu starken Variationen in der Bestellmenge.<sup>84</sup>

### **Rationierungen und Engpasspoker**

Wenn die Nachfrage die Verfügbarkeit eines Produkts übersteigt, werden gelieferte Mengen häufig rationiert. Um diese Rationierungsmaßnahme auszutricksen, bestellen Kunden bewusst wesentlich mehr, um trotzdem die gewünschte Bestellmenge zu erhalten. Wenn die Verfügbarkeitssituation sich jedoch wieder entspannt, werden diese zusätzlichen Bestellmengen nicht mehr benötigt und abbestellt. Die eigentliche Nachfragesituation wird dadurch extrem undurchsichtig und präzise Nachfrageprognosen

---

<sup>82</sup> Vgl. LEE u. a. 1997, S. 95

<sup>83</sup> Vgl. LEE u. a. 1997, S. 95–97

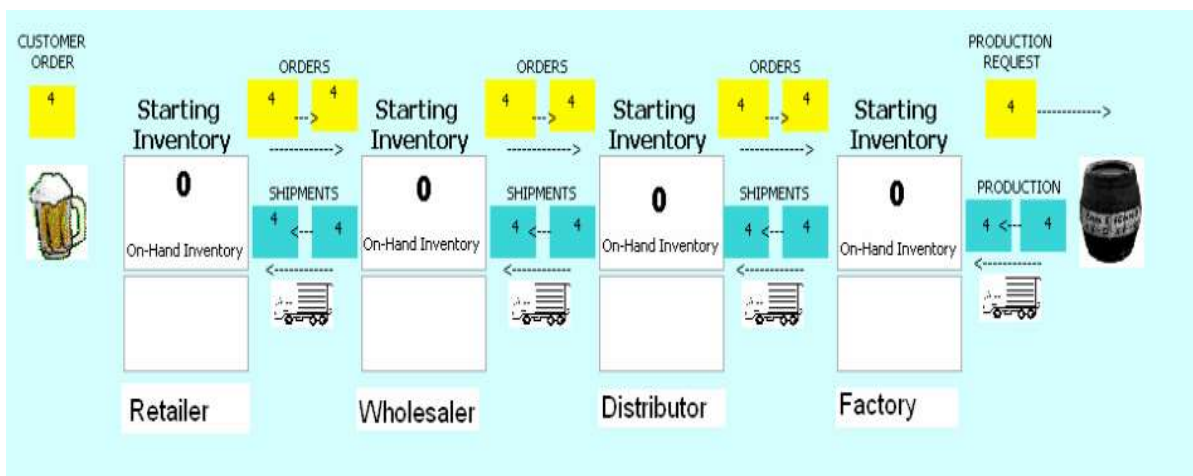
<sup>84</sup> Vgl. LEE u. a. 1997, S. 97



werden erschwert. Variierende Bestellmengen und unpräzise Nachfrageprognosen befeuern dann den Bullwhip-Effekt.<sup>85</sup>

#### 4.2.2 Verhaltensbedingte Auslöser

Neben operativen Ursachen kann auch menschliches Verhalten zur Entstehung des Bullwhip-Effekts beitragen. Ein beliebtes Werkzeug, um den menschlichen Einfluss im Bullwhip-Effekt zu analysieren, ist das Beer Distribution Game. Wie in Abbildung 5 dargestellt, können dadurch Lieferketten simuliert und Akteure mitsamt deren Bestellverhalten untersucht werden.



**Abbildung 5: Lieferkette im Beer Distribution Game<sup>86</sup>**

So nutzte auch John Sterman das Beer Distribution Game, um menschliches Verhalten im Kontext des Bullwhip-Effekts zu observieren. Unter anderem konnte er feststellen, dass Teilnehmer die durch Feedback gelieferten Informationen fehlinterpretieren und irrational darauf reagieren. Unter Feedback versteht Sterman hierbei relevante Veränderungen in der Umwelt und entscheidungsrelevanter Bedingungen, welche direkt oder indirekt durch den Akteur selbst verursacht wurden. Konsequenz dieser „Misperception of Feedback“ ist eine mangelnde Berücksichtigung der Zeitverzögerungen zwischen Bestellung und Eingang von nachgefragter Ware, auch Supply Line genannt. Durch diese Unterschätzung der Supply Line wurden Bestellungen für kommende Perioden im Experiment zu hoch angesetzt, wodurch der Zielbestand schnell übertroffen wurde. Zukünftige Bestellungen waren in Konsequenz daraus wiederum relativ

<sup>85</sup> Vgl. LEE u. a. 1997, S. 97–98

<sup>86</sup> CROSON, DONOHUE, KATOK & STERNMAN 2005, S. 25

niedrig angesetzt.<sup>87</sup> Diese schwankenden Bestellmengen können ein wesentlicher Beitrag zur Entstehung des Bullwhip-Effekts sein.

Aufbauend auf Sternmans Erkenntnisse wurden weitere Untersuchungen durchgeführt, welche diese Beobachtung durch Eliminierung potenzieller operativer Ursachen des Bullwhip-Effekts isolieren, bestätigen und hinsichtlich weiterer Aspekte erweitern konnten.<sup>88</sup> Der Bullwhip-Effekt kann also zum Teil direkt auf menschliches Verhalten zurückgeführt werden und existiert selbst dann, wenn operative Faktoren nicht kausal sein können.

Ein weiterer Trigger liegt im sogenannten Koordinationsrisiko. Dieses geht aus dem Misstrauen in das Verhalten anderer Akteure innerhalb der Lieferkette hervor und der Vermutung, dass diese gar nicht über das nötige Allgemeinwissen verfügen, um fundierte und angemessene Bestellentscheidungen zu treffen. Durch die empfundene mangelnde Antizierbarkeit des Bestellverhaltens anderer Akteure werden dann zusätzliche Bestände angehäuft.<sup>89</sup>

Andere Verhaltensaspekte konnten in der wesentlichen Rolle des Informationsflusses zwischen Akteuren entlang der Lieferkette festgestellt werden. Intakter und üppiger Informationsfluss konnte den Bullwhip-Effekt reduzieren. Hierbei kann hervorgehoben werden, dass insbesondere wechselseitiges Vertrauen den Informationsaustausch anregt.<sup>90</sup> Eine aktuelle Literaturanalyse verdeutlicht, dass die Erforschung von Verhaltensaspekten bei der Entstehung des Bullwhip-Effekts spätestens seit Sterman keine Randerscheinung mehr ist. So war in der Vergangenheit beispielsweise auch die Rolle von Emotionen und anderen individuellen Eigenschaften wie Persönlichkeit oder Alter und Erfahrung im Fokus.<sup>91</sup> Zwar würde es den Rahmen dieses Arbeitsberichts sprengen, tiefer in diese Entdeckungen einzusteigen, jedoch lässt sich auch ausgehend von anderen Werken mit ziemlicher Sicherheit feststellen, dass insbesondere das Koordinationsrisiko und die Problematiken bezüglich der Supply Line zu den wohl bedeutsamsten menschlichen Triggern des Bullwhip-Effekts zählen.

---

<sup>87</sup> Vgl. STERNMAN 1989, S. 321–339

<sup>88</sup> Vgl. CROSON & DONOHUE 2006, S. 2–4

<sup>89</sup> Vgl. CROSON u. a. 2005, S. 2–5

<sup>90</sup> Vgl. LIN, LIU, YANG & ZHOU 2021, S. 8–9

<sup>91</sup> Vgl. LIN u. a. 2021, S. 11–12

## 5. Der Faktor Mensch bei Prognoseentscheidungen

Prognosen sind im Unternehmen und im Operations Management essentiell, um Entwicklungen kurz- oder langfristig einzuschätzen. Sie schaffen Planbarkeit und ermöglichen es, strategische Ziele zu formulieren sowie den operativen Betrieb darauf auszurichten und effizient zu gestalten. Von besonderer Bedeutung sind hierbei alle Prognosen, die den Operations Manager bei seinen Aufgaben rund um den Leistungserstellungsprozess unterstützen. Dies umfasst, aber beschränkt sich nicht auf Prognosen zu Nachfrageentwicklungen oder Verkaufszahlen. Der berühmte Unternehmer und Investor Warren Buffett schrieb in einer Ausgabe des Fortune Magazine: *“Forecasts usually tell us more of the forecaster than of the future.”*<sup>92</sup> Mit dieser Ansicht zweifelte er den Wert von Prognosen grundsätzlich an und provozierte die Fragestellung, ob diese nichts weiter als eine Projektion menschlicher Charakteristiken und Verhaltensmuster seien. Auch wenn Buffetts Aussage zwar etwas überzogen sein mag, so ist die Behauptung, dass der Faktor Mensch nicht unbedeutsam und dieser in seinen Entscheidungen teilweise irrational ist, nicht abwegig. Um der Bedeutung des menschlichen Faktors bei Prognosen nachzugehen, muss neben typischen Verhaltensweisen vor allem auch untersucht werden, ob ausgereifte mathematische Modelle oder maßgeschneiderte Softwarelösungen den Einfluss des Menschen nicht schon längst marginalisiert haben.

### 5.1 Prognosen im Unternehmen – Ist der Mensch schon obsolet?

Zur Klärung der in der Kapitelüberschrift gestellten Frage sind zwei Punkte relevant, nämlich die Art der Prognose und die Rolle, die der Mensch dabei spielt.

#### 5.1.1 Arten von Prognosen und Prognosemethoden

Inwieweit der Mensch bei der Prognoseerstellung noch involviert ist, hängt auch von der Art und Methode der Prognose ab. Es kann grundsätzlich zwischen zwei Arten von Prognosen bzw. Prognosemethoden unterschieden werden.

##### Quantitative Prognosen

Bei quantitativen Prognosen kommen statistisch-mathematische Methoden und Modelle zum Einsatz, mit denen versucht wird, eine Zukunftsvariable möglichst genau numerisch vorherzusagen. Die Fachwelt spricht dabei auch vom „Statistical Forecasting“.

---

<sup>92</sup> BUFFETT 1977, S. 8

Bekannte Methodiken, die dieser Art zugeordnet werden können, sind beispielsweise die Moving Average (Gleitende Mittelwerte) Methode, bei der anhand vorhandener Teilmengen der zur Verfügung stehenden Daten Mittelwerte gebildet werden. Die Mittelwerte werden dann mit angepasster Gewichtung akkumuliert, und es wird erneut ein Durchschnittswert gebildet, welcher dann die Zukunftsvariable abbilden soll. Ein weiteres gängiges Verfahren ist die exponentielle Glättung. Hierbei werden Prognosen anhand der Gewichtung historischer Daten erstellt, wobei die Stärke der Gewichtung mit der Aktualität der aus den Daten entnommenen Beobachtung steigt. Grundvoraussetzung für quantitative Methoden ist immer eine ausreichende Daten- und Informationslage. So kann beispielsweise die ARIMA Methode, welche auch mit Durchschnittswerten arbeitet, nur angewandt werden, wenn große Mengen an Zeitreihendaten zur Verfügung stehen.<sup>93</sup>

### **Qualitative Prognosen**

Ganz im Gegensatz dazu stehen qualitative Prognosen, welche synonym auch als Judgmental Forecasts bezeichnet werden. Mathematische Modelle spielen beim Judgmental Forecasting grundsätzlich keine Rolle. Stattdessen werden Prognosen ausschließlich basierend auf menschlichem Urteilsvermögen erstellt. Zwar wird auch beim Judgmental Forecasting mit Informationen wie historischen Zeitreihendaten gearbeitet, diese stellen im Gegensatz zu quantitativen Prognosemethoden aber keine Grundvoraussetzung dar. Judgmental Forecasting kann typischerweise bei schlechter Datenlage oder bei der Markteinführung neuer Produkte zum Einsatz kommen.<sup>94</sup>

Da Judgmental Forecasting menschlichem Entscheidungsvermögen unterliegt, besteht die Gefahr, dass es auch zur Anwendung von Heuristiken und zur Entstehung von Bias kommt, die sich negativ auf die Genauigkeit der Prognosen auswirken. Im Kontext des Behavioral Operations ist daher vor allem Judgmental Forecasting der Interessenschwerpunkt. Im Laufe der Zeit haben sich jedoch Vorgehensmodelle entwickelt, mit denen menschlichen Fehlern entgegengewirkt werden soll. Beispielhaft dafür ist die Delphi Methode zu nennen, bei der Prognosen anonymisiert von Expertengruppen erstellt und dann zusammengefasst werden.

---

<sup>93</sup> Vgl. ABBAS, BUDESCU, GALSTYAN & ZELLNER 2021, Kapitel 4.1.1.1-4.1.1.3

<sup>94</sup> Vgl. ATHANASOPOULOS & HYNDMAN 2018, Kapitel 4

## **Anpassungen**

Nicht immer sind statistisch-mathematische Modelle in der Lage, alle für die Prognose relevanten Einflussfaktoren zu berücksichtigen. In solchen Fällen ergibt es Sinn, quantitative Prognosen noch einmal entsprechend menschlicher Einschätzungen anzupassen. Die Wissenschaft spricht hierbei von „Judgemental Adjustments“.

Ein Grund für eine Anpassung liegt häufig in bedeutsamen Domänenwissen, also Wissen, das sich ein Verantwortlicher durch Praxiserfahrung in seinem Beruf angeeignet hat. Domänenwissen kann in verschiedenen Subkategorien wie Technikverständnis im Umgang mit quantitativen Modellen oder produktspezifischem Kontextwissen vorhanden sein. Letzteres ist jedoch vor allem ausschlaggebend für erfolgreiche Anpassungen. Weitere Gründe können in bisher unberücksichtigten Umweltveränderungen liegen. So würde beispielsweise eine laufende Werbekampagne eine Erhöhung der Prognose hinsichtlich erwartbarer Verkaufszahlen erfordern.<sup>95</sup>

Obwohl durch die Einbringung menschlichen Urteilvermögens in quantitativen Prognosen selbstverständlich auch die Gefahr potenzieller Fehlerquellen durch Heuristiken oder Bias entsteht, konnten mittlerweile mehrere Studien belegen, dass begründete Anpassungen bei Modellen die Genauigkeit quantitativer Prognosen deutlich steigern können.<sup>96</sup>

### **5.1.2 Die Rolle des Menschen bei Prognosen**

Es kann nicht pauschal von einer grundsätzlichen Überlegenheit quantitativer Methoden gesprochen werden. So kam ein Laborexperiment beispielsweise zu dem Ergebnis, dass menschliches Urteilsvermögen vor allem bei schlechter Datenlage und einem weiten Prognosehorizont bessere Ergebnisse als modellbasierte Methoden erzielen kann.<sup>97</sup>

Eine weitere Studie, in der Unternehmen bezüglich der Nutzung von Prognosen untersucht wurden, arbeitete wiederum heraus, dass Unternehmen, die vorrangig auf quantitative Methoden zurückgreifen, geringere Fehlerraten und eine erhöhte Genauigkeit bei ihren Prognosen aufwiesen.<sup>98</sup> Auch intuitiv wäre es wohl nicht unvernünftig anzunehmen, dass Unternehmen bevorzugt statistisch-mathematische Modelle nutzen

---

<sup>95</sup> Vgl. ARKES 2001, S. 406–409

<sup>96</sup> Vgl. ARKES 2001, S. 408

<sup>97</sup> Vgl. BAILEY & GUPTA 1999, S. 39–57

<sup>98</sup> Vgl. MANRODT & SANDERS 2003

und menschliches Urteilsvermögen höchstens dann eingesetzt wird, um Anpassungen vorzunehmen. Immerhin bieten quantitative Methoden konstant objektive und nachvollziehbare Ergebnisse, welche im Regelfall nicht durch menschliches Fehlverhalten beeinflusst werden.

Studien zeigen jedoch, dass die Realität anders aussieht. In einer Befragung in 500 US-Unternehmen im Jahre 1993 gaben 57% der Befragten an, primär qualitative Methoden zu nutzen.<sup>99</sup> In einer Folgestudie im Jahr 2003 gaben im Rahmen einer Umfrage mit 240 US-Unternehmen nur 29% an, quantitative Methoden stark zu bevorzugen. 30% hingegen bevorzugten qualitative Prognosen, und die restlichen 41% nutzten Beides.<sup>100</sup> Aktuellere Forschung kommt zu ähnlichen Ergebnissen. Im Jahre 2014 ergab eine Befragung, dass in 71% der Fälle menschliches Urteilsvermögen in Prognosen involviert ist, wobei alleine davon 37% Anpassungen von modellbasierten Prognosen ausmachten und 15,6% quantitative Methoden komplett ablehnten.<sup>101</sup>

Zusammenfassend lässt sich also feststellen, dass der Mensch und sein Urteilsvermögen nach wie vor eine bedeutsame Rolle bei der Erstellung von Prognosen spielen. Die Frage der Kapitelüberschrift muss also mit einem entschiedenen Nein beantwortet werden. Gerade deswegen lohnt es sich, den Blick darauf zu richten, wie Prognosen durch menschliches Urteilsvermögen zustande kommen und wo irrationale und schädliche Verhaltensweisen entstehen.

---

<sup>99</sup> Vgl. MANRODT & SANDERS 1993, S. 98

<sup>100</sup> Vgl. MANRODT & SANDERS 2003, S. 516

<sup>101</sup> Vgl. FILDES & PETROPOULUS 2014

## 5.2 Heuristiken, Bias und Urteilsvermögen bei Prognoseformaten

Qualitative Prognosen bzw. Judgmental Forecasts können typischerweise in drei Formaten zum Ausdruck gebracht werden. Nämlich Punktprognosen sowie Intervallprognosen oder in Form ganzer Verteilungen. Um der Frage nach dem Faktor Mensch bei Prognosen nachzugehen, soll also neben der Rolle von Heuristiken und anderen Entdeckungen wie der Relation von Entscheidungsgeschwindigkeit und Performanz von Prognosen vor allem auch auf die wesentlichsten Erkenntnisse menschlichen Verhaltens eingegangen werden, die bei diesen Formaten der Prognoseerstellung auftreten können.

### 5.2.1 Anwendung von Heuristiken

Wahrscheinlichkeiten abzuschätzen und gegebenenfalls zu quantifizieren, ist sicherlich keine leichte Aufgabe. Immerhin müssen dafür viele unterschiedliche Einflussgrößen berücksichtigt und bewertet werden. Um die Komplexität solcher Schätzungen zu reduzieren, greifen Menschen dabei gerne zu Urteilsheuristiken oder sogenannten mental Shortcuts. Der deutsche Psychologe Markus Knauff definiert Heuristiken als *„mentale Faustregeln, die zwar nicht allen Regeln der Logik oder Wahrscheinlichkeitsrechnung genügen, aber dennoch oft zu einer guten und robusten Entscheidung führen“*.<sup>102</sup> In ihrer Forschungsarbeit "Judgement Under Uncertainty: Heuristics and Biases" aus dem Jahre 1974 formulierten die Psychologen Daniel Kahnemann und Amos Tversky mit der Repräsentativheuristik, Verfügbarkeitsheuristik und der Anker-/Anpassungsheuristik drei wesentliche Urteilsheuristiken unter Bedingungen der Unsicherheit. Weiterhin leiteten sie Bias ab, also systematisch menschlich bedingte Fehler, die in der Anwendung dieser Heuristiken entstehen.<sup>103</sup>

Heuristiken und daraus resultierende Bias sind in der Judgmental Forecasting Praxis häufig zu beobachten. Gegensätzlich zu Knauffs Sichtweise sind Heuristiken jedoch dann eher negativ konnotiert.

#### Repräsentativheuristik

Mit der Repräsentativheuristik wird versucht, anhand einer Variable auf eine andere zu schließen. Die Einschätzung der Wahrscheinlichkeit, ob eine Variable A aus der Variable B entspringt, passiert durch die Bewertung von augenscheinlichen Ähnlichkeiten. Teilen

---

<sup>102</sup> KNAUFF 2019, S. 15

<sup>103</sup> Vgl. KAHNEMANN & TVERSKY 1974, S. 1124–1131

sich A und B viele Eigenschaften oder haben beide einen ähnlichen Ursprung, so wird die vorstehend erwähnte Wahrscheinlichkeit hoch eingeschätzt.

Beispielhaft dafür ist der 30-jähriger Steve, eine real existierende Person. Er wird als schüchtern, aber hilfsbereit sowie ordnungs- und strukturliebend bezeichnet, mit wenig Interesse an der realen Welt. Aus einer Reihe möglicher Berufe (Pilot, Bauer, Arzt, Bibliothekar oder Verkäufer) würde Steve aller Wahrscheinlichkeit nach dem Berufsbild des Bibliothekars zugeordnet werden. Untersuchungen mit ähnlichen Aufgaben ergaben, dass ein einfacher Abgleich mit den Stereotypen eines Berufs erfolgt und anhand dem Ähnlichkeitsgrad dann entschieden wird.<sup>104</sup>

Das Denkmuster von einer Variable A anhand Repräsentativität auf eine Variable B zu schließen, mag zwar zunächst logisch erscheinen, birgt aber Fehlerquellen. Denn vorige wichtige Häufigkeiten, wie die Anzahl an Bibliothekaren, verglichen mit der Anzahl an Ärzten, Bauern usw. werden nicht berücksichtigt. Kahnemann spricht hierbei vom vielseitig erforschten Basisratenfehler. Gut untersuchte Bias, denen auch Relevanz in der Judgmental Forecasting Praxis zugesprochen werden kann, werden als direkte Folge der Repräsentativheuristik betrachtet.<sup>105</sup>

Mangelnde Regression zur Mitte hin kann beispielsweise als Folge der Repräsentativheuristik angesehen werden. In der Konsequenz entstehen Prognosen, die stets zu extrem sind und nicht mehr zum Mittelwert zurückfallen.<sup>106</sup> Ein weiteres Phänomen zeigt sich in dem mangelnden Verständnis der Repräsentativität kleiner Stichproben. Dieses wird in Kapitel 5.2.2 näher betrachtet.

### **Verfügbarkeitsheuristik**

Grundlage der Verfügbarkeitsheuristik bildet das Gedächtnis, genauer gesagt, wie leicht Informationen im Gedächtnis verfügbar und abrufbar sind. Studien haben vielfach bestätigt, dass Ereignisse, die sich mit leicht abrufbaren Informationen decken, für relativ wahrscheinlicher gehalten, während im Umkehrschluss Ereignisse, die schlechter vorstellbar und weniger abrufbar sind, als relativ unwahrscheinlicher eingeschätzt werden. Ausschlaggebend dafür ist Frequenz und der Zeitrahmen, in dem Informationen zu einem Ereignis im Gehirn abgespeichert wurden. So sagten Befragte in den USA aus,

---

<sup>104</sup> Vgl. KAHNEMANN & TVERSKY 1974, S. 1124–1127

<sup>105</sup> Vgl. KAHNEMANN & TVERSKY 1974, S. 1124–1127

<sup>106</sup> Vgl. HARVEY 2007, S. 13–16



dass es mehr Tote durch Tornados gäbe als durch Asthma. Erklären lässt sich diese Fehlannahme durch die verglichen mit Asthma häufige Berichterstattung von Tornados in den Medien.<sup>107</sup> Hierbei spielt auch die Salienz, also die Einprägsamkeit der Erinnerungen, eine Rolle. Denn bei der Verfügbarkeitsheuristik macht sich der Effekte bemerkbar, dass Wahrscheinlichkeiten extrem subjektiv eingeschätzt werden und Bias die Norm sind. Immerhin sind unterschiedliche Faktoren, wie die Abrufbarkeit, die Salienz oder wie gut sich Ereignisse vorstellen lassen, im höchsten Maße individuell.

### **Anker-/Anpassungsheuristik**

Bei der dritten Heuristik, die Kahnemann und Tversky untersuchten, handelt es sich um die Anker-/Anpassungsheuristik. Sie beschreibt ein Vorgehen, bei dem zuerst ein Anker, also sozusagen ein Orientierungspunkt, gewählt wird. Diese Orientierungspunkte können variieren und unterschiedlich ausfallen. So kann der Anker in einer bereits zuvor getätigten Prognose liegen, aber abhängig von der Aufgabe auch eine andere Art von Information sein. Vom Anker aus werden dann Anpassungen hin zu einem Wert getätigt, der als passend empfunden wird.<sup>108</sup>

Eine konsistente Entdeckung ist dabei, dass Anpassungen typischerweise unzureichend sind. Es spricht daher auch von „Underadjustments“ gesprochen. In einem von Kahnemann und Tverskys Experimenten wurden Teilnehmer gebeten, einen Startwert (10 bzw. 65) so abzuändern, dass dieser dem prozentualen Anteil afrikanischen Ländern in der UN entspräche. Die Mittelwerte der Ergebnisse lagen bei 25 für den Startwert 10 bzw. 45 bei der Gruppe die den Startwert 65 erhielt.<sup>109</sup>

Die Ankerheuristik gehört zu den am häufigsten untersuchten Heuristiken und kann in vielen Situationen wie beispielsweise bei der Findung der optimalen Bestellmenge im Newsvendor Setting beobachtet werden.<sup>110</sup> Einen Anker zu wählen ist auch Praxis, wenn Judgemental Forecasts erstellt werden, wobei dieses Vorgehen besonders bei Prognosen anhand Zeitreihendaten prävalent zu sein scheint. Speziell handelt es sich hierbei häufig um die Findung eines Wertes im Rahmen einer Punktprognose.

---

<sup>107</sup> Vgl. HARVEY 2007, S. 9

<sup>108</sup> Vgl. KAHNEMANN & TVERSKY 1974, S. 1128

<sup>109</sup> Vgl. KAHNEMANN & TVERSKY 1974, S. 1128

<sup>110</sup> Vgl. SCHWEITZER & CACHON 2000

### **Wann Heuristiken nützlich sein können**

Die Wahl der Heuristik geschieht nicht zufällig. Sie beruht auf den Informationen, die als Basis für eine Prognose zu Verfügung stehen. So kommt die Verfügbarkeitsheuristik beispielsweise zum Einsatz, wenn sich die Prognose nur auf das eigene Gedächtnis stützt und die Ankerheuristik, wenn Informationen bzw. eine vorherige Prognose über eine vergleichbare Variable vorliegen.<sup>111</sup>

Grundsätzlich sollten es Heuristiken dem Menschen erlauben, auch komplexe Aufgaben in einem angemessenen Zeitraum zu lösen. Dass Heuristiken auch Limitationen haben und nicht etwa wie ein Computer anhand objektiv nachvollziehbarer Berechnungen ein Ergebnis ausspucken, ist kein Geheimnis. Forschungsbemühungen haben sich in erster Linie mit Problemen wie schädlichen Bias beschäftigt, die mit der Nutzung der mentalen Abkürzungen einhergehen. Es kommt daher der Eindruck auf, dass diese möglichst gemieden werden sollten. Trotzdem ist der Einsatz von Heuristiken unter gewissen Bedingungen vorstellbar.

Denn nicht immer steht Genauigkeit ganz oben auf der Prioritätenliste. Die Wahl der Strategie ist auch von anderen Faktoren wie den Charakteristiken der Aufgabe und gewissen Umweltfaktoren abhängig. Einfache Strategien zur Erstellung von Prognosen wie eben Heuristiken, sind im Vergleich zu komplexeren Strategien wie der Nutzung von normativen Modellen, zeit- und kostensparend.<sup>112</sup>

Bei der Strategiewahl entscheidende Parameter sind unter anderem monetäre Anreize, also wie viel Geld durch eine gute Prognose verloren oder gewonnen werden kann. Neben Motivationsgrad oder der Kompetenz des Erstellers fließt auch in den Entscheidungsprozess mit ein, ob die Prognose im Nachhinein evaluiert wird.<sup>113</sup> Grundsätzlich gilt also: Wenn keine Möglichkeit besteht oder Anreize vorhanden sind, Zeit und Ressourcen zu investieren, um aufwendige und potenziell genauere Strategien einzusetzen, können Heuristiken ressourcenschonend akzeptable Ergebnisse erzielen.

---

<sup>111</sup> Vgl. HARVEY 2007, S. 7–8

<sup>112</sup> Vgl. BEACH & BARNES 1986, S. 143–157

<sup>113</sup> Vgl. BEACH & BARNES 1986, S. 147–149

## 5.2.2 Umgang mit Zeitreihen und Punktprognosen

Das gängigste Format beim Judgemental Forecasting ist die Punktprognose. Ziel hierbei ist es, eine Zufallsvariable an einem bestimmten Punkt in der Zukunft möglichst genau zu bestimmen. Im Gegensatz zu probabilistischen Prognosen handelt es sich also nicht um eine Verteilung oder ein Intervall, sondern es wird versucht, sozusagen eine Punktlandung zu erzielen. Punktprognosen basieren häufig auf Zeitreihendaten, sodass „Time-Series Forecasting“ stellenweise sogar synonym verwendet wird. Wie in Abbildung 6 zu sehen ist, sind Charakteristiken der Zeitreihen (Saisonalität, Trend, Irregularitäten, Rauschen usw.) hierbei stark variabel und haben enormen Einfluss auf die Art und Weise, wie Prognosen erstellt werden. Die Nutzung historischer Zeitreihendaten ist nicht exklusiv auf die Erstellung von Punktprognosen begrenzt. Es gilt also zu beachten, dass Entdeckungen menschlicher Verhaltensweisen im Umgang mit Zeitreihendaten zwar relevant für Punktprognosen sind, aber sich deren Bedeutung nicht unbedingt auf diese beschränkt.

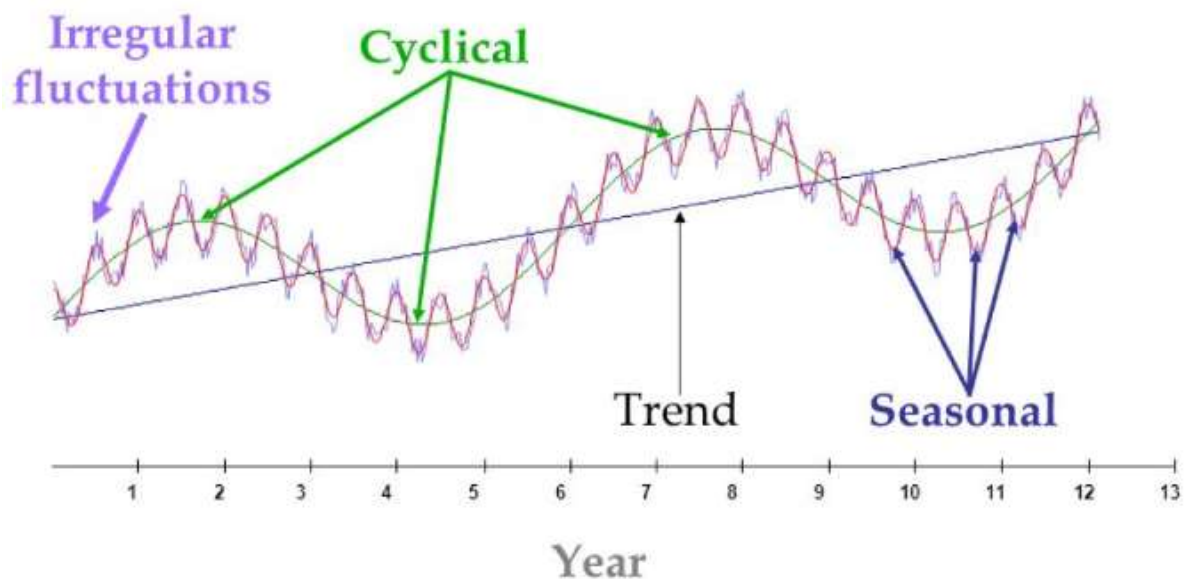


Abbildung 6: Komponenten einer Zeitreihe<sup>114</sup>

<sup>114</sup> GUPTA 2022

## **System Neglect Hypothese: Einfluss der Umgebungsvolatilität**

Im Jahre 2005 stellten Wu und Massey nach einem Experiment die System Neglect Hypothese auf. Sie argumentierten, dass bei Prognosen in einer instabilen Umgebung die Reaktion auf Veränderungen unzureichend ist, während in einer stabilen Umgebung auf Veränderungen überreagiert wird. Das System bzw. die Umgebung, in welcher eine Prognose getätigt wird, bleibt bei der Prognoseerstellung größtenteils unberücksichtigt.<sup>115</sup>

Aufbauend darauf wurden 2011 in einem weiteren Experiment Teilnehmer darum gebeten, zuvor getätigte Punktprognosen basierend auf Zeitreihendaten in mehreren Wiederholungen anzupassen. Die Stabilität der Prognoseumgebung wurde durch die Variablen  $c$ =Trend und  $n$ =zufällige Schwankung (Noise) in den Zeitreihen festgelegt. Im Gegensatz zu Masseys Experiment erfolgte jedoch keine Veröffentlichung dieser Umgebungsparameter.<sup>116</sup>

Eine wichtige Fähigkeit, die ein Prognoseersteller besitzen sollte, ist Change Detection. Er muss Trends in Zeitreihen erkennen und von Random Noise, also Schwankungen, abgrenzen können. Während Noise nämlich weitestgehend vernachlässigbar ist, erfordern Trends wesentliche Anpassungen und müssen bei einer Prognose berücksichtigt werden.

Es zeigte sich, dass Random Noise bei stabilen Umgebungen häufig als Trend missverstanden wurde und somit eine übermäßige Anpassung der Punktprognosen erfolgte. In instabilen Umgebungen blieb der Trend verhältnismäßig häufig unerkannt, weshalb nur unzureichende Anpassungen durchgeführt wurden. Es fand also eine Überreaktion in Form übertriebener Anpassungen bei Noise in stabilen und eine Unterreaktion durch mangelnde Anpassung und mangelnder Trend Detection bei instabilen Umgebungen statt. Mit ihren Ergebnissen zeigten die Forscher, dass die von Massey aufgestellte System Neglect Hypothese auch bei der Erstellung von Prognosen anhand von Zeitreihen und bei Punktprognosen bestätigt werden kann.<sup>117</sup>

Erklärungen für dieses Verhalten müssen in Zukunft noch besser erforscht werden. Es ist wohl zu vermuten, dass menschliches Urteilsvermögen von Natur aus Veränderungen

---

<sup>115</sup> Vgl. MASSEY & WU 2005, S. 932-947

<sup>116</sup> Vgl. BRENT, KREMER & SIEMSEN 2011, S. 1829-1831

<sup>117</sup> Vgl. BRENT u. a. 2011, S. 1831-1837

in volatilen Umgebungen leichter erkennt und vernachlässigt, wohingegen durch eine natürlich vorhandene Entscheidungsheuristik auf zufällige Unregelmäßigkeiten in einer eigentlich stabilen Umgebung überreagiert wird.<sup>118</sup>

### **Small Sample Bias**

Es ist nicht unüblich sich mithilfe mental vergegenwärtigter Stichproben Prognosen zu erstellen. Hierbei wird sich eine Reihe realistischer Werte überlegt, die als Ergebnisse in Frage kommen und daraus eine Vorhersage für eine Zukunftsvariable gebildet. Jedoch sind die Kapazitäten des menschlichen Arbeitsgedächtnisses begrenzt. Es ist davon auszugehen, dass der Ersteller einer Prognose nicht mehr als sieben potenzielle Ergebnisse bei seinen Überlegungen berücksichtigen kann. Diese Vermutung deckt sich auch mit Forschungsergebnissen aus der Psychologie. Bei der Erstellung der Prognose kann sich also nur eine sehr kleine Stichprobe an möglichen Ergebnissen vor Auge geführt werden.<sup>119</sup>

Die Problematik besteht darin, dass Charakteristiken der Stichprobe dann unverändert auf die zu prognostizierende Zufallsvariable übernommen werden, ohne dabei zu beachten, dass kleine Stichproben kaum als repräsentativ für eine ganze Population betrachtet werden können. In der Folge weichen eigentlicher Erwartungswert und Varianz der Zufallsvariable regelmäßig beachtlich von der Stichprobe ab. Die negativen Konsequenzen davon sind nicht zu unterschätzen. So konnten die Forscher Jordan Tong und Daniel Feiler eine Vielzahl relevanter Verhaltensphänomene von diesem naiven Statistikverständnis ableiten.<sup>120</sup>

### **Trenddämpfung in Zeitreihen**

Sowohl bei Judgmental Forecasts als auch bei Statistical Forecasting kommt es zur sogenannten Trenddämpfung. Ein Begriff, der relativ selbsterklärend ist und wörtlich genommen werden kann. Trends, die in vorliegenden Daten zumeist als Zeitreiheninformationen vorliegen, werden vom Ersteller der Prognose nur abgeschwächt berücksichtigt, also gedämpft. Das kann durchaus sinnvoll sein, und so ist es üblich bei statistischen Modellen einen Trenddämpfungsfaktor miteinzubeziehen, der sich nicht unerheb-

---

<sup>118</sup> Vgl. BRENT u. a. 2011, S. 1838

<sup>119</sup> Vgl. FEILER & TONG 2017, S. 3613–3615

<sup>120</sup> Vgl. FEILER & TONG 2017, S. 3613–3625

lich auf die Prognose auswirkt.<sup>121</sup> Beim Judgmental Forecasting erfolgt Trenddämpfung natürlich nicht durch mathematische Berechnungen, sondern aus menschlichem Urteilsvermögen heraus. Es unterliegt daher auch menschlichem Fehlverhalten. So stellte sich beispielsweise heraus, dass auch wenn Trenddämpfung für Aufwärtstrends ebenso wie für Abwärtstrends prävalent ist, Abwärtstrends bei Prognosen stärker als Aufwärtstrends abgeschwächt werden.<sup>122</sup>

Da sich viele Zeitreihen jedoch sigmoidal verhalten und daher zu erwarten ist, dass sich Trends von Natur aus entschleunigen, kann Trenddämpfung vor allem bei einem weiten Prognosehorizont vorteilhaft sein.<sup>123</sup> Im Umkehrschluss wäre die Abschwächung von Trends in Zeitreihen, die nicht sigmoidal, sondern beispielsweise exponentiell verlaufen, jedoch katastrophal. Es muss davon ausgegangen werden, dass die Abschwächung von Trends nicht immer vollumfänglich bewusst und aus sinnhaften Beweggründen geschieht. Mögliche Erklärungsansätze sehen Trenddämpfung als Begleiterscheinung der Anchor und Adjustment Heuristik oder als Kontexteffekt, der vorrangig bei Experimenten auftritt.<sup>124</sup>

### **Ankersetzung und unzureichende Anpassungen**

Die Wahl des Ankers in einer Zeitreihe ist abhängig von deren Charakteristiken. Bei stationären, relativ stabilen Zeitreihen wurde beispielsweise beobachtet, dass als Anker der langfristige Mittelwert der Serie gewählt wird. Die Anpassungsgröße für eine Punktprognose bemisst sich dann aus der Differenz des letzten Punktes der Zeitreihe und des Mittelwertes. Bei Zeitreihen, die Trends aufweisen, ist der letzte Punkt der Serie ein beliebter Anker und die Anpassung dann in der Regel die Differenz des letzten Punktes und seines Vorgängers. Auch wurde beobachtet, dass bei vorliegendem Feedback über die Genauigkeit einer vergangenen Prognose diese erneut als Anker benutzt wird. Hierbei wird die Anpassungsgröße aus einem Bruchteil des Prognosefehlers zusammengesetzt.<sup>125</sup>

Einen Anker zu setzen ist ein beliebtes Vorgehen beim Umgang mit Zeitreihen und der Erstellung einer Punktprognose. Diese Praxis ist konsistent mit der Anker-/Anpassungs-

---

<sup>121</sup> Vgl. SHAH 2017

<sup>122</sup> Vgl. GOODWIN, Lawrence, O'CONNOR & ÖNKAL 2006, S. 497

<sup>123</sup> Vgl. HARVEY & REIMERS 2013, S. 6

<sup>124</sup> Vgl. HARVEY & REIMERS 2013, S. 5–8

<sup>125</sup> Vgl. GOODWIN & WRIGHT 1993, S. 555–557

heuristik, die Kahnemann und Tversky 1974 bereits formulierten. Gefährlich sind vor allem die systematischen Fehler, die hieraus entstehen. Die große Problematik besteht nämlich darin, dass ganz unabhängig davon, wo letztendlich der Anker gesetzt wird, die nachfolgenden Anpassungen unzureichend sind und Prognosen dadurch systematischen Fehlern unterliegen.<sup>126</sup>

Zwar gibt es auch Studien, die zum Schluss kommen, dass diese Form der Ankerheuristik und den damit verbundenen unzureichenden Anpassungen lediglich Resultat von Laborbedingungen, sowie der künstlich erzeugten Zeitreihendaten sei.<sup>127</sup> Mit Blick auf die Literatur stehen diese Ergebnisse jedoch entgegen dem wissenschaftlichen Konsens.

### **5.2.3 Probabilistische Prognosen und Overconfidence Bias**

Neben Punktprognosen können Judgmental Forecasts auch im probabilistischen Format zum Ausdruck gebracht werden. Die Besonderheit probabilistischer Prognosen besteht in der Abdeckung einer Vielzahl potenzieller Werte, welche die Zufallsvariable annehmen kann mitsamt deren Eintrittswahrscheinlichkeiten. Im Gegensatz zu Punktprognosen können dadurch Unsicherheiten in der Prognose veranschaulicht und Risikoabwägungen getätigt werden. Zu der Gruppe der gängigen probabilistischen Prognosen zählt zum einen die Prognose von Intervallen, die mit einer angegebenen Wahrscheinlichkeit die Zukunftsvariable enthalten. Zum anderen können durch Dichtefunktionen ganze Wahrscheinlichkeitsverteilungen angegeben werden.

Eines der relevantesten und meist erforschten Phänomene, die im Zusammenhang mit probabilistischen Prognosen auftreten, zeigt sich in der unerschütterlichen Selbstüberschätzung des persönlichen Urteilsvermögens und der eigenen Fähigkeiten, auch bekannt als Overconfidence. Diese Hybris sorgt dafür, dass Prognoseergebnissen durchweg eine zu hohe oder zu genaue Wahrscheinlichkeit zugewiesen wird und Intervalle, in denen die Zukunftsvariable liegen soll, zu eng angesetzt werden. Synonym spricht die Literatur im Kontext des Judgmental Forecasting daher auch von „Overprecision“.<sup>128</sup>

Die Overconfidence Bias hat allerdings keinen alleinigen Auslöser. Stattdessen gibt es eine Reihe möglicher Umstände und Wechselwirkungen mit anderen Bias, welche kausal für selbstüberschätzendes Verhalten sein können. Experimente konnten beispielsweise

---

<sup>126</sup> Vgl. HARVEY 2007, S. 17

<sup>127</sup> Vgl. LAWRENCE & O'CONNOR 1995

<sup>128</sup> Vgl. WELSH 2020, tit. Introduction

bestätigen, dass besonders Ereignisse, die den Prognoseersteller persönlich betreffen und deren Eintritt als wünschenswert betrachtet wird, für wahrscheinlicher gehalten werden als solche, deren Eintritt nicht wünschenswert ist und diesen verhältnismäßig weniger betreffen. Dieses Verhalten kann unter anderem mit einer Optimism Bias erklärt werden, wobei hierbei auch ein Zusammenhang mit der Verfügbarkeitsheuristik vermutet wird.<sup>129</sup>

Eine weitere Einflussgröße besteht im Schwierigkeitsgrad der Aufgabenstellung. Beobachtungen weisen darauf hin, dass selbstüberschätzendes Verhalten eher bei schwierigen Aufgaben auftritt als bei vergleichsweise einfacheren Aufgabenstellungen. Dieses befremdliche Phänomen wird auch als Hard-Easy Effekt bezeichnet und war in der Vergangenheit im Judgemental Forecasting Kontext bereits Forschungsgegenstand.<sup>130</sup>

Nicht zuletzt sind es auch Faktoren wie Prestigedenken und eine übermäßige Berücksichtigung der Nutzerperspektive, die zu Overconfidence Bias in Prognosen führen können. Da nämlich immer auch bedacht wird, für wessen Hände eine Prognose bestimmt ist, fließen auch dahingehend Überlegungen ein, wie diese am besten dargestellt werden soll. Grundsätzlich gilt sowohl für Prognosen durch Intervallangaben als auch für Dichteverteilungen, dass bewusst Extreme gewählt werden, um eine Wahrscheinlichkeit zu beschreiben. In der Nutzerperspektive kommen eindeutige Ergebnisse wie zu 10% oder zu 90% läge eine Zufallsvariable im Intervall besser an als eventuell realistischere, aber weniger aussagekräftige Ergebnisse wie zu 50%-70%. Eindeutige Ergebnisse vermitteln beim Nutzer Expertise, was für den Ersteller der Prognose selbstverständlich erstrebenswert ist. So kommt es, dass Wahrscheinlichkeiten bewusst polarisierend und Intervalle zu eng gewählt werden.<sup>131</sup>

Overconfidence wäre mit selbstreflektierendem Denken und ehrlichen Eigenkontrollen sicherlich vermeidbar. Immerhin ist es nicht unüblich die eigenen Vorhersagen mit der eingetretenen Realität abzugleichen, um zukünftige Prognosen zu kalibrieren. Durch etwas Aufmerksamkeit müsste es nach einiger Zeit auffallen, dass Overconfidence bei den eigenen Prognosen vorhanden ist. Es gibt jedoch verschiedene selbstsabotierende

---

<sup>129</sup> Vgl. AYTON & WRIGHT 1989, S. 117–125

<sup>130</sup> Vgl. HARVEY & NIU 2022, S. 129–130

<sup>131</sup> Vgl. GOODWIN u. a. 2006, S. 504–505



Denkmuster und Verhaltensweisen, die einem Lernprozess erschweren. Beispielhaft dafür ist „I knew it all along effect“, auch bekannt als Hindsight Bias, der sich folgendermaßen beschreiben lässt:

*“For example, hindsight bias could almost be described as overconfidence despite evidence. That is, being faced with evidence that should confirm or deny the accuracy of their predictions, people ‘adjust’ their memories in a manner that mimics overestimation – recalling more correct predictions than they actually made.”<sup>132</sup>*

Dieser Bias beschreibt also eine retrospektive Überschätzung des Prognoseerstellers, wie vorhersehbar der Eintritt oder die Wahrscheinlichkeit eines Ergebnisses zum Zeitpunkt der Prognose war. Untersuchungen konnten die Korrelation zwischen Overconfidence und Hindsight mit der Konsequenz, dass potenzielle Overconfidence nicht erkannt wird und Lerneffekte ausbleiben, bereits bestätigen.<sup>133</sup>

#### **5.2.4 Fehlerhafte Anpassungen**

Befragungen zeigen, dass Anpassungen bereits getätigter statistischer Prognosen übliche Praxis sind.<sup>134</sup> Vor allem, wenn beim Prognoseersteller Domain Knowledge in Form von kontextuellen Wissen vorhanden ist, kann sich eine Anpassung sehr positiv auf die Genauigkeit einer Prognose auswirken.<sup>135</sup> Die menschliche Komponente öffnet jedoch auch Tür und Tor für Bias und andere ungünstige Verhaltensweisen.

So ist bekannt, dass Optimism Bias, überreaktionäres Verhalten (Overreaction) und ein Anker Bias bei Anpassungen auftreten können. Optimism Bias bezeichnet dabei die Tendenz, Prognosen systematisch zu weit nach oben hin abzuändern. Bei einer Overreaction stimmt zwar die Richtung, doch das Ausmaß der Anpassung ist viel zu groß. Bei der Ankersetzung besteht in Ähnlichkeit zu anderen Umständen wie beispielsweise der Punktprognose die Gefahr, dass die getätigten Anpassungen an statistische Prognosen systematisch unzureichend sind.<sup>136</sup>

Ob sich dafür entschieden wird, Anpassungen vorzunehmen und zu welchem Grad dabei Bias auftreten, ist stark abhängig von individuellen Charakteristiken des Prognoseerstellers. Im Hinblick auf Oberkategorien wie Kontrollüberzeugung („locus of control“),

---

<sup>132</sup> WELSH 2020, tit. Impact of Hindsight Bias and Overconfidence

<sup>133</sup> Vgl. WELSH 2020

<sup>134</sup> Vgl. FILDES & PETROPOULUS 2014, Abs. Role of Judgment

<sup>135</sup> Vgl. ARKES 2001, S. 406–409

<sup>136</sup> Vgl. CROXTON & EROGLU 2010, S. 117

Motivation und Persönlichkeit, fand eine Studie beispielsweise heraus, dass Gewissenhaftigkeit beim Prognoseersteller Überreaktionen und Anker Bias erhöhen, während bei Individuen mit einer Challenge-Seeking Motivation das Setzen eines Ankers weniger beliebt ist. Laut der Studie sind Individuen, die nach Herausforderungen suchen und über ein hohes Maß an Berufserfahrung verfügen, eher dazu geneigt, Anpassungen zu tätigen. Im Gegensatz zu Motivation und Persönlichkeit hat die gefühlte Kontrollüberzeugung jedoch keinen relevanten Einfluss auf den Bias und die Bereitschaft für Anpassungen.<sup>137</sup>

Ob und wie viel am statistischen Forecast angepasst werden sollte, hängt auch von der Zuverlässigkeit des Modells ab. So ergibt es Sinn, dass bei einem vertrauenswürdigen Ergebnis nicht mehr viel verändert werden muss. Experimente deuten jedoch darauf hin, dass ganz unabhängig davon, wie gut eine statistische Prognose ist, eine Neigung, den eigenen Anpassungen viel mehr Bedeutung als angemessen zuzuschreiben prävalent bleibt. Auch Feedback ändert nichts an dieser Fehlgewichtung und dem statistischen Modell wird aus irgendeinem Grund misstraut. Dieses Verhalten deckt sich auch mit dem Phänomen Overconfidence, da die eigenen Fähigkeiten im Verhältnis zum statistischen Modell bedeutend überbewertet werden.<sup>138</sup>

### **5.3 Prognosefehler auf organisationaler Ebene**

Wenn es bei Prognosen zu Fehlern kommt, wie etwa durch Overconfidence oder unzureichende Anpassungen, dann geschieht dies zwar oft systematisch, aber es ist dem Verantwortlichen zumeist wohl nicht vorzuwerfen, Fehler bewusst einzubauen. Abgesehen von unbeabsichtigten Bias passiert es jedoch auch, dass Prognosen gezielt abgeändert werden. Intention dahinter ist nicht immer eine Verbesserung der Genauigkeit. Stattdessen sind manchmal politischer Druck und verschiedene Anreizsysteme innerhalb des Unternehmens und seiner Organisationseinheiten ursächlich dafür.

Verschiedene Organisationseinheiten und Abteilungen haben unterschiedliche Anreize und Ziele. So könnte die Verkaufsabteilung eines Unternehmens daran interessiert sein, Nachfrageprognosen inflationär anzugeben, um die Produktionszahlen zu erhöhen,

---

<sup>137</sup> Vgl. CROXTON & EROGLU 2010, S. 116–131

<sup>138</sup> Vgl. O'CONNOR & LIM 1995, S. 149–168

Engpässe zu vermeiden und gegebenenfalls für hohe Prognosen honoriert zu werden.<sup>139</sup> Andere Untersuchungen zeigen, dass Prognoseersteller auf Kosten von Genauigkeit absichtlich erhöhte Zahlen angeben, um mit der Prognose zusätzliche Aufmerksamkeit zu generieren.<sup>140</sup>

Wenn bei Prognosen eigene Interessen im Vordergrund stehen, Abteilungen sich nicht austauschen und nicht miteinander kooperieren, wirkt sich das extrem schädlich auf die Genauigkeit aus. Dieses Problem hatte auch der Kalifornische Elektrohersteller „Leitax“ (abgeänderter Name). Finanzabteilung, Verkaufsabteilung etc. machten wegen gegenseitigem Misstrauen und unterschiedlichen Anreizen eigene und voneinander stark abweichende Prognosen. Eine im Jahre 2009 veröffentlichte Case Study versuchte durch Einführung eines Consensus Forecasting Systems diese „Biases due to Incentive Misalignment and Dispositions of Power“ zu reduzieren. Das neue Prognosesystem, welches auf Kommunikation zwischen den Abteilungen und einen gemeinsamen Prognoseerstellungprozess setzt, schaffte es die Genauigkeit der Prognosen von 58% auf 88% zu steigern.<sup>141</sup>

#### **5.4 Kognitive Reflektion, Intelligenz und Geschwindigkeit**

Individuelles Entscheidungsverhalten ist von Mensch zu Mensch unterschiedlich. Während sich eine Person gerne auf ihre Intuition verlässt, also aus dem Bauch heraus entscheidet, ziehen es andere vor sorgfältiger über eine endgültige Entscheidung nachzudenken. Die Tendenz, einer Problemstellung genauer nachzugehen und nicht aus dem Bauch heraus eine Entscheidung zu treffen, wird auch als kognitive Reflexion bezeichnet. Zur kognitiven Reflexion gehört unter anderem auch die Fähigkeit zu erkennen, wann Intuition ausreichend ist und wann nicht.<sup>142</sup>

Besonders nützlich erweist sich diese Eigenschaft vor allem auch bei der Erstellung von Prognosen. In einem Laborexperiment wurden Teilnehmer gebeten, Prognosen anhand von Zeitreihendaten zu erstellen. Es zeigte sich, dass Individuen mit einem hohen CRT-Score (Cognitive Reflection Test) geringere Prognosefehler aufwiesen. Dies könnte mit

---

<sup>139</sup> Vgl. OLIVA & WATSON 2009, S. 140

<sup>140</sup> Vgl. ASHIYA 2009, S. 120-130

<sup>141</sup> Vgl. OLIVA & WATSON 2009, S. 142-150

<sup>142</sup> Vgl. BRENT, KREMER & SIEMSEN 2014, S. 1146-1147

einer vergleichsweise niedrigeren Bereitschaft zusammenhängen, auf vereinfachende Heuristiken zurückzugreifen<sup>143</sup>

Ein weiterer wesentlicher Indikator für die Performanz einer Prognose ist auch die Zeit, die benötigt wird, um zu einem Ergebnis zu kommen. So deutet eine sehr schnelle Entscheidung auf intuitives Verhalten hin. Tatsächlich zeigen Studien, dass verhältnismäßig sehr schnelle Entscheidungen hohe Prognosefehler aufwiesen. Das andere Extrem, also eine sehr langsame Entscheidungsgeschwindigkeit, war jedoch auch mit einem hohen Prognosefehler verbunden. Das könnte damit zu tun haben, dass zu lange Abwägungen von Alternativen langfristig dazu führen, dass keine Entscheidung mehr als „gut“ betrachtet wird. Dadurch ist die finale Wahl dann oft nicht mehr rational begründet, sondern eher zufällig. Den geringsten Prognosefehler wiesen Entscheidungen auf, die keinem dieser beiden Extreme unterlagen. Eine „normale“ Entscheidungsgeschwindigkeit konnte wiederum mit einem hohen CRT-Score assoziiert werden.<sup>144</sup>

Eine Korrelation und damit auch mit der Performanz (d.h. Prognosefehler) der Prognosen zeigte sich in der Intelligenz der Teilnehmer, welche durch den sogenannten Wonderlic-Test gemessen wurde. Die Forscher fanden heraus, dass Individuen mit niedrigen IQ meistens auch einen niedrigen CRT-Score aufwiesen. Teilnehmer mit hohem IQ wiesen jedoch mit gleicher Wahrscheinlichkeit einen niedrigen oder hohen CRT-Score auf. Unabhängig vom IQ lieferten die Prognoseersteller mit hohem CRT-Score die besten Ergebnisse. Zusammenfassend konnte die gesteigerte Performanz durch hohe kognitive Reflektion daher nur teilweise durch Intelligenz erklärt werden.<sup>145</sup>

Die Autoren stießen in ihrem Experiment auch auf einige Limitationen. So konnte zwar eine Korrelation zwischen kognitiver Reflektion und Entscheidungsgeschwindigkeit sowie Performanz festgestellt werden, aber keine Kausalität. Die Autoren nennen auch andere Einflussfaktoren, die nicht gänzlich ausgeschlossen werden konnten.<sup>146</sup> Dennoch konnten Kremer, und Brent mit ihrem Experiment die Bedeutsamkeit von Entscheidungsgeschwindigkeit, Intelligenz und kognitiver Reflektion für die Performanz von Prognosen zeigen und Erkenntnisse über die Zusammenhänge dieser Faktoren

---

<sup>143</sup> Vgl. BRENT u. a. 2014, S. 1146–1160

<sup>144</sup> Vgl. BRENT u. a. 2014, S. 1146–1160

<sup>145</sup> Vgl. BRENT u. a. 2014, S. 1153–1154

<sup>146</sup> Vgl. BRENT u. a. 2014, S. 1159

gewinnen. In Anbetracht dessen lieferten sie auch einen Denkanstoß, Forschungsbemühungen dahingehend zu erweitern.

## **5.5 Wie Judgemental Forecasts verbessert werden können**

Wer Bias und Heuristiken mitsamt deren Auswirkungen auf Prognosen untersucht, stellt sich als nächsten logischen Gedankenschritt die Frage, wie diesen beizukommen ist. In Anbetracht dessen wurden im Laufe der Zeit einige Strategien entwickelt, durch deren Hilfe Heuristiken, Bias und Inkonsistenzen im Judgemental Forecasting bekämpft und die Genauigkeit von Prognosen verbessert werden sollen. Im Folgenden werden wirksame und häufig diskutierte Verbesserungsstrategien beschrieben.

### **5.5.1 Feedback**

Eine Methode, die sich als effektiv erwiesen hat, besteht darin, den Prognoseersteller mit Feedback zu versorgen. Es kann im Wesentlichen zwischen Performance Feedback, Outcome Feedback, Task Property Feedback und Cognitive Process Feedback unterschieden werden. Während sich Performance Feedback mit einer Mehrzahl an vergangenen Prognosen befasst und den Prognoseersteller dann hinsichtlich Bias, Genauigkeit und Kalibrierung informiert, ist Outcome Feedback weniger umfassend und informiert lediglich über das Ergebnis eines spezifischen zurückliegenden Zeitraums. Bei Task Property Feedback handelt es sich um Informationen bezüglich Charakteristiken der Aufgabe, wie zum Beispiel strukturelle Informationen über zugrundeliegende Zeitreihendaten, die schon vor der Erstellung der Prognose vorliegen. Cognitive Process Feedback gibt eine detaillierte Auswertung einer Reihe vergangener Prognosen, die dem Prognoseersteller insbesondere sein strategisches Vorgehen und auch mögliche Bias wie Overconfidence aufzeigen kann.<sup>147</sup> Diese Form von Feedback ist damit ausführlicher als beispielsweise Performance- oder Outcome Feedback.

Die verschiedenen Formen von Feedback unterscheiden sich also signifikant in Umfang und Komplexität. So ist Outcome Feedback vergleichsweise einfach und kann recht leicht erstellt werden. Weil Wirksamkeit und Einsatzgebiete unter anderem von Charakteristiken der für die Prognose zugrundeliegenden Informationen sowie der Art und Format der Prognose abhängig sind, lassen sich nur schwer pauschale Aussagen über Effektivität verschiedener Arten von Feedback im Vergleich zueinander treffen.

---

<sup>147</sup> Vgl. GOODWIN u. a. 2006, S. 507

Experimente kamen beispielsweise zu dem Ergebnis, dass speziell bei Punktprognosen anhand diskontinuierlicher Zeitreihendaten Task Property Feedback wesentlich effektiver als andere Feedback Formen ist.<sup>148</sup> Es herrscht jedoch auch durch Forschungsergebnisse begründet ein gewisser Konsens, dass vor allem Outcome Feedback nur wenig wertbringend eingesetzt werden kann.<sup>149</sup>

Grundsätzlich gilt, dass Feedback natürlich nur dann nützlich ist, wenn dieses auch vom Prognoseersteller angenommen wird und ein Lerneffekt stattfinden kann. Dass das nicht immer der Fall ist, zeigte ein Experiment, in dem Spezialisten unterschiedlicher Universitäten und staatlicher Institutionen gebeten wurden, Prognosen hinsichtlich verschiedener zukünftiger weltpolitischer Ereignisse zu erstellen. Teilnehmer mit weniger günstigen Prognosen nahmen negatives Feedback jedoch häufig nicht an. Stattdessen wurde nach Ausreden gesucht, wie beispielsweise „I was nearly correct why should i change my thinking?“ oder es wurde die Behauptung aufgestellt, dass sich fundamentale Charakteristiken der Aufgabe in der Zwischenzeit geändert hätten, wodurch eine genaue Prognose ohnehin unmöglich gewesen wäre.<sup>150</sup> Auch Bias wie Hindsight können die Potenziale von Feedback einschränken oder dieses sogar gänzlich nutzlos machen.<sup>151</sup>

### **5.5.2 Arbeit in Gruppen und der Vorteil divergenter Meinungen**

Eine weitere Strategie, um Ergebnisse im Judgmental Forecasting zu verbessern, besteht darin, in Gruppen zu arbeiten beziehungsweise sich nicht auf die Prognose eines Einzelnen zu verlassen. Dies geschieht in der Hoffnung, dass durch das gemeinsame Erstellen von Prognosen, Bias oder Ungenauigkeiten, die einzelne Personen produzieren nicht so sehr ins Gewicht fallen oder sich gegenseitig aufheben können.

Die Effektivität von Gruppenprognosen wurde in der Vergangenheit mehrfach diskutiert. Untersuchungen deuten darauf hin, dass eine Überlegenheit gegenüber individuellen Prognosen und eine Reduktion von Bias vor allem dann erzielt werden kann, wenn eine gewisse Heterogenität der Teilnehmer vorherrscht und initiale Prognosen stark voneinander abweichen. Einfach gesprochen scheint sich Uneinigkeit in der Gruppe positiv auf die finale Prognose auszuwirken.<sup>152</sup>

---

<sup>148</sup> Vgl. GRIGGS, O`CONNOR & REMUS 1996, S. 22-30

<sup>149</sup> Vgl. GOODWIN u. a. 2006, S. 507

<sup>150</sup> Vgl. ARKES 2001, S. 506-507

<sup>151</sup> Vgl. ARKES 2001, S. 505-506

<sup>152</sup> Vgl. HENRY & SNIEZEK 1989, S. 1-28

Um zu einer finalen Prognose zu kommen, kann verschiedenartig vorgegangen werden. So ist es beispielsweise möglich, solange zu diskutieren, bis Konsens gefunden wird, also eine gemeinsam erstellte Prognose, mit der alle zufrieden sind. Alternativ ist es nicht unüblich einfach den Mittelwert aller Prognosen als finales Ergebnis zu übernehmen.<sup>153</sup>

Eine strukturiertere Vorgehensweise in Gruppen zu arbeiten zeigt beispielsweise die Delphi Methode. Entwickelt in den 1950er Jahren von Olaf Helmer, Norman Dalkey und Ted Gordon war schon damals das Ziel, auf systematische und strukturierte Weise möglichst genaue Ergebnisse zu erzielen.<sup>154</sup> Alle Mitglieder erhalten hierbei dieselben Informationen zur entsprechenden Aufgabe und geben dann anonymisiert ihre individuelle Lösung ab. Diese Lösungen werden statistisch analysiert und als Feedback an die Teilnehmer zurückgegeben. Bei Bedarf kann die eigene Prognose dann mithilfe des Feedbacks angepasst werden. Der Vorgang ist iterativ und findet solange statt, bis die Varianz der Einzelergebnisse ein akzeptables Maß erreicht hat und Konsens gefunden wird. Ein wesentlicher Kritikpunkt der Delphi Methode besteht in dem vermeintlichen Druck, den Teilnehmer verspüren, bereits nach der ersten Runde ihre Resultate abzuändern, sodass abweichende Prognosen, auch wenn sie richtig sind, angepasst werden, um Konsens zu erreichen.<sup>155</sup>

Dennoch zeigen Studien, dass der strukturierte Ansatz von Delphi im Vergleich zu individuellen oder unstrukturierten Gruppenprognosen zumeist genauere Ergebnisse erzielt. Es gilt jedoch zu beachten, dass die Delphi Methode nicht einzigartig ist. Auch wenn sie wohl zu den bekanntesten Methoden zur Erstellung von Gruppenprognosen zählt, existieren auch andere strukturierte Methoden wie die Nominal Group Technique, die zu ähnlich genauen Ergebnisse kommen kann.<sup>156</sup>

### **Besonderheiten bei der Kombination von Prognosen**

Die Idee, sich nicht auf die Expertise von nur einer Person zu verlassen, beschränkt sich nicht auf gruppenbasierte Prognosen. Individuell erstellte Prognosen können auch im Nachhinein gewinnbringend miteinander kombiniert werden. Denkbar sind hierbei unter anderem Kombinationen von qualitativ erstellten Prognosen mit Prognosen aus statistischen Modellen, aber auch pure statistische bzw. qualitative Prognosen sind

---

<sup>153</sup> Vgl. GOODWIN & WRIGHT 1993, S. 561

<sup>154</sup> Vgl. LINSTONE & TURROFF 2011, S. 1712–1713

<sup>155</sup> Vgl. ABBAS u. a. 2021, Kapitel 3.2 Group Judgement

<sup>156</sup> Vgl. ROWE & WRIGHT 1999, S. 353–375

möglich. Dass dadurch eine Verbesserung der Genauigkeit erzielt werden kann, ist mehrfach belegt. Eine Auswertung von 30 empirischen Untersuchungen ergab, dass durch Kombination eine durchschnittliche Verbesserung der Genauigkeit von 12% mit Verbesserungen im Bereich von 3%-24% erreicht werden konnte. In einem konkreten Fall war ein Unternehmen in der Lage, den MAPE (Mean Absolute Percentage Error) bei der Prognose zukünftiger Quartalsumsätze durch Kombination qualitativer und quantitativer Prognoseergebnisse um 5,2% zu reduzieren.<sup>157</sup>

Ausschlaggebend für den Erfolg ist in erster Linie die Kombinationsmethode. Eine Kombination nach eigenem Ermessen eröffnet auch Möglichkeiten für ungünstiges menschliches Verhalten beim Kombinationsprozess. Daher sollten idealerweise mechanische Kombinationsmethoden zum Einsatz kommen. Gemeint sind hierbei formal festgelegte Prozeduren mit eindeutigen Gewichtungen, deren Anwendung keinem menschlichen Urteilsvermögen unterliegt.<sup>158</sup>

### **5.5.3 Das richtige Präsentationsformat wählen**

Wenn eine Prognose mithilfe von Daten erstellt werden soll, ist es lohnenswert, über ein geeignetes Präsentationsformat ebendieser nachzudenken. Übliche Formate für historische Daten, bei denen es sich häufig um historische Zeitreiheninformationen über die Entwicklung einer Variable handelt, sind tabellarische Formen oder eine graphische Repräsentation.

Bei der Wahl der Präsentationsform sollten zwei wesentliche Kriterien bedacht werden. Zum einen müssen die Daten in einer Weise dargestellt werden, welche einen möglichst geringen kognitiven Aufwand erfordert, diese zu analysieren und zu verstehen. Andernfalls besteht die Gefahr, dass Heuristiken angewandt werden, um die Komplexität der Informationen zu bewältigen. Zum Zweiten sollten wichtige Aspekte der Daten wie zum Beispiel Trends bei einer Zeitreihe möglichst ins Auge fallen beziehungsweise deren Übersehbarkeit so gut wie möglich reduziert werden.<sup>159</sup>

---

<sup>157</sup> Vgl. ARMSTRONG 2001, S. 1-21

<sup>158</sup> Vgl. ARMSTRONG 2001, S. 4

<sup>159</sup> Vgl. GOODWIN & WRIGHT 1993, S. 558



Graphen und Tabellen bieten großen Spielraum für Variationsmöglichkeiten in der Darstellung der Daten. Damit eröffnet sich die Möglichkeit, Darstellungen entsprechend der Prognoseaufgabe zu optimieren. So hat sich beispielsweise gezeigt, dass sich eine „best-fitting line“, also eine Gerade die zwischen den Punkten im Graphen verläuft, eine positive Wirkung erzielen kann.<sup>160</sup>

Auch bei der Untersuchung von Prognosen anhand diskreter und kontinuierlicher Darstellung von Graphen konnten signifikante Unterschiede in Genauigkeit und Anwendung von Bias festgestellt werden. Bei Punktprognosen und Verteilungen war die Ankerheuristik bei diskreten Graphen weniger verbreitet und die Prognosen waren verglichen mit dem kontinuierlichen Format genauer.<sup>161</sup>

Die meisten Forscher sind sich weitgehend einig, dass es nur in Ausnahmefällen sinnvoll ist, Tabellen als Präsentationsformat für Daten zu nutzen. Es verwundert deshalb auch nicht, dass sich die meisten Forschungsbemühungen in Richtung Variation und Optimierung graphischer Datenpräsentationen konzentrierten. Da es aber nahezu unerschöpfliche Variationsmöglichkeiten gibt, wie Daten präsentiert werden können, ist das Forschungspotenzial in diesem Bereich sicherlich noch sehr groß.

#### **5.5.4 Weitere Verbesserungsstrategien**

Feedback, Gruppenprognosen oder die Wahl eines geeigneten Präsentationsformats sind wirksame, häufig diskutierte, aber bei weitem nicht die einzigen Stellschrauben, mit denen Judgmental Forecasts verbessert und schädliche Verhaltensweisen minimiert werden sollen. Erwähnenswert ist in diesem Zusammenhang beispielsweise auch die Idee, technisches Wissen beim Prognoseersteller zu fördern oder die Prognoseaufgabe in kleinere Teilaufgaben zu zerlegen, um deren Komplexität zu reduzieren. Die Wirksamkeit dieser Strategien ist jedoch umstritten, und zumindest die Hypothese, dass sich die Prognosegenauigkeit durch zusätzliches technisches Wissen beim Ersteller erhöhen ließe, zeigte sich in der Vergangenheit als wenig erfolgsversprechend.<sup>162</sup>

---

<sup>160</sup> Vgl. HARVEY 2007, S. 64

<sup>161</sup> Vgl. HARVEY, SMITH & THEOCHARIS 2018, S. 1-15

<sup>162</sup> Vgl. GOODWIN u. a. 2006, S. 510

## 6. Fazit

Verhaltensaspekte in einem operativen Kontext und insbesondere auch in Modellen für operative Problemstellungen blieben in der Vergangenheit weitestgehend unberücksichtigt. Stattdessen wurde davon ausgegangen, dass der Mensch ein hyperrationaler Akteur sei. Erst um die Jahrhundertwende konkretisierte sich eine Entwicklung aus der in der Folge Behavioral Operations als neue Forschungsdisziplin mit der Aufgabe hervortrat, die Behauptung vom hyperrationalen Akteur zu widerlegen und die bestehende Lücke im Operations Management zu füllen.

Behavioral Operations oder Behavioral Operations Management ist jedoch keineswegs aus dem Nichts entstanden. Wie in Kapitel 2.2 dargestellt, zeigt eine historische Perspektive recht deutlich, dass OM relevante Verhaltensforschung schon lange kein Novum mehr ist. Dennoch muss gesagt werden, dass ein Bewusstsein über die Bedeutung eines Feldes wie Behavioral Operations lange nicht vorhanden war. Erst wichtige Meilensteine über menschliches Verhalten im Newsvendor Problem, die Bedeutung menschlicher Faktoren bei der Entstehung des Bullwhip Effekts oder die Arbeit von Forschern wie John Boudreau konnten zunehmend verdeutlichen, welches Potenzial im BOM steckt. Inzwischen ist die Idee, den Faktor Mensch im operativen Kontext zu untersuchen, schon längst keine Randerscheinung mehr und hat schon in verschiedensten Bereichen wie dem Bestandsmanagement oder dem Gesundheitswesen Anklang gefunden.

Ein besonderer Reiz des Feldes ist sicherlich auch sein Facettenreichtum. Dieser zeigt sich unter anderem in den vielen Referenzdisziplinen, von denen Behavioral Operations profitiert. Vor allem aus dem Bereich der Psychologie können Erkenntnisse genutzt werden, um menschliches Verhalten auf den wesentlichen Beobachtungsebenen zu erforschen. Ebenso vielfältig wie die Einsatzbereiche von Behavioral Operations und die Referenzdisziplinen, auf denen sich das Feld stützt, ist auch die zum Erkenntnisgewinn angewandte Forschungsmethodik. Hierbei kommt ein breites Spektrum an Methoden zum Einsatz, wobei sich neben analytischen Modellen oder Simulationen vor allem empirische Methoden bewährt haben.

In den letzten 20 Jahren hat sich Behavioral Operations zusehends als eigenständige Disziplin etabliert. Literauswertungen zeigen, dass nicht nur die Anzahl an veröffentlichter Literatur steigt, sondern sich Forschungsbemühungen auch auf weitere OM-

relevante Bereiche ausdehnen.<sup>163</sup> Nichts deutet darauf hin, dass diese Entwicklung abnimmt, und der Blick nach vorne scheint hoffnungsvoll. Auch weiterhin wird Behavioral Operations von seiner Vielseitigkeit profitieren. Referenzdisziplinen, auf denen sich das Feld stützt, werden sich weiterentwickeln, sodass deren Erkenntnisse auch in Zukunft gewinnbringend eingesetzt werden können. Es kann davon ausgegangen werden, dass auch zukünftig immer mehr Menschen die Bedeutung des Faktors Mensch im Operations Management Kontext begreifen und das Feld an Relevanz gewinnen wird.

Ein Forschungsgebiet ist hierbei auch menschliches Urteilsvermögen bei Prognosen. Diese nämlich sind essentiell im Operations Management, da sie Planbarkeit ermöglichen. Wie in Kapitel 5.1 zu sehen ist, sind Menschen nach wie vor bei der Erstellung von Prognosen im Unternehmen involviert und quantitative Methoden werden stellenweise geradezu abgelehnt. Das menschliche Urteilsvermögen ist jedoch begrenzt und Entscheidungen sind nicht immer rational. So wird auf vereinfachende Heuristiken zurückgegriffen, die zu systematischen Fehlern führen. Es wird falsch mit historischen Zeitreihendaten umgegangen oder die eigenen Fähigkeiten werden fortlaufend überschätzt. An anderer Stelle werden Fehler ganz absichtlich in Prognosen miteingebracht, um eigene abteilungsabhängige Ziele zu erreichen und potenzielle Prämien zu erhalten. Auch höchstindividuelle Faktoren wie die Entscheidungsgeschwindigkeit, kognitive Reflexion und sogar die Intelligenz des Prognoseerstellers haben maßgebenden Einfluss auf die Performanz von Prognosen. Zusammenfassend muss also gesagt werden, dass der Faktor Mensch und insbesondere das in mehrfacher Hinsicht fehlerhafte Urteilsvermögen einen bedeutsamen sowie häufig schlechten Einfluss auf den Wert von Prognosen haben.

Zwar haben sich über die Jahre hinweg einige brauchbare und nicht übermäßig komplexe Verbesserungsstrategien wie die Bereitstellung von Feedback oder die Arbeit in Gruppen entwickelt. Wie sich beim Feedback zeigt, können diese aber nur wirksam sein, wenn ihnen genug Akzeptanz vom Prognoseersteller entgegengebracht wird.

Es wäre naiv anzunehmen, dass bald ein Trendwechsel stattfindet und der Mensch von quantitativen Methoden und statistisch-mathematischen Modellen abgelöst wird. Auch in Zukunft wird menschliches Urteilsvermögen bei Prognosen eine große Rolle spielen. Gerade deshalb und weil sich gezeigt hat, wie verhängnisvoll sich Bias, Heuristiken oder

---

<sup>163</sup> Vgl. DONOHUE & SCHULTZ 2019, S. 624–625

andere individuelle menschliche Charakteristiken auf Prognosen auswirken können, sollte der Thematik des menschlichen Faktors bei Prognosen bzw. insbesondere qualitativen Prognosen auch in Zukunft große Beachtung geschenkt werden. Potenziale finden sich hierbei sicherlich auch noch in der Erforschung von Verbesserungsstrategien. So bietet sich beispielsweise die Untersuchung weiterer Variationen von Präsentationsformaten als wertvolle Möglichkeit an, Prognosen auf Basis von Zeitreiheninformationen zu verbessern.

## Literaturverzeichnis

- ABBAS, Ali E.; BUDESCU, David V.; GALSTYAN, Aram; ZELLNER, Maximilian (2021): A survey of human judgement and quantitative forecasting methods. *Royal Society Open Science*, 8 (2)
- ARKES, Richard Hal (2001): Overconfidence in Judgemental Forecasting. In: Scott J. ARMSTRONG (Hrsg.): *Principles of Forecasting* (Bd. 1). Springer New York, NY
- ARMSTRONG, Scott J. (2001): Combining forecasts. In: Scott J. ARMSTRONG (Hrsg.): *Principles of Forecasting* (Bd. 1)
- ASHIYA, Masahiro (2009): Strategic Bias and Professional Affiliations of Macroeconomic Forecasters. *Journal of Forecasting*, 28, S. 120–130
- ATHANASOPOULOS, George; HYNDMAN, Rob J. (2018): *Forecasting: Principles and Practice*. (2. Aufl.). OTexts
- AYTON, Peter; Wright, George (1989): Judgemental probability forecasts for personal and impersonal events. *International Journal of Forecasting*, 5, S. 117–125
- BAILEY, Charles D.; GUPTA, Sanjay (1999): Judgement in Learning-curve Forecasting: A Laboratory Study. *Journal of Forecasting*, 18
- BEACH, Roy Lee; BARNES, Valerie E. (1986): Beyond Heuristics and Biases: A Contingency Model of Judgemental Forecasting. *Journal of Forecasting*, 5
- BECKER-PETH, Michael; THONEMAN, Ulrich W. (2019): Behavioral Inventory Decisions The Newsvendor and Other Inventory Settings. In: Karen DONOHUE, Elena KATOK, Stephan LEIDER (Hrsg.): *The Handbook of Behavioral Operations* (1. Aufl.). John Wiley and Sons
- BENDOLY, Eliot (2015): The Virtuous Cycles of Experimental Learning. In: Eliot BENDOLY, Wout VAN WEZEL, Daniel G. BACHRACH (Hrsg.): *The Handbook of Behavioral*

*Operations Management Social and Psychological Dynamics in Production and Service Settings*. USA: Oxford University Press

BENDOLY, Eliot; CROSON, Rachel; GONCALVES, Paulo; SCHULTZ, Kenneth (2010): Bodies of Knowledge for Research in Behavioral Operations. *Production and Operations Management*, 19

BLOOM, Nicholas; BENN, Eifert; MAHAJAN, Aprajit; MCKENZIE, David; ROBERTS, John (2013): Does Management Matter? Evidence from India. *The Quarterly Journal of Economics*, 128, S. 1–51

BOUDREAU, John; HOPP, Wallace; MCCLAIN, John; THOMAS, Joseph (2003): On the Interface Between Operations and Human Resources Management. *Manufacturing & Service Operations Management Publication details, including instructions for authors and subscription*

BRENT, Moritz; SIEMSEN, Enno; KREMER, Mirko (2011): Demand Forecasting Behavior: System Neglect and Change Detection. *Management Science*, 57 (10)

BRENT, Moritz; SIEMSEN, Enno; KREMER, Mirko (2014): Judgmental Forecasting: Cognitive Reflection and Decision Speed. *Production and Operations Management*, 23 (7)

BUFFETT, Warren (1977): How Inflation Swindles the Equity Investor. *Fortune*, 85 (5)

CACHON, Gerard; SCHWEITZER, Maurice (2000): Decision Bias in the Newsvendor Problem with a Known Demand Distribution: Experimental Evidence. *Management Science*, 46 (3)

CERRY, Kendra (2022, 23. Oktober): *An Overview of Social Psychology*. Online verfügbar unter: URL: <https://www.verywellmind.com/social-psychology-4157177>  
[13.11.2022]

- CLARK, Wendel (2019, 25. Jänner): *History of Operations Management*. Online verfügbar unter: URL: <https://bizfluent.com/info-7811298-history-operations-management.html> [12.11.2022]
- CROSON, Rachel; DONOHUE, Karen (2006): Behavioral Causes of the Bullwhip Effect and the Observed Value of Inventory Information. *Management Science* 52
- CROSON, Rachel; SCHULTZ, Kenneth; YEO; SIEMSEN, Enno (2013): Behavioral Operations: The state of the field. *Journal of Operations Management*, 31
- CROSON, Rachel; KATOK, Elena; DONOHUE, Karen, STERNMAN, John D., (2005): Order Stability in Supply Chains: Coordination Risk and the Role of Coordination Stock.
- CROXTON, Keely L.; EROGLU, Cuneyt (2010): Biases in judgmental adjustments of statistical forecasts: The role of individual differences. *International Journal of Forecasting*, 26
- CUI HAITAO Tony; WU, Yaozhong (2019): Incorporating Behavioral Factors into Operations Theory. In: Karen DONOHUE, Stephan LEIDER, ELENA KATOK, Maria IBANEZ (Hrsg.): *The Handbook of Behavioral Operations*. John Wiley and Sons
- DONOHUE, Karen; KATOK, Elena; LEIDER, Stephan (2019): Preface. In: Karen DONOHUE, Elena KATOK, Stephan LEIDER (Hrsg.): *The Handbook of Behavioral Operations*. John Wiley and Sons
- DONOHUE, Karen; SCHULTZ, Kenneth (2019): The Future Is Bright Recent Trends and Emerging Topics in Behavioral Operations. In: Karen DONOHUE, Elena KATOK, Stephan LEIDER (Hrsg.): *The Handbook of Behavioral Operations*. John Wiley and Sons
- ERJAVEC, Jure; TRKMAN, Peter (2020): Behavioral operations management – identification of its research program. *Behavioral operations management – identification of its research program*, 36 (1)

FEILER, Daniel; TONG, Jordan (2017): A Behavioral Model of Forecasting: Naive Statistics on Mental Samples. *Management Science*, 63 (11)

FILDES, Robert; PETROPOULUS, Fotios (2014): Improving Forecast Quality in Practice.

FORRESTER, Jay Wright (1958): Industrial Dynamics - A Major Breakthrough for Decision Makers. *Harvard Business Review*

GAO, Yang; LI, Meng; SHUN, Shujing (2022): Field Experiments in Operations Management.

GINO, Francesca; PISANO, Gary (2007): Toward a Theory of Behavioral Operations.

GOODWIN, Paul; WRIGHT, George (1993): Heuristics, Biases and Improvement Strategies in Judgmental Time Series Forecasting. *Management Science*, 22 (6)

GOODWIN, Paul; Michael, O`CONNOR, Marcus; ÖNKAL, Dilek (2006): Judgmental forecasting: A review of progress over the last 25 years. *International Journal of Forecasting*, 22

GRABNER, Thomas (2019): *Operations Management - Auftragserfüllung bei Sach- und Dienstleistungen*. (4. Aufl.). Springer Gabler

GRIGGS, Kenneth; REMUS, William; O`CONNOR, Marcus (1996): Does Feedback Improve the Accuracy of Recurrent Judgmental Forecasts? *Organisational Behavior and Human Decision Processes*, 66 (1)

GRÖSSER, Stefan (o. J.): *Definition: System Dynamics*. Text, Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH Online verfügbar unter: URL: <https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/system-dynamics-47445> [14.11.2022]

GUPTA, Sakshi (2022, 14. September): *What Is Time Series Forecasting? Overview, Models & Methods*. Online verfügbar unter: URL: <https://www.springboard.com/blog/data-science/time-series-forecasting/> [29.11.2022]



HARVEY, Nigel (2007): Use of heuristics: Insights from forecasting research. *Thinking and Reasoning*, 13 (1)

HARVEY, Nigel; NIU, Xiaoxiao (2022): Outcome feedback reduces over-forecasting of inflation and overconfidence in forecasts. *Judgement and Decision Making*, 17 (1)

HARVEY, Nigel; REIMERS, Stian (2013): Trend Damping: Under-adjustment, experimental artifact, or adaptation to features of the natural environment?

HARVEY, Nigel; SMITH, Leonard A.; THEOCHARIS, Zoe (2018): The influence of graphical format on judgmental forecasting accuracy: Lines versus points. *Futures & Foresigh Science*, 1 (1)

HENDIJANI, Rosa (2019): Behavioral Operations Management: A Review of the Field. *Journal of Psychological Research*, 1 (3)

HENRY, Rebecca A.; SNIEZEK, Janet A. (1989): Accuracy and Confidence in Group Judgment. *Organisational Behavior and Human Decision Processes*, 43

HILL, Arthur V. (2016): The Newsvendor Problem.

IVYPANDA (2022, 17. Juni): *Historical Development of Operations Management*. Online verfügbar unter: URL: <https://ivypanda.com/essays/operations-management-9/> [12.11.2022]

KAHNEMANN, Daniel; TVERSKY, Amos (1974): Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science, New Series*, 185 (4157)

KATOK, Elena (2019): Designing and Conducting Laboratory Experiments. In: Karen DONOHUE, Stephan LEIDER, ELENA KATOK (Hrsg.): *The Handbook of Behavioral Operations*. John Wiley and Sons

KNAUFF, Markus (2019): Heuristiken ≠ immer gut und Logik ≠ immer schlecht  
Kommentar zum Beitrag „Rationales Entscheiden unter Ungewissheit ≠  
Rationales Entscheiden unter Risiko“ von Gerd Gigerenzer. In: Bernhard

FLEISCHER, Reiner LAUTERBACH, Kurt PAWLIK (Hrsg.): *Rationale Entscheidungen unter Unsicherheit* (Bd. 8). Gruyter

KUNC, Martin (2016): System Dynamics: A behavioral modelling method.

LAWRENCE, Michael; O`CONNOR, Marcus (1995): The Anchor and Adjustment Heuristic in Time-series Forecasting. *Journal of Forecasting*, 14

LEE, Hau L.; PADMANABHAN, V.; WHANG, Seungjin (1997): The Bullwhip Effect in Supply Chains. *MIT Sloan Management Review*, 38 (3)

LIN, J., LIU, G., YANG, Y., ZHOU, L (2021): The behavioural causes of bullwhip effect in supply chains: A systematic literature review. *Internation Journal of Production Economics*, 2362

LINSTONE, Harold A.; TURROFF, Murray (2011): Delphi: A brief look backward and forward. *Technological Forecasting & Social Change*, 78

LOCH, Christop; WU, Yaozhong (2007): *Behavioral Operations Management*.

LOCH, Christop; WU, Yaozhong (2008): Social Preferences and Supply Chain Performance: An Experimental Study. *Management Science*, 31

MANRODT, Karl B.; SANDERS, Nada R. (1993): Forecasting Practices in US Corporations: Survey Results. *Interfaces*, 24

MANRODT, Karl B.; SANDERS, Nada R. (2003): The efficiency of using judgmental versus quantitative forecasting methods in practice. *The International Journal of Management Science*, 31

MASSEY, Cade; WU, George (2005): Detecting Regime Shifts: The Causes of Under- And Overreaction. *Management Science*, 51 (6)

MORRISON, J.Bradley; OLIVA, Rogelio (2019): Integration of Behavioral and Operational Elements Through System Dynamics. In: Karen DONOHUE, Stephan LEIDER, ELENA KATOK (Hrsg.): *The Handbook of Behavioral Operations*. John Wiley and Sons

- NANDI, Shirsendu; SHARMA, Abishek (2018): A Review of Behavioral Decision Making in the Newsvendor Problem. *Operations and Supply Chain Management*, 11 (4)
- O`CONNOR, Marcus; LIM; Joa Sang (1995): Judgemental Adjustment of Initial Forecasts: Its Effectiveness and Biases. *Journal of Behavioral Decision Making*, 8
- OLIVA, Rogelio; WATSON, Noel (2009): Managing Functional Biases in Organizational Forecasts: A Case Study of Consensus Forecasting in Supply Chain Planning. *Production and Operations Management*, 18 (2)
- ROWE, Gene; WRIGHT, George (1999): The Delphi technique as a forecasting tool: issues and analysis. *International Journal of Forecasting*, 15
- SHAH, Abhishek (2017, 15. März): *What-if Wednesday: Statistical Forecasting with Damping Factors*. Online verfügbar unter: URL: <https://blog.arkieva.com/statistical-forecasting-damping-factors-what-if-wednesday/> [28.11.2022]
- STAATS, Bradley; IBANEZ, Maria (2019): Behavioral Empirics and Field Experiments. In: Karen DONOHUE, Stephan LEIDER, ELENA KATOK (Hrsg.): *The Handbook of Behavioral Operations*. John Wiley and Sons
- STANGL, Werner (2022): Kognitionspsychologie – Online Lexikon für Psychologie und Pädagogik. Online verfügbar unter: URL: <https://lexikon.stangl.eu/1452/kognitionspsychologie> [13.11.2022]
- STERNMAN, John D. (1989): Modeling Managerial Behavior: Misperceptions of Feedback in a Dynamic Decision Making Experiment. *Management Science*, 35 (3)
- Welsh B., Matthew (2020): Overconfident in Hindsight: Memory, Hindsight Bias and Overconfidence.