



universität
wien

MASTERARBEIT / MASTER'S THESIS

Titel der Masterarbeit / Title of the Master's Thesis

„Bedarfsprognosen -
theoretische Grundlagen, thematisches Umfeld,
Fallstudie.“

verfasst von / submitted by

Michael Hollegger, BSc

angestrebter akademischer Grad / in partial fulfilment of the requirements for the degree of
Master of Science (MSc)

Wien, 2018 / Vienna 2018

Studienkennzahl lt. Studienblatt /
degree programme code as it appears on
the student record sheet:

A 066 915

Studienrichtung lt. Studienblatt /
degree programme as it appears on
the student record sheet:

Masterstudium Betriebswirtschaft

Betreut von / Supervisor:

Univ.-Prof. Mag. Dr. Karl Franz Dörner, Privatdoz.

I. Kurzfassung

Bei der Steuerung von Unternehmen gibt es mehrere Bereiche, in denen die unternehmerischen Tätigkeiten auf Basis von Annahmen über zukünftige Entwicklung ausgerichtet werden. Aus Sicht der Logistik stellt die Bedarfsprognose eine der Einflussgrößen dar, die bei einer ihrer zentralen Aufgaben, die Lieferbereitschaft in gewünschtem Maß sicherzustellen, von Bedeutung ist.

In der vorliegenden Arbeit wird als Einstieg auf die Klassifikation von Artikeln bzw. Materialien eingegangen, bevor verschiedene Arten von Materialbedarfen und Methoden zur Bedarfsermittlung vorgestellt werden. Ehe die Zeitreihenprognose mit den Formen von Bedarfsverläufen erklärt wird, erfolgt ein Überblick über unterschiedliche Methoden der Bedarfsprognose, differenziert nach der Zuordnung zu qualitativen oder quantitativen Verfahren. Im Anschluss daran werden ausgewählte Prognoseverfahren, gegliedert nach der gängigen Eignung für die vorgestellten Bedarfsverläufe, erläutert, wobei zusätzlich zu den in der Literatur weit verbreiteten Methoden auf zwei Verfahren für sporadische Bedarfe eingegangen wird. Den Abschluss des theoretischen Teils bilden Formen der Bewertung von Prognoseergebnissen sowie ein Einblick in die weitere Berücksichtigung der Bedarfsprognose bei der Materialdisposition, wo unterschiedliche Lagerhaltungsstrategien sowie der Sicherheitsbestand beschrieben werden.

Die Anwendung von Prognoseverfahren anhand eines Fallbeispiels beginnt mit der Beschreibung der Daten anhand von statistischen Streuungs- und Lageparameter sowie der im theoretischen Teil erwähnten Möglichkeiten der Klassifikation, anschließend wird der implementierte Programmcode zur Ermittlung der Prognoseresultate vorgestellt. Im Ergebnisteil werden die aus dem Einsatz der verschiedenen Prognosemethoden ermittelten Resultate dargelegt und erläutert, in wie fern der Einsatz von differenzierten Prognoseparametern zu Verbesserungen der Prognoseresultate führen.

II. Abstract

In the management of a company there are various fields where decision making is based on assumptions concerning future developments. In the area of logistics, demand forecasting is one of the key planning processes which have an impact on fulfilling one of the major tasks, namely ensuring the desired level of stock availability.

As an introduction, different ways of material classification methods are presented, followed by an explanation of types of material demands and ways of determining the ma-

terial requirements. Before starting the description of forecasting based on time series analysis, an overview about different methods of forecasting is given following a categorization of quantitative and qualitative forecasting methods. After that, some standard forecast procedures, which are widely used in the literature, and also two forecast methods, which are applicable for intermittent demands, are explained. The theoretical part of the present paper is concluded with a brief overview about how forecasts can be evaluated and an insight into the further consideration of forecast results in inventory control including types of inventory policies.

In the presented case study, where the results of different previous mentioned forecasting procedures are discussed, firstly the input data is described by means of statistical parameters and classified according to the methods described in the theoretical section. Then, the implemented program code is explained and in the concluding chapters, the evaluation of different forecasting methods based on accuracy measures is summarized, putting emphasis on how parameter setting can contribute to improved forecast quality.

III. Inhaltsverzeichnis

I.	Kurzfassung.....	3
II.	Abstract	3
III.	Inhaltsverzeichnis.....	5
IV.	Abbildungsverzeichnis	8
V.	Tabellenverzeichnis	8
VI.	Abkürzungsverzeichnis	11
1	Einleitung.....	13
1.1	Gegenstand und Ziel der Arbeit	13
1.2	Aufbau der Arbeit.....	13
2	Materialklassifikation	14
2.1	ABC-Analyse	14
2.2	XYZ(S)-Analyse	16
2.3	Klassifikation von Bedarfsverläufen	18
3	Materialbedarf.....	20
3.1	Bedarfsarten	20
3.2	Bedarfsermittlung.....	21
4	Bedarfsprognose	23
4.1	Qualitative Prognoseverfahren.....	25
4.1.1	Vertriebsschätzung	26
4.1.2	Kundenbefragung	26
4.1.3	Expertenschätzung.....	27
4.1.4	Delphi-Methode	27
4.2	Quantitative Prognoseverfahren.....	28
4.2.1	Kausalprognosen	29
4.2.2	Zeitreihenprognosen	29
4.3	Grundsätze beim Einsatz von Prognoseverfahren.....	29
5	Zeitreihenprognose.....	31
5.1	Zeitreihenzerlegung	31
5.2	Bedarfsverläufe	32

5.2.1	Konstanter Bedarfsverlauf	32
5.2.2	Trendförmiger Bedarfsverlauf	32
5.2.3	Saisonal schwankender Bedarfsverlauf	33
5.2.4	Bedarfsverlauf Sonderfälle	33
5.3	Auswahl von Prognoseverfahren	33
6	Ausgewählte Prognoseverfahren	35
6.1	Prognose bei konstantem Bedarfsverlauf	36
6.1.1	Naives Verfahren bei konstantem Verlauf	37
6.1.2	Durchschnittsverfahren	37
6.1.3	Exponentielle Glättung erster Ordnung	39
6.2	Prognose bei trendförmigen Bedarfsverlauf	41
6.2.1	Naives Verfahren mit Trend	41
6.2.2	Lineare Regressionsrechnung	41
6.2.3	Exponentielle Glättung zweiter Ordnung nach Brown	43
6.2.4	Exponentielle Glättung zweiter Ordnung nach Holt	44
6.3	Prognose bei saisonal schwankendem Bedarf	45
6.3.1	Exponentielle Glättung dritter Ordnung nach Winters	46
6.4	Prognose bei sporadischem Bedarfsverlauf	46
6.4.1	Verfahren nach Wedekind	47
6.4.2	Verfahren nach Croston	47
7	Prognosequalität	50
7.1	Abweichungssignal	50
7.2	Prognosefehlermaße	51
7.2.1	Mittlere quadratische Abweichung	52
7.2.2	Mittlere absolute Abweichung	52
7.2.3	Mittlere absolute prozentuelle Abweichung	52
7.2.4	Ungleichheitskoeffizient von Theil	53
8	Materialdisposition	54
8.1	Lagerhaltungsstrategien	54
8.1.1	(s, q)-Politik	54
8.1.2	(s, S)-Politik	54
8.1.3	(t, q)-Politik	55
8.1.4	(t, S)-Politik	55
8.1.5	Kombination von Grundtypen	55
8.2	Sicherheitsbestand	55
9	Anwendung Prognoseverfahren - Praxisfall	58
9.1	Datenklassifikation	58

9.2	Datenbeschreibung	60
9.2.1	Datenbeschreibung Mittelwert	61
9.2.2	Datenbeschreibung Standardabweichung	62
9.2.3	Datenbeschreibung Quartilsabstand	64
9.2.4	Datenbeschreibung Variationskoeffizient	65
9.2.5	Datenbeschreibung Nullperiodenanteil bzw. Abstand zwischen zwei positiven Bedarfen.....	69
10	Implementierung Programmcode.....	71
10.1	Daten einlesen	72
10.2	Planungslauf.....	72
11	Ergebnisse.....	74
11.1	Ergebnisse Gleitendes Durchschnittsverfahren	75
11.2	Ergebnisse Exponentielle Glättung erster Ordnung	77
11.3	Ergebnisse Exponentielle Glättung zweiter Ordnung	78
11.4	Ergebnisse Verfahren nach Croston	80
11.4.1	Ergebnisse Croston Verfahren – unterschiedliche Glättungsparameter	81
11.5	Ergebnisse Syntetos und Boylan Approximation des Croston Verfahrens	82
11.5.1	Ergebnisse SB-Approximation des Croston Verfahrens – unterschiedliche Glättungsparameter	84
11.6	Überblick der Prognoseergebnisse	85
11.7	Auswirkungen auf Bestände	89
11.8	Differenzierung bei Anwendung der Verfahrensparameter	90
11.8.1	Differenzierte Parameter – gleitendes Durchschnittsverfahren	90
11.8.2	Differenzierte Parameter – Croston Verfahren	91
11.8.3	Differenzierte Parameter – SB-Approximation	92
11.9	Zusammenfassung der Ergebnisse	92
A.	Literaturverzeichnis	95

IV. Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Graphische Darstellung ABC-Analyse	16
Abbildung 2: Materialklassen einer ABC-/XYZ-Analyse	18
Abbildung 3: Klassifikationskriterien für Nachfragemuster	19
Abbildung 4: Zusammenstellung der Materialbedarfsarten	20
Abbildung 5: Methoden der Bedarfsermittlung	21
Abbildung 6: Prognoseprozess	23
Abbildung 7: Prognosearten und –ansätze	24
Abbildung 8: Iterativer Prozess der Delphi-Methode	28
Abbildung 9: Zuteilung Prognoseverfahren zu Bedarfsverläufen	35
Abbildung 10: Datenstruktur der Bedarfsprognose	36
Abbildung 11: Einfluss des Glättungsparameters.	40
Abbildung 12: Verbrauchswerte und ihre Darstellung in Form einer Regressionsgeraden.	43
Abbildung 13: Ergebnis der ABC-/XYZ-Analyse in Matrixform	58
Abbildung 14: Klassifikation der Daten anhand Variationskoeffizient und Abstand Periodenbedarf	59
Abbildung 15: Ergebnis der XYZ-Analyse anhand des Variationskoeffizienten.....	60
Abbildung 16: Histogramme Mittelwert der monatlichen Bedarfe gesamt sowie nach ABC-Klassifikation.	61
Abbildung 17: Klassifikation Standardabweichungen der Bedarfe von A- sowie X- Artikeln	62
Abbildung 18: Klassifikation Standardabweichungen der Bedarfe von B- sowie Y- Artikeln	63
Abbildung 19: Klassifikation Standardabweichungen der Bedarfe von C- sowie Z- Artikeln	63
Abbildung 20 Summenpolyglott Quartilsabstände ABC-/XYZ-Artikel	65
Abbildung 21 Summenpolygone der Verteilungen der Variationskoeffizientenklassen nach ABC- und XYZ-Merkmal.....	69
Abbildung 22 Pseudocode des implementierten Algorithmus	71

V. Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Bedeutung des Glättungsparameters α	40
Tabelle 2: Verhältnis von Servicegrad zu Sicherheitsfaktor	57
Tabelle 3 Quartilsabstände ABC- sowie XYZ-Artikel	64
Tabelle 4 Variationskoeffizient in Klassen für ABC-Klassifikation	66

Tabelle 5 Variationskoeffizient nach XYZ-Klassifikation.....	68
Tabelle 6 Nullperiodenanteil ABC- und XYZ Artikel.....	69
Tabelle 7 Durchschnittlicher Abstand zwischen zwei positiven Bedarfen für ABC- und XYZ-Artikel.....	70
Tabelle 8 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Berücksichtigung unterschiedlicher Perioden anhand <i>MAD</i>	76
Tabelle 9 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Berücksichtigung unterschiedlicher Perioden anhand <i>MSE</i>	76
Tabelle 10 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Berücksichtigung unterschiedlicher Perioden anhand <i>sMAPE</i>	77
Tabelle 11 Verbesserung des Prognoseergebnisses für unterschiedlichen Glättungsfaktor α anhand <i>MAD</i>	77
Tabelle 12 Verbesserung des Prognoseergebnisses für unterschiedlichen Glättungsfaktor α anhand <i>MSE</i>	78
Tabelle 13 Verbesserung des Prognoseergebnisses für unterschiedlichen Glättungsfaktor α anhand <i>sMAPE</i>	78
Tabelle 14 Verbesserung des Prognoseergebnisses für unterschiedlichen Glättungsfaktoren α und β anhand <i>MAD</i>	79
Tabelle 15 Verbesserung des Prognoseergebnisses für unterschiedlichen Glättungsfaktoren α und β anhand <i>MSE</i>	79
Tabelle 16 Verbesserung des Prognoseergebnisses für unterschiedlichen Glättungsfaktoren α und β anhand <i>sMAPE</i>	79
Tabelle 17 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung des Verfahrens nach Crostons für unterschiedliche Glättungsfaktoren α anhand <i>MAD</i>	80
Tabelle 18 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung des Verfahrens nach Crostons für unterschiedliche Glättungsfaktoren α anhand <i>MSE</i>	80
Tabelle 19 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung des Verfahrens nach Crostons für unterschiedliche Glättungsfaktoren α anhand <i>sMAPE</i>	81
Tabelle 20 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung des Verfahrens nach Croston mit differenzierten Glättungsfaktoren α' und α'' anhand <i>MAD</i>	81
Tabelle 21 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung des Verfahrens nach Croston mit differenzierten Glättungsfaktoren α' und α'' anhand <i>MSE</i>	82
Tabelle 22 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung des Verfahrens nach Croston mit differenzierten Glättungsfaktoren α' und α'' anhand <i>sMAPE</i>	82
Tabelle 23 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung der SB- Approximation für unterschiedliche Glättungsfaktoren α anhand <i>MAD</i>	83

Tabelle 24 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung der SB- Approximation für unterschiedliche Glättungsfaktoren α anhand <i>MSE</i>	83
Tabelle 25 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung der SB- Approximation für unterschiedliche Glättungsfaktoren α anhand <i>sMAPE</i>	84
Tabelle 26 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung der SB- Approximation mit differenzierten Glättungsfaktoren α' und α'' anhand <i>MAD</i>	84
Tabelle 27 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung der SB- Approximation mit differenzierten Glättungsfaktoren α' und α'' anhand <i>MSE</i>	85
Tabelle 28 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung der SB- Approximation mit differenzierten Glättungsfaktoren α' und α'' anhand <i>sMAPE</i>	85
Tabelle 29 Verfahrensparameter, die zu den besten Prognoseergebnissen führten	86
Tabelle 30 Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf die Gesamtheit der Artikel	86
Tabelle 31 Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf A-Artikel	87
Tabelle 32 Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf B-Artikel.....	87
Tabelle 33 Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf C-Artikel.....	87
Tabelle 34 Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf X-Artikel	88
Tabelle 35 Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf Y-Artike	88
Tabelle 36 Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf Z-Artike	88
Tabelle 37 Bestandsunterschied folgend aus Anwendung der einzelnen Prognoseverfahren im Verhältnis zur SB Approximation des Croston Verfahrens	89
Tabelle 38 Ergebnisverbesserung durch Differenzierung der Prognoseparameter - gleitendes Durchschnittsverfahren	90
Tabelle 39 Ergebnisverbesserung durch Differenzierung der Prognoseparameter - Croston-Verfahren.....	91
Tabelle 40 Ergebnisverbesserung durch Differenzierung der Prognoseparameter - SB-Approximation	92
Tabelle 41 Ergebnisverbesserungen im Vergleich zum naiven Verfahren nach XYZ-Klassifikation	93

VI. Abkürzungsverzeichnis

expG11	exponentielle Glättung 1. Ordnung
expG12	exponentielle Glättung 2. Ordnung
MAD	mittlere absolute Abweichung
MAPE	mittlere absolute prozentuelle Abweichung
MSE	mittlere quadratische Abweichung
MW	gleitendes Durchschnitts- oder Mittelwertverfahren
SB-Approximation bzw. SB-Approx.	Approximation des Croston-Verfahrens nach Syntetos und Boylan
sMAPE	symmetrische mittlere absolute prozentuelle Abweichung

1 Einleitung

1.1 Gegenstand und Ziel der Arbeit

Die vorliegende Arbeit möchte einen Überblick über ausgewählte zur Bedarfsplanung geeigneter Methoden geben und dabei in der Literatur angrenzende Themenfelder wie die Materialklassifikation und die Disposition von Gütern einbeziehen. Abschließend wird in einem Fallbeispiel aus der Praxis die Beschreibung von historischen Bedarfsdaten und darauf aufbauende Prognoseergebnisse dargelegt. Die voestalpine BÖHLER Edelstahl GmbH & Co KG, Teil der High Performance Steel Division der voestalpine AG, stellt in Kapfenberg (Steiermark, Österreich) mehr als 200 Stahlmarken her, welche weltweit in den Segmenten Werkzeugstahl, Schnellarbeitsstahl und Sonderwerkstoffe vertrieben werden. Am Produktionsstandort wird ein Zentrallager betrieben, von dem Kunden aus Österreich und teilweise aus den angrenzenden Nachbarländern direkt sowie die zur Unternehmensgruppe gehörenden Vertriebsgesellschaften weltweit beliefert werden. Im vollautomatischen Hochregallager für Flachprodukte und Stabstahl sowie im angrenzenden Blechlager werden ungefähr 3.800 Artikel bestandsgeführt.

Ziel dieser Arbeit ist es, die Eignung von verschiedenen Prognosemethoden für oben erwähnte bestandsgeführte Produkte herauszuarbeiten.

1.2 Aufbau der Arbeit

Am Beginn werden die unterschiedlichen Möglichkeiten zur Einteilung von Materialien auf Basis von Unterscheidungskriterien beschrieben und eine Einleitung zum Thema Materialbedarf gegeben, bevor die Bedarfsprognose allgemein und die Zeitreihenprognose im speziellen erläutert wird. Darauf aufbauend werden einige Prognoseverfahren im Zusammenhang mit den für sie geeigneten Einsatzgebieten erklärt und ein Überblick über mögliche Formen der Beurteilung von Prognosen gegeben. Der theoretische Teil wird mit einem kurzen Teil über Lagerhaltungsstrategien und Erläuterungen zum Sicherheitsbestand abgeschlossen, bevor im zweiten Teil die Implementierung des Programmcodes und die daraus erzielten Ergebnisse präsentiert werden.

2 Materialklassifikation

Führt man sich das in einem Industriebetrieb zu lagernde und zu disponierende Teilespektrum vor Augen – auf der Beschaffungsseite Roh-, Hilfs- und Betriebsstoffe sowie Zukaufteile, auf der Absatzseite die Fertigprodukte – ist es offensichtlich, dass sich diese Güter in zahlreichen, nicht nur für die Disposition wesentlichen Eigenschaften wie Menge, Stückpreis, Verbrauchshäufigkeit und –regelmäßigkeit oder Folgen einer mangelhaften Lagerverfügbarkeit, unterscheiden. Aus diesem Grund ist ein besonders stark nachgefragter Artikel, der das Aushängeschild eines Unternehmens darstellt, einen hohen Deckungsbeitrag erwirtschaftet und für viele Kunden von strategischer Bedeutung ist anders zu behandeln als ein kaum nachgefragtes Material, welches wenig Ertrag abwirft und nur zur Sortimentskomplettierung im Produktprogramm geführt wird.¹

Betrachtet man die logistischen Anforderungen in Hinblick auf die Absatzplanung eines Unternehmens, ist die Differenzierung eines heterogenen Produktportfolios für die Bedarfsprognose und Disposition von Bedeutung. Für die Bedarfsplanung deshalb, weil die Charakterisierung des Nachfrageverhaltens nach einem Artikel als Basis für die Auswahl eines geeigneten Prognoseverfahrens dient. Für die Disposition aus dem Grund, dass eine darauf ausgerichtete Artikelstrukturierung die Anwendung differenzierter Dispositionsverfahren ermöglicht und somit logistische Ziele wie abgestimmte Lieferbereitschaftsgrade oder Materialbestandsreichweiten erreichbar macht.

Nachfolgend wird die weit verbreitete Materialklassifikation, die ABC-Analyse, sowie als Ergänzung dazu die XYZ-Analyse, welche sich auf die Verbrauchsstruktur bezieht, vorgestellt. Anschließend wird auf die Gruppierung nach dem Bedarfsverlauf von Artikeln eingegangen.

2.1 ABC-Analyse

Die ABC-Analyse wird bei der Unternehmenssteuerung in unterschiedlichen Bereichen als Instrument zur Gruppierung eingesetzt. Die Anwendungsgebiete reichen von der Strukturierung nach Lieferanten, über Kunden bis zur Charakterisierung des unternehmenseigenen Produktportfolios. Die ABC-Analyse unterstützt den Entscheidungsträger, wichtiges von weniger wichtigem zu unterscheiden und daraus abgeleitet zu handeln.²

¹ Vgl. Hoechst und Stausberg (1993), S. 18

² Vgl. Schulte (2001), S. 60

In Hinblick auf die Materialdisposition wird sie als Ausgangspunkt für die Anwendung unterschiedlicher, zielgerichteter Dispositionsstrategien verwendet.³

Die ABC-Analyse begründet sich auf eine in der Praxis festgestellte Erkenntnis, dass in vielen beobachteten Fällen der Beitrag eines zahlenmäßig relativ kleinen Anteils von Artikeln einen verhältnismäßig großen Anteil des Gesamtergebnisses ausmacht. Aufgabe der ABC-Analyse ist es, eine Zuteilung jedes Materials nach seiner wertmäßigen Bedeutung in die definierten Kategorien vorzunehmen. Die Klassifikation in drei Kategorien ist nicht zwingend, hat sich jedoch in der Praxis durchgesetzt.⁴

Die Durchführung der ABC-Analyse für die Einteilung von Materialien nach dem erzielten Jahresumsatz geschieht wie folgt:⁵

- Erhebung des Jahresumsatzes für jede Materialposition (durch Multiplikation des tatsächlichen oder geschätzten Jahresabsatzes mit dem Verkaufspreis) und Sortierung in absteigender Reihenfolge;⁵
- Berechnung des prozentuellen Anteils jedes einzelnen Materials am Gesamtumsatz und Kumulation der Prozentwerte auf Basis der vorgenommenen Reihung;⁵
- Ermittlung des prozentuellen Anteils jeder Materialposition an der Gesamtzahl der Positionen;⁵
- Festlegung der Klassengrenzen, auf Basis derer die Zuteilung erfolgt. Eine in der Praxis gängige Klasseneinteilung ist die Zuteilung aller jener Artikel, welche für die ersten 80% des Gesamtumsatzes verantwortlich zeichnen in die erste Kategorie und nach weiteren 15% in die zweite Kategorie; die restlichen Artikel werden der letzten Klasse zugeordnet.⁵

Unter A-Artikeln werden jene Materialien gruppiert, die entweder durch einen hohen Verkaufspreis oder durch hohe Absatzzahlen oder beide Eigenschaften einen großen Beitrag zum Gesamtumsatz liefern. Bei B-Artikeln handelt es sich um Materialien, dessen Anteil am Gesamtumsatz im mittleren Bereich liegt. C-Artikel zeichnen sich dadurch aus, dass sie einen geringen Verkaufspreis und/oder wenig nachgefragt werden. Um die Ungleichverteilung der Kategorien plakativ darzustellen, ist die Darstellung des Ergebnisses in Form einer Lorenzkurve verbreitet.⁶

In Abbildung 1 wird das Ergebnis der ABC-Analyse des Praxisbeispiels, welches im Rahmen dieser Arbeit untersucht wird, als Konzentrationskurve abgebildet. Daraus lässt sich erkennen, dass etwas mehr als 20% aller Artikel für 70% des Umsatzes verantwort-

³ Vgl. Bichler et al (2010), S. 83

⁴ Vgl. Schulte (2001), S. 60

⁵ Vgl. Schulte (1999), S. 248

⁶ Vgl. Schulte (2001), S. 61f

lich zeichnen, weitere ca. 25% aller Artikel einen Anteil von weiteren 20% des Umsatzes erzielen und ungefähr 55% aller Artikel 10% des Umsatzes ausmachen.

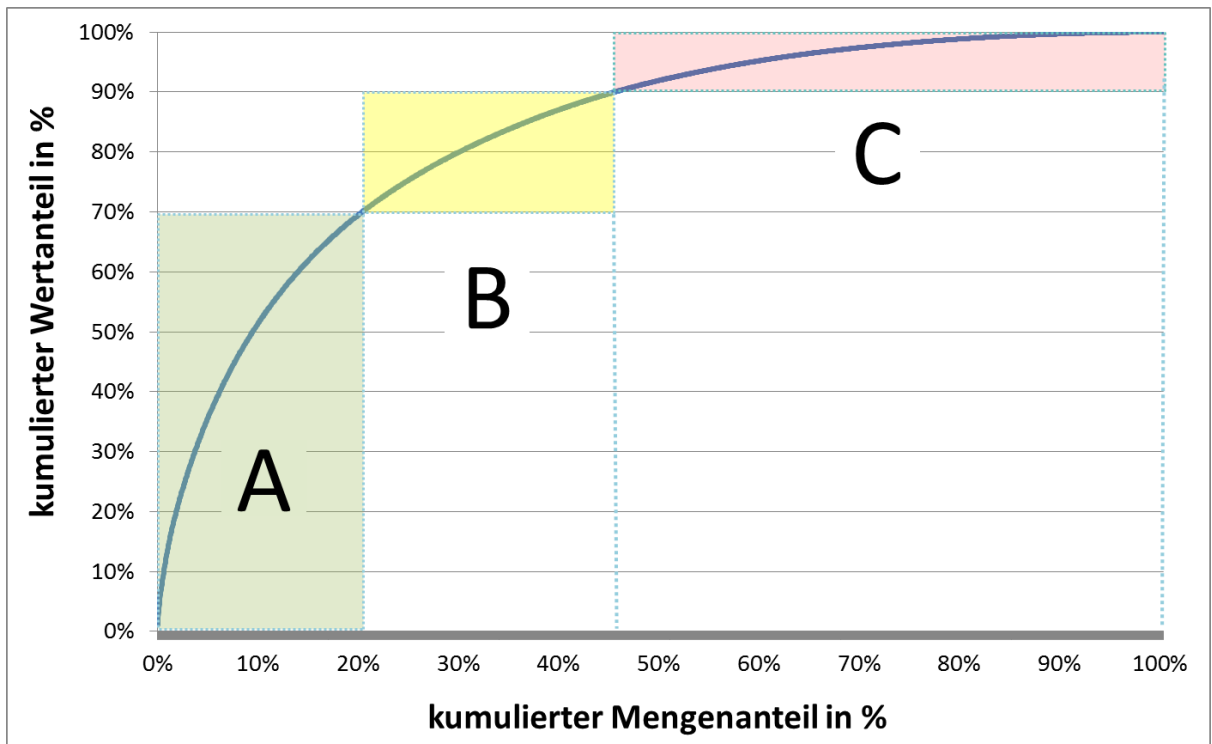


Abbildung 1: Graphische Darstellung ABC-Analyse (eigene Darstellung)

Die Aussagekraft der ABC-Analyse für sich alleine ist nicht stark genug, um für das Bestandsmanagement konkrete Handlungsanweisungen ableiten zu können. Sie wird für diesen Zweck häufig um die XYZ-Analyse erweitert, was zu einer Einteilung des Produktspektrums in neun Kategorien (neun Felder Matrix) führt (siehe Abbildung 2).⁷

2.2 XYZ(S)-Analyse

Bei der XYZ-Analyse, in der Literatur teilweise auch als RSU-Analyse bezeichnet, wird wie bereits eingangs erwähnt die Vorhersagegenauigkeit als Unterscheidungsmerkmal herangezogen. Die Anzahl der Gruppierungen, in die das Artikelspektrum gegliedert wird, ist beliebig. In der Praxis hat sich, wie bereits bei der ABC-Analyse angemerkt, eine Einteilung in drei Klassen bewährt und ist demnach weit verbreitet. Eine zusätzliche Kategorie für Artikel mit sporadischem Bedarf (Abkürzung S) findet man beispielsweise bei Alicke (2005).

⁷ Vgl. Melzer-Ridinger (2007), S. 121

Konkret werden die den einzelnen Kategorien X, Y und Z sowie dem Sonderfall S zugeordneten Artikel folgendermaßen charakterisiert:⁸

- *X-Artikel* weisen einen gleichbleibenden Bedarfsverlauf auf, lassen sich in dem Sinn gut prognostizieren, dass der auftretende Prognosefehler von geringem Ausmaß ist.⁸
- *Y-Artikel* haben einen veränderlichen Bedarfsverlauf, der insbesondere durch Trends bzw. von saisonalen Einflüssen rührt und sind demzufolge durch den Einsatz der dafür geeigneten Methoden noch relativ gut prognostizierbar.⁸
- *Z-Artikel* verfügen über einen stark schwankenden Nachfrageverlauf der durch Prognosemodelle schlecht dargestellt werden kann und demzufolge einen hohen Prognosefehler nach sich ziehen.⁸
- *S-Artikel* werden nur sporadisch nachgefragt, es gibt eine relevante Anzahl von Perioden, in denen diese Artikel gar nicht abgesetzt.⁸

Als Differenzierungsmerkmal, welches für die Klassifikation angewandt wird, gelangen verschiedene Ansätze zur Anwendung. Im Praxisfall, der im Zuge dieser Arbeit behandelt wird, ist die Häufigkeit, mit der ein Artikel bestellt wird, die für die Einteilung ausschlaggebende Größe. Es wird vereinfachend angenommen, dass ein Artikel, der häufig bestellt wird, über einen stabilen Nachfrageverlauf verfügt und Artikel, die kaum bestellt werden, zu den Z-Artikeln zählen.

Tempelmeier (2006) wählt zur Einteilung von Artikeln nach der Vorhersagegenauigkeit den Störpegel in Kombination mit dem Anteil von Perioden mit Nullbedarf als Differenzierungsmerkmal. Für den Störpegel werden der Mittelwert μ und die mittlere absolute Abweichung vom Mittelwert (*MAD*) der historischen Verbrauchswerte der zu untersuchenden Artikel ermittelt. Der Störpegel ist sodann der Quotient aus mittlerer absoluten Abweichung und dem Mittelwert. Als Schwellenwert für den Störpegel wird ungefähr 0,5 angenommen, ab diesem Wert wird der Verbrauchsverlauf eines Artikels als stark schwankend angenommen. Als Grenzwert für den Nullperiodenanteil, ab dem ein Material einem sporadischen Bedarfsverlauf entspricht, werden 30% bis 40% genannt, d.h. in 30% bis 40% aller beobachteten Perioden wurde keine Menge nachgefragt.⁹

Als weiteres Kriterium für die Klassifizierung kann der sogenannte Variationskoeffizient verwendet werden, der sich als Quotient aus Mittelwert μ und Standardabweichung σ der historischen Verbrauchswerte bildet. Als Richtwert für die Zuteilung in die Kategorie der X-Artikel kann ein Variationskoeffizient bis 0,2 angenommen werden, ist

⁸ Vgl. Alicke (2005), S. 31

⁹ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 24f

der Variationskoeffizient größer 0,2 und kleiner 0,5 wird von einem Y-Artikel und über 0,5 von einem Z-Artikel ausgegangen.¹⁰

		Wertigkeit		
		A	B	C
Vorhersagegenauigkeit	X	hoher Verbrauchswert regelmäßiger Bedarf hohe Prognosegüte	mittlerer Verbrauchswert regelmäßiger Bedarf hohe Prognosegüte	niedriger Verbrauchswert regelmäßiger Bedarf hohe Prognosegüte
	Y	hoher Verbrauchswert schwankender Bedarf mittlere Prognosegüte	mittlerer Verbrauchswert schwankender Bedarf mittlere Prognosegüte	niedriger Verbrauchswert schwankender Bedarf mittlere Prognosegüte
	Z	hoher Verbrauchswert unregelmäßiger Bedarf niedrige Prognosegüte	mittlerer Verbrauchswert unregelmäßiger Bedarf niedrige Prognosegüte	niedriger Verbrauchswert unregelmäßiger Bedarf niedrige Prognosegüte

Abbildung 2: Materialklassen einer ABC-/XYZ-Analyse (Quelle: Heiserich et al, 2012, S. 115)

2.3 Klassifikation von Bedarfsverläufen

Eine Alternative zur XYZ-Analyse, bei der Artikel vor allem bereits in Hinblick auf die Anwendung von speziell geeigneten Prognoseverfahren klassifiziert werden, ist die kombinierte Einteilung aufgrund des quadrierten Variationskoeffizienten CV_{pos}^2 und dem durchschnittlichen Abstand zwischen zwei positiven Nachfragen d . Als erste Differenzierung wird d herangezogen: liegt der Wert unter einer zu definierenden Schwellengröße, ist der Bedarfsverlauf als regelmäßiger Bedarf anzusehen, darüber als diskontinuierlicher Bedarf („intermittend demand“) kategorisiert. In Bezug auf das zweite Klassifikationsmerkmal, dem quadrierten Variationskoeffizienten, ist die Nachfragemenge konstant wenn ein zu definierender Grenzwert unterschritten wird und schwankend, wenn dies nicht zutrifft. Als Ergebnis der Kombination der beiden Bewertungsgrößen erhält man eine vier Felder Matrix. Dabei beschreiben geklumpfte Bedarfsverläufe sporadische Nachfragen, die sich in der Höhe der Nachfrage stark unterscheiden und sporadische Bedarfsverläufe ebenso selten auftretende Nachfrageereignisse, die in diesen Fällen jedoch der Höhe nach relativ konstant sind. Unter erratischen Bedarfsverläufen sind konstant auftretende Bedarfe zu verstehen, deren Bedarfsumfang stark schwankt und glatte Nachfrageverläufe ebenso regelmäßige Nachfrageereignisse, die auch dem Umfang nach konstant sind. Die von Küsters und Speckenbach (2012) genannten

¹⁰ Vgl. Alicke (2005), S. 31

Schwellenwerte von $d = 1,34$ und $CV_{pos}^2 = 0,28$ stammen von einer von Boylan und Syntetos erstellten Studie, der zu Folge glatte Nachfragemuster mit Hilfe der einfachen exponentiellen Glättung und erratische, sporadische und geklumppte Bedarfsverläufe mit der Croston Methode prognostiziert werden sollen.¹¹

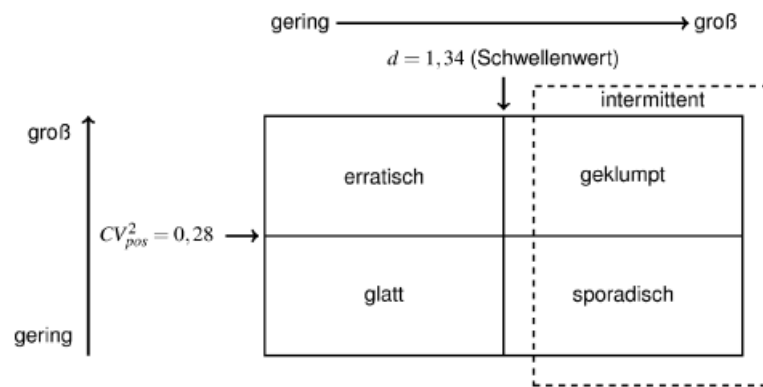


Abbildung 3: Klassifikationskriterien für Nachfragemuster (Quelle: Küsters und Speckenbach, 2012, S. 77)

Küsters und Speckenbach (2012) führen an, dass diese Klassifikation von Zeitreihen ob ihrer Einfachheit weit verbreitet ist, geben jedoch auch zu bedenken, dass sie u.a. aufgrund der Beschränkung auf lediglich zwei Prognosemethoden im Vergleich zur modellbasierten Methodenidentifikation nur selten akzeptable Ergebnisse liefert.¹²

¹¹ Vgl. Küsters und Speckenbach (2012), S. 92f

¹² Vgl. Küsters und Speckenbach (2012), S. 100

3 Materialbedarf

Im nachfolgenden Abschnitt wird eine allgemeine Einführung in das Thema Materialbedarfsplanung gegeben und grundlegende Definitionen im Zusammenhang mit Bedarfsprognosen vorgenommen.

3.1 Bedarfsarten

Die Grundlage aller planerischen Aktivitäten in der Materialwirtschaft stellt die Ermittlung des Materialbedarfs dar. Die verschiedenen Arten der Materialbedarfe können basierend auf Ursprung und Erzeugnisebene in Primär-, Sekundär- und Tertiärbedarf unterteilt und abhängig davon, ob Lagerbestände berücksichtigt werden oder nicht, in Brutto- und Nettobedarf unterschieden werden.¹³

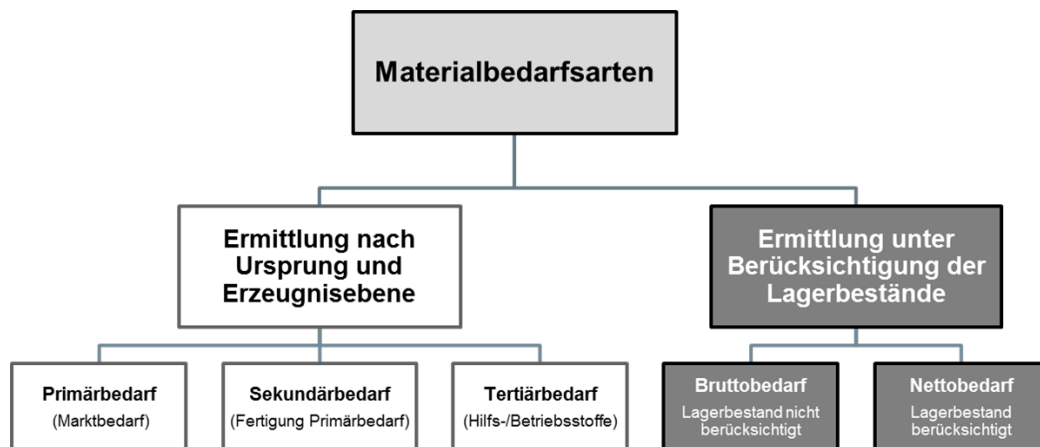


Abbildung 4: Zusammenstellung der Materialbedarfsarten (Quelle: Hartmann, 2002, S. 278)

Der Primärbedarf, auch als Marktbedarf bezeichnet, steht für die Nachfrage nach verkaufsfähigen Produkten. Für Handelsunternehmen stellt dieser Primärbedarf bereits die Basis für die weitere Lagerbestandsdisposition dar, für Industrieunternehmen gilt dies im eingeschränkten Rahmen nur für die Distributionslogistik. Unter Sekundärbedarf versteht man den Bedarf an Rohstoffen, Teilen und Materialgruppen, welche zur Herstellung des Primärbedarfes benötigt werden. Tertiärbedarfe umfassen Bedarfe an Hilfs- und Betriebsstoffen sowie sämtliche Produktionsmittel, die zur Herstellung benötigt werden (z.B. Verschleißwerkzeuge für die Produktion).¹⁴

¹³ Vgl. Wannewetsch (2010), S. 27

¹⁴ Vgl. Pfohl (2010), S. 92f

Der Bruttobedarf umfasst die gesamte Nachfrage nach einem Material innerhalb einer Periode ohne Berücksichtigung von Lagerbeständen, wohingegen beim Nettobedarf die Lagermengen in der Betrachtung einbezogen werden, man also verkürzt die Gleichung Nettobedarf entspricht dem Bruttobedarf abzüglich Lagerbestand anwenden kann.¹⁵

3.2 Bedarfsermittlung

Hinsichtlich der allgemeinen Fertigungsstrategie kann in einem Unternehmen zwischen kundenanonymer und kundenauftragsbezogener Produktion unterschieden werden. Bei der kundenanonymen Fertigung wird auf Basis einer Bedarfsprognose auf Lager produziert („Make-to-stock“) und die eingehenden Kundenaufträge von dort bedient. Im Unterschied dazu wird bei der kundenauftragsbezogenen Fertigung – wie bereits der Name verrät – die Produktion erst nach Vorliegen einer konkreten Bestellung eingeplant („Make-to-order“).¹⁶

Abhängig von der vorherrschenden Fertigungsstrategie und davon, welcher Bedarfsart die zu bestimmende Nachfrage zuzuordnen ist, können die programmorientierte und verbrauchsorientierte Bedarfsermittlung sowie die subjektive Bedarfsschätzung zur Bedarfsfeststellung angewandt werden (siehe auch Abbildung 5)¹⁷.

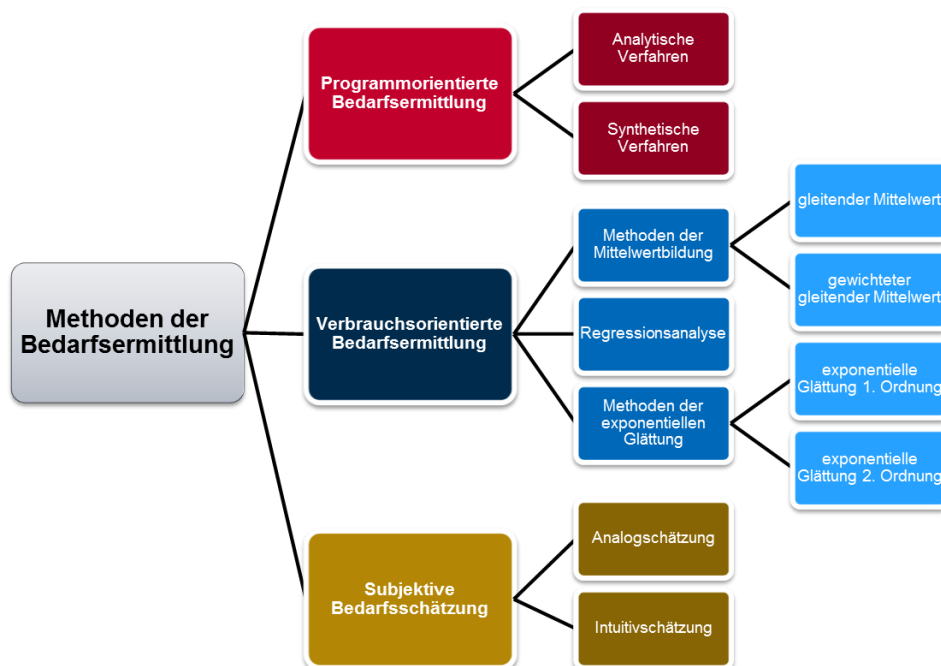


Abbildung 5: Methoden der Bedarfsermittlung (Quelle: Hartmann, 2002, S. 284)

¹⁵ Vgl. Pfohl (2010), S. 92f

¹⁶ Vgl. Kiener et al (2012), S. 170

¹⁷ Vgl. Wannewetsch (2010), S. 37

Eine nähere Erläuterung der in Abbildung 5 genannten Definitionen erfolgt im nachfolgenden Abschnitt Bedarfsprognose.

4 Bedarfsprognose

Unter einer Prognose (aus dem Griechischen, wörtlich übersetzt „Vorauswissen“) versteht man eine die Zukunft betreffende Aussage über Ereignisse oder Zustände¹⁸. Die Basis dafür können sowohl tatsächliche Beobachtungen als auch getroffene Annahmen sein.¹⁹ „Ziel und Aufgabe der Bedarfsprognose ist es, den Bedarf der Materialien so vorherzusagen, dass diese für die Produktion oder den direkten Verkauf als Handelsteil termin- und mengengerecht zur Verfügung stehen.“²⁰

Die Anwendungsbereiche, in denen Prognosen zum Einsatz kommen, sind sehr breit gestreut. Sie reichen etwa von Technologie- und Marktprognosen, wo grundlegende Antworten auf die Fragen der Produktentwicklung beantwortet werden sollen bis zur Kundenbetreuung nach dem Kauf eines Produktes („After-Sales-Service“), wo Nachfrageprognosen Entscheidungshilfen bei der Ausgestaltung von Ersatzteilbeständen darstellen. Unbeachtet dieser unterschiedlichen Einsatzmöglichkeiten von Prognosen, lässt sich eine einheitliche Prozessformulierung finden, die entweder exakt in dieser Art oder auch in angepasster Form, als allgemeine Vorgehensweise herangezogen werden kann (siehe Abbildung 6).²¹



Abbildung 6: Prognoseprozess (Quelle: Thonemann, 2015, S. 33)

Am Beginn des Prognoseprozesses steht die Bestimmung des Prognosezieles, also die Definition der Aufgabenstellung an die Prognose. Im Falle einer zuvor erwähnten Technologieprognose könnte die Fragestellung demnach lauten, welche Antriebstechnologie bei Fahrzeugen in 20 Jahren am meisten verbreitet ist. Demgegenüber würde das Prognoseziel bei einem Obsthändler, der seine Waren auf einem Markt verkauft, die Absatzmenge an Äpfeln oder Orangen für die nächsten fünf Tage lauten. Bei diesen beiden Beispielen vorweggenommen ist der nächste Prozessschritt, nämlich die Bestimmung des Prognosehorizontes, also des Zeitraums, auf welche sich die Prognose bezieht. Abhängig von verschiedenen Faktoren (Datenbasis, Darstellbarkeit, etc.) ist der

¹⁸ Vgl. Vogel (2015), S. 9

¹⁹ Vgl. Meißner (2004), S. 203

²⁰ Wannewetsch (2010), S. 37

²¹ Vgl. Thonemann (2015), S. 33

nächste Schritt die Auswahl des Prognoseverfahrens und damit einhergehend auch die Erhebung der Daten, welche der Prognose zugrunde liegen. Abschließend steht das Hauptstück – die Erstellung der Prognose selbst an, wobei stets die Überwachung der Prognoseergebnisse mitberücksichtigt werden muss, um sich der Prognosegüte bewusst zu sein.²²

In der Literatur finden sich – abhängig vom Differenzierungsmerkmal – zahlreiche Möglichkeiten zur Klassifikation von Prognoseverfahren. Die nachfolgende Unterteilung folgt der von Meißner (2003) vorgenommenen Gruppierung (siehe auch Abbildung 7).

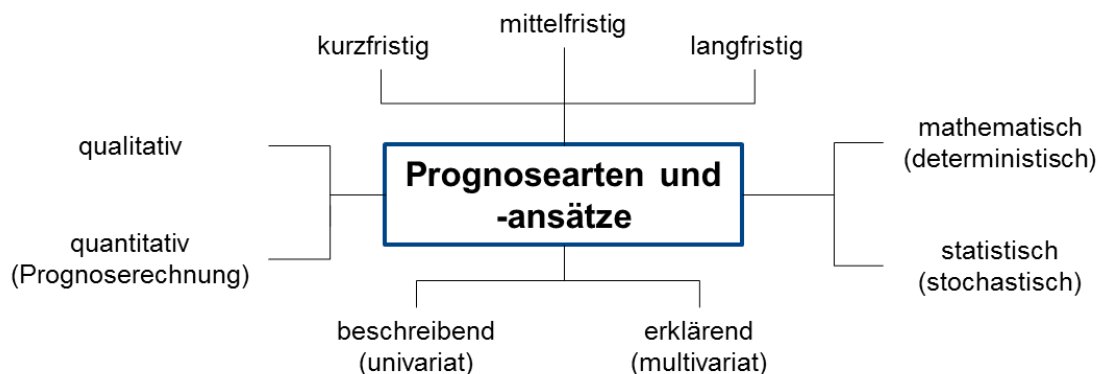


Abbildung 7: Prognosearten und -ansätze (Quelle: Meißner, 2004, S. 203)

Betrachtet man den Planungshorizont, also den Zeitraum, über welchen sich die Prognose erstreckt, so kann zwischen kurz-, mittel- und langfristiger Prognose unterschieden werden. Eine generelle Aussage darüber, welchen Zeitspannen die einzelnen Ausprägungen entsprechen, ist nicht zielführend und hängt von unterschiedlichen Faktoren (z.B. der Branche, in der ein Unternehmen tätig ist) ab. Der in der Unternehmensplanung gängigen Praxis folgend, kann als Annäherung für kurzfristige Prognosen ein Planungshorizont von maximal einem Jahr angenommen werden. Basierend auf dieser zuvor genannten Einteilung entsprechen mittelfristige Prognosen einen Zeitraum von zwei bis drei Jahren und langfristige Prognosen zwischen vier und fünf Jahre.²³

Unterscheidet man auf Basis der zu Grunde gelegten Datenbasis, können Prognosemethoden in mathematische (deterministische oder auch programmgebundene) und statistische (stochastische oder auch verbrauchsgebundene) Verfahren unterteilt werden. Bei mathematischen Prognosen wird der zu ermittelnde Bedarf aus Zusammenhängen mit einer oder mehreren anderen Werten abgeleitet. Dies trifft etwa typischerweise bei der Stücklistenauflösung zu, wo aus einem bekannten Primärbedarf und definierten Be-

²² Vgl. Thonemann (2015), S. 32f

²³ Vgl. Meißner (2004), S. 204

standteilen eines Artikels durch Auflösung der Stückliste der Sekundärbedarf der einzelnen Komponenten ermittelt wird. Im Gegensatz dazu werden statistische Prognosemethoden dann angewandt, wenn die Ermittlung des Prognosewertes aufgrund der Sach- und Datenlage nicht exakt vorgenommen werden kann (z.B. künftige Absatzzahlen sind nicht bekannt) oder wenn eine exakte Berechnung aus anderen Gründen (z.B. ein aufgrund seines geringen Wertes wirtschaftlich unbedeutender Bauteil) nicht sinnvoll erscheint.²⁴ Als Ausgangsbasis dient in diesem Fall der Verbrauch bzw. Bedarf vergangener Perioden, welcher durch den Einsatz von Prognosemethoden die zukünftige Nachfrage schätzt. Die am häufigsten angewandten bzw. bekanntesten Prognoseverfahren dieser Art sind die Mittelwertbildung, exponentielle Glättung und Regressionsanalyse. Bedingung für diese Prognosemethoden ist die Erfüllung der Zeitstabilitätshypothese. Diese beschreibt die Annahme, dass jene Einflüsse, die die Höhe des Bedarfs in der Vergangenheit bestimmen, während des Prognosezeitraumes konstant bleiben und kein Strukturbruch auftritt.²⁵ Die Zeitstabilitätshypothese ist umso plausibler, je kürzer der Prognosehorizont ist. Darum werden die darunterfallenden Prognosemodelle häufig für kurzfristige Bedarfsermittlungen herangezogen.²⁶

In Abhängigkeit von der Anzahl berücksichtigter Einflussfaktoren kann eine Unterscheidung in beschreibende (univariate) und erklärende (multivariate) Verfahren vorgenommen werden. Bei den beschreibenden Verfahren wird der prognostizierte Bedarf ausschließlich auf Basis der eigenen Vergangenheitsdaten ermittelt. Bei den erklärenden Prognosemethoden können neben den zuvor erwähnten historischen Verbräuchen auch andere beeinflussende Größen einbezogen werden (deshalb auch die Bezeichnung multivariat). Dafür ist es notwendig, ein mathematisches Modell aufzustellen, in dem die Beziehungen zwischen der zu prognostizierende Größe und den voran genannten Einflussfaktoren ausformuliert werden.²⁶

Anhand der nachstehend, letzten der hier vorgestellten Charakterisierungsmöglichkeiten für Prognoseverfahren – die Unterscheidung nach quantitativen und qualitativen Methoden – wird auf einige der Verfahren etwas näher eingegangen.

4.1 Qualitative Prognoseverfahren

Der Einsatz von qualitativen Prognoseverfahren, auch subjektive bzw. intuitive Prognoseverfahren genannt, ist dann sinnvoll, wenn keine oder wenige für die Zukunft repräsentativen Vergangenheitsdaten vorliegen oder der Planungshorizont einen Zeitraum

²⁴ Vgl. Meißner (2004), S. 204

²⁵ Vgl. Pfohl (2010), S. 94

²⁶ Vgl. Meißner (2004), S. 204

umfasst, in dem Strukturbrüche stattfinden bzw. zu erwarten sind.²⁷ Die Bezeichnung qualitativ bedeutet dabei nicht, dass ein aus einer qualitativen Prognose abgeleitetes Ergebnis nicht quantifizierbar wäre und ebenso wenig, dass quantitative (formale) Ansätze dabei keine Rolle spielen.²⁸ Als Beispiel dafür kann ein neues Produkt genannt werden, für das es noch keine Erfahrungen gibt (keine Vergangenheitsdaten) oder die Nachfrage nach Dieselmotoren in zehn Jahren (zu erwartender Strukturbruch). Die dabei übliche Herangehensweise ist, mehrere Personen nach deren Einschätzung zu befragen und daraus eine Nachfrageprognose abzuleiten.²⁹

Eine alternative Herangehensweise zu diesen strukturierten Befragungsmethoden stellt die Analogschätzung dar. Dabei wird für die Bedarfsschätzung auf Vergangenheitsdaten bzw. Prognosen von vergleichbaren Produkten oder Fabrikaten zurückgegriffen.³⁰

Nachfolgend werden vier qualitative Prognoseverfahren näher vorgestellt: die Vertriebsschätzung, die Kundenbefragung, Expertenmeinung und die Delphi-Methode.

4.1.1 Vertriebsschätzung

Bei der Vertriebsschätzung wird versucht, sich das Markt- und Kundenwissen der Vertriebsmitarbeiter zu Nutze zu machen, um so die Kundennachfrage für einen definierten Prognosehorizont einzuschätzen. Man geht dabei davon aus, dass den Vertriebsmitarbeitern durch regelmäßige Kundenbesuche bzw. Marktwissen bekannt ist, welche Projekte bzw. zukünftige Aufträge anstehen, welcher Auftragsumfang dahinter steht und schätzt die Wahrscheinlichkeit einer möglichen Beauftragung. Aus dieser Wahrscheinlichkeit und dem Projektumfang lässt sich der Erwartungswert des Umsatzes eines Projektes ermitteln. Folgt man nun dieser Vorgehensweise für jeden Vertriebsmitarbeiter und summiert die dabei resultierenden Umsatzerwartungswerte auf, so erhält man eine Gesamtprognose für den Umsatz, auf dessen Grundlage allgemeine planerische Aktivitäten vorgenommen werden können (z.B. Kapazitäts- und Ressourcenplanung). Vertriebsschätzungen eignen sich für kurz- und mittelfristige Umsatzprognosen.³¹

4.1.2 Kundenbefragung

Ebenfalls für kurz- und mittelfristige Prognosen geeignet ist die Kundenbefragung. Dabei werden bestehende und potentielle Kunden – entweder in ihrer Gesamtheit oder eine repräsentative Stichprobe daraus – direkt, z.B. in Form eines Fragebogens, um ihre Ein-

²⁷ Vgl. Kiener et al (2012), S. 170

²⁸ Vgl. Hüttner (1986), S. 217

²⁹ Vgl. Thonemann (2015), S. 32

³⁰ Vgl. Schulte (1999), S. 310

³¹ Vgl. Thonemann (2015), S. 35f

schätzung gebeten. Bei dieser Form der Erhebung ist darauf zu achten, dass die befragten Personen über ausreichendes Wissen und Kenntnisse über das abgefragte Thema verfügen. Aus diesem Grund wird eine Kundenbefragung möglicherweise für Befragungen zu neuen Produkten und Dienstleistungen geeigneter sein als für Prognosen zu neuen Technologien, da nicht davon auszugehen ist, dass eine Mehrheit von Konsumenten über ausreichendes Wissen verfügt, um Einschätzungen über Entwicklungen dieser Art geben zu können. Auch wenn die Kundenbefragung dem Aufbau nach ein einfaches Instrument darstellt, so ist für eine hohe Prognosequalität doch eine sorgfältige Vorbereitung notwendig, welche zeit- und kostenintensiv werden kann.³²

4.1.3 Expertenschätzung

Analog zu der Vertriebsschätzung wird auch bei der Expertenschätzung auf einen Personenkreis zurückgegriffen, bei dem davon auszugehen ist, dass die darin vertretenen Wissensträger aufgrund ihrer Stellung im Unternehmen besonders gut geeignet sind, eine qualitätsvolle Einschätzung über zukünftige Entwicklungen abzugeben – die Top-Führungskräfte des Unternehmens. Dabei soll das in den verschiedenen Bereichen (Verkauf, Marketing, Produktion, Finanzen, etc.) vorhandene Wissen gebündelt und eine gemeinsame Prognose erstellt werden. Ein bedeutsames Einsatzgebiet für diese Art von Prognose betrifft die Einschätzung in Bezug auf technologische Entwicklungen sowie die potentielle Nachfrage nach neuen Produkten und Dienstleistungen. Zu den Nachteilen der Expertenschätzung zählt, dass, bedingt durch die Einbeziehung von Personen aus dem gehobenen Management, dafür teures Personal eingesetzt wird und damit nur für eine beschränkte Anzahl von Prognosen herangezogen werden kann. Auch die durch die Gruppenentscheidung bedingte fehlende persönliche Verantwortung für die abgegebene Prognose und die Gefahr, dass eine oder wenige Führungskräfte durch ihre Dominanz das Ergebnis zu sehr beeinflussen, zählen zu den Faktoren, die die Qualität der Prognose bei der Expertenschätzung negativ beeinflussen können.³³

4.1.4 Delphi-Methode

Die Delphi-Methode ist ein weiteres qualitatives Prognoseverfahren, welches 1948 entwickelt wurde und seither in unterschiedlichen Formen eingesetzt wird. Dabei wird in einer definierten, sich wiederholenden Abfolge von Schritten Expertenmeinungen eingeholt, die daraus gewonnenen Ergebnisse aufbereitet und wieder verteilt, bis sich am Ende ein Konsens herausbildet.³⁴

³² Vgl. Thonemann (2015), S. 36f

³³ Vgl. Thonemann (2015), S. 37

³⁴ Vgl. Thonemann (2015), S. 38f

Am Beginn des Delphi-Prozesses erhalten die zu befragenden Personen einen Fragebogen, welcher von jedem einzelnen selbständig ausgefüllt und an einen Moderator retourniert wird. In der Verantwortung des Prozessmoderators ist es, anschließend die Fragebögen auszuwerten und auf Basis dieser Informationen den nächsten Fragebogen zu erstellen, der wieder verteilt wird. Alle befragten Personen erhalten die Möglichkeit, die in der Gesamtgruppe vorherrschenden Meinungen zu erfahren und dieses Gesamtbild mit der eigenen Einschätzung abzugleichen. Sollten einzelne Aussagen stark von der Mehrheitsmeinung abweichen, kann der Moderator den dafür verantwortlichen Teilnehmer auffordern, seinen Standpunkt näher zu erklären. All diese Kommunikation geschieht auf anonymen Weg, das heißt niemand der Befragten erkennt, von wem eine Aussage stammt. Der Prozess wird so lange wiederholt (Iterationen), bis man sich – im Idealfall – auf eine von allen an der Einschätzung beteiligten Personen getragene Prognose verständigt.³⁵

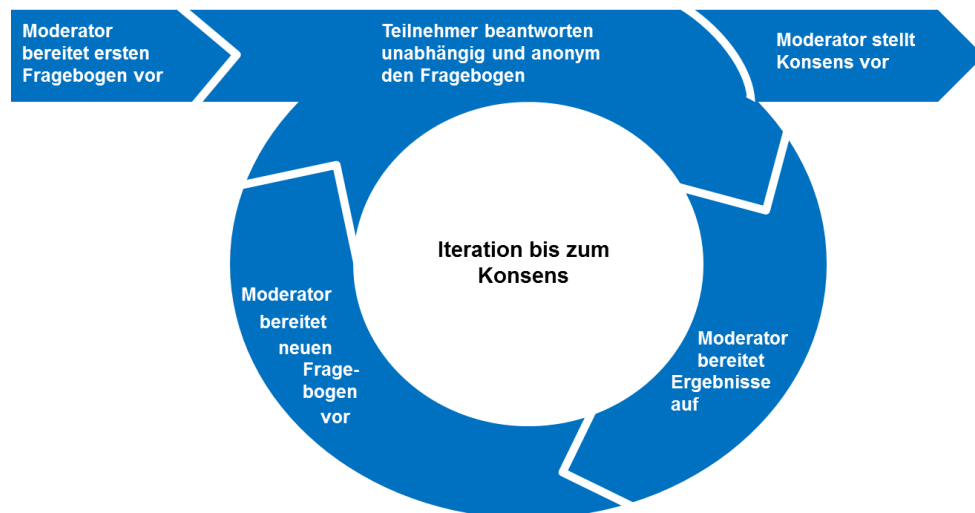


Abbildung 8: Iterativer Prozess der Delphi-Methode (Quelle: Thonemann, 2015, S. 39)

4.2 Quantitative Prognoseverfahren

Bei quantitativen Prognoseverfahren wird die Bedarfsschätzung auf Basis von bekannten Größen erstellt. Bei der Zeitreihenanalyse zieht man für die Bedarfsschätzung ausschließlich die Zeit oder die Zeitreihenwerte (historischen Bedarfe) heran. Im Gegensatz dazu werden bei der Kausalprognose zusätzliche Einflussgrößen zur Hilfe genommen, um den zukünftigen Bedarf vorauszusagen.³⁶

³⁵ Vgl. Thonemann (2015), S. 38f

³⁶ Vgl. Bamberg et al (2012), S. 201

4.2.1 Kausalprognosen

Bei der Anwendung von Kausalprognosen wird angenommen, dass sich die zu prognostizierende Größe durch eine Funktion von einer oder mehreren unabhängigen Variablen darstellen lässt. Die dahinterliegende Idee ist, dass sich der Bedarf durch eine oder mehrere unabhängige Faktoren erklären lässt, also kausal erklärbar ist.³⁷

Die Bedarfsschätzung für Speiseeis anhand der Wetterprognose zu erstellen würde demnach einer Kausalprognose entsprechen. Es wäre demnach schlüssig anzunehmen, dass die Nachfrage nach Eis dann hoch ausfällt, wenn sommerliches Wetter vorherrscht. In diesem Beispiel wird der Eiskonsum als abhängige Variable und das Wetter (oder die Temperatur) als Determinante oder unabhängige Variable bezeichnet.

4.2.2 Zeitreihenprognosen

Besteht, wie bei den Kausalprognosen erläutert, keine Möglichkeit, den Bedarf anhand bekannter Daten zu ermitteln, wird in der Praxis häufig auf die Zeit als erklärende Variable zurückgegriffen. In diesen Fällen, wenn also die aus der Vergangenheit bekannten Verbrauchsdaten herangezogen werden, handelt es sich um Zeitreihenprognosen.³⁸

4.3 Grundsätze beim Einsatz von Prognoseverfahren

Wird auf Ergebnisse von Prognoseverfahren als Planungsgrundlage zurückgegriffen, gilt es bei der Erstellung der Prognosen und der daraus abgeleiteten Resultate mehrere grundsätzliche Eigenschaften zu berücksichtigen. Alicke (2005) führt einige dieser charakteristischen Merkmale, die in dieser oder ähnlicher Form in der Literatur häufig anzutreffen sind, an; sie werden in den nachfolgenden Punkten zusammengefasst.³⁹

- *Prognosen sind für gewöhnlich falsch.* So unerwartet das auch klingt, ist dies die möglicherweise charakteristischste und auch am meisten vernachlässigte Eigenschaft von Prognosen. Die Ergebnisse von Prognoseverfahren sollten deshalb hinterfragt und auf Plausibilität geprüft werden, bevor sie für die weitere Planung herangezogen werden.³⁹
- *Eine qualitativ hochwertige Prognose ist mehr als ein bloßer Wert.* Führt man sich die im vorigen Punkt genannte Eigenschaft, nämlich das Prognosen für gewöhnlich falsch sind, vor Augen, sollte eine gute Prognose auch immer Auskunft über das Ausmaß des erwarteten Prognosefehlers geben.³⁹

³⁷ Vgl. Zäpfel (2001), S. 95

³⁸ Vgl. Thonemann (2015), S. 49

³⁹ Vgl. Alicke (2005), S. 37f

- *Aggregierte Prognosen sind zuverlässiger.* Ein aus der Statistik bekannter Grundsatz gilt auch für Prognosen, nämlich dass die Varianz des Durchschnitts von unabhängigen, gleichverteilten Variablen kleiner ist als die Varianz derselben Variablen.³⁹
- *Umso länger der Planungshorizont, umso ungenauer wird die Prognose.* Dieser intuitiv naheliegende Grundsatz sagt aus, dass Vorhersagen für die nahe Zukunft genauer sind als für zeitlich weiter entfernte Zeiträume.³⁹
- *Bekannte Informationen sollten in der Prognose abbildbar sein.* Für die meisten Anwendungsfälle werden sich Prognosemodelle finden lassen, die eine befriedigende Vorhersage zukünftiger Ereignisse liefert. Dennoch sollte eine Prognoseverfahren auch die Möglichkeit geben, bekannte Umstände (z.B. geplante verkaufsfördernde Aktivitäten) im Prognoseverfahren zu berücksichtigen.³⁹
- *Rechtzeitige Bereitstellung von Prognoseergebnissen.* Resultate der Prognoseverfahren sollten den Entscheidungsträgern mit genügend zeitlichem Vorlauf zur Verfügung stehen, sodass diese noch die Möglichkeit haben, ihre Handlungen davon abzuleiten.³⁹
- *Prognosen sollten regelmäßig aktualisiert werden.* Die Prognose sollte in angemessenem Abstand auf den neuesten Stand gebracht werden, um aktuelle Entwicklungen zukünftig zu berücksichtigen.³⁹

5 Zeitreihenprognose

Im Mittelpunkt der Zeitreihenanalyse steht die zeitliche Veränderung des Prognosemerkmals. Das Verhalten dieses Merkmals wird für verschiedene Zeitpunkte (z.B. Lagerbestand am letzten Tag des Monats) oder für verschiedene Zeitspannen (z.B. Monatsverbräuche eines Lagermaterials) beobachtet. Als Ergebnis liegt sodann eine zeitlich geordnete Folge von Beobachtungen vor, die als Zeitreihe bezeichnet wird.⁴⁰

5.1 Zeitreihenzerlegung

Die Veränderungen, denen Zeitreihen möglicherweise unterliegen, können in verschiedenen Ursachen begründet sein. Aus dieser Motivation heraus ist die übliche Herangehensweise bei der Analyse von Zeitreihen die Zerlegung in typischer Weise vier Komponenten, die unterschiedliche zeitliche Dynamiken aufweisen und denen somit unterschiedlichen Wirkungsmechanismen zugeschrieben werden können.⁴¹

Die zuvor erwähnten vier Komponenten, in die Zeitreihen typischerweise zerlegt werden, sind:

- *T* – der Trend, welcher eine „langfristige systematische Veränderung des mittleren Niveaus der Zeitreihe“⁴² darstellt;
- *C* – einer Konjunkturkomponente, „die einer mehrjährigen, nicht notwendigerweise regelmäßigen Schwankung“⁴² entspricht;
- *S* – der Saison, bei der die verschiedenen Jahreszeiten einen Einfluss ausüben und die sich im Laufe der Jahre wiederholt;⁴³
- *I* – der Restkomponente, unter der alle nicht zu erklärenden Ursachen zusammengefasst werden.⁴³

Abweichend von dieser Einteilung in vier Bestandteile sind auch die Zusammenfassung der beiden Komponenten Trend und Konjunktur bzw. Konjunktur und Saison gebräuchlich. Im ersten Fall spricht man sodann von einer glatten Komponente, im zweiten Fall wird diese Zusammenfassung als zyklische Komponente bezeichnet.⁴³

⁴⁰ Vgl. Götze (2010), S. 1

⁴¹ Vgl. Thome (2005), S. 23

⁴² Schlittgen und Streitberg (2001), S. 9

⁴³ Vgl. Schlittgen und Streitberg (2001), S. 9

Abhängig davon, welche Zusammenführung der Komponenten die Zeitreihe am besten darstellt, unterscheidet man zwischen additivem und multiplikativem Modell. Auch eine Mischform der beiden Modelle kann geeignet sein, die Zeitreihe zu beschreiben.⁴⁴

Die Definitionsgleichung für die additive Verknüpfung der Komponenten Trend, Konjunktur, Saisonalität und der Restkomponente ist unter Formel 5.1.1 dargestellt.

$$Y = T + C + S + I \quad \text{Formel 5.1.1}$$

Nachstehend unter Formel 5.1.2 die formelle Darstellung des multiplikativen Modells für die Zerlegung von Zeitreihen in die bereits erwähnten Komponenten.

$$Y = T * C * S * I \quad \text{Formel 5.1.2}$$

5.2 Bedarfsverläufe

Neben den drei am häufigsten anzutreffenden Grundtypen an Nachfragemustern⁴⁵ – konstante, trendförmige und saisonal schwankende Bedarfsmuster – können auch noch die Sonderfälle stark schwankende, sporadische und strukturgebrochene Bedarfsverläufe charakterisiert werden.⁴⁶

5.2.1 Konstanter Bedarfsverlauf

Der in Hinblick auf die Prognostizierbarkeit einfachste Bedarfsverlauf ist der konstante Bedarfsverlauf. Man spricht von einem konstanten Bedarfsverlauf, wenn der Verbrauch auf einem stabilen Niveau liegt. Die Verbrauchshöhe ist langfristig gleichbleibend und schwankt nur kurzfristig um den Durchschnitt. Die Verbrauchsschwankungen sind zufällig, unterliegen keiner Regelmäßigkeit und gleichen sich über die Zeit aus. Da bei Verbrauchsmustern, auf die diese Beschreibungen zutreffen, ein langfristig gleichbleibender Trend zu erkennen ist, spricht man auch vom Trend nullter Ordnung.⁴⁷

5.2.2 Trendförmiger Bedarfsverlauf

Ist der Verbrauch über einen längeren Zeitpunkt stetig sinkend oder fallend – zufällige Schwankungen sind zu vernachlässigen – liegt ein trendförmiger Bedarfsverlauf vor. Es können positiv und negativ lineare sowie positiv und negativ nicht-lineare Trendverläufe

⁴⁴ Vgl. Thome (2005), S. 26f

⁴⁵ Vgl. Schulte (1999), S. 304

⁴⁶ Vgl. Wannewetsch (2010), S. 49

⁴⁷ Vgl. Schulte (2001), S. 141

fe vorliegen.⁴⁸ Liegt ein linearer Trend vor und möchte man den zukünftigen Verbrauch für eine Periode t schätzen, so geht man davon aus, dass dieser den Wert $a + b * t$ entspricht und Achsenabschnitt a als auch die Steigung b unter Zuhilfenahme eines geeigneten Prognoseverfahrens ermittelt werden kann.⁴⁹

5.2.3 Saisonal schwankender Bedarfsverlauf

Bei einem saisonal schwankenden Bedarfsverlauf ist ein Bedarfsmuster erkennbar, welches sich nach einer bestimmten Anzahl von Perioden wiederholt und eindeutig Ursachen wie Jahreszeiten, Feiertage, etc. zuordenbar ist. Saisonal schwankende Bedarfsverläufe können entweder stabil sein oder zusätzlich einem Trend unterliegen.⁵⁰

5.2.4 Bedarfsverlauf Sonderfälle

In Fällen, in denen ein Produkt nur selten nachgefragt wird – exemplarisch hierfür stehen Ersatzteile oder sogenannte Langsamdreher – spricht man von einem sporadischen Bedarfsverlauf. Nachfrageverläufe dieser Art weisen eine relevante Anzahl von Nullbedarfsperioden auf.⁵¹

Abrupte, stark ausfallende Veränderungen im Nachfrageverhalten werden als Bedarfsverläufe mit Strukturbruch bezeichnet. Als Auslöser dieser Nachfrageschwankungen sind etwa neue Technologien oder geänderte staatliche Regularien denkbar.⁵¹

5.3 Auswahl von Prognoseverfahren

Es ist naheliegend, dass man sich bei der Auswahl von Prognoseverfahren für jenes entscheidet, mit dem die genauesten Vorhersagen erzielt werden können. Weitere Faktoren, die bei der Entscheidung für ein Prognosemodell Berücksichtigung finden können, werden bei Zäpfel (2001) genannt und nachstehend kurz beschrieben:⁵²

- *Genauigkeit*

In Bezug auf die Genauigkeit der Prognose ist zu beachten, dass der Aufwand, der für das Erreichen noch besserer Prognoseergebnisse getrieben wird, in angemessenem Verhältnis zu dem dadurch erzielten Nutzengewinn sein soll.⁵²

⁴⁸ Vgl. Schulte (1999), S. 305

⁴⁹ Vgl. Thonemann (2015), S. 57

⁵⁰ Vgl. Thonemann (2015), S. 62

⁵¹ Vgl. Heiserich et al (2011), S. 132

⁵² Vgl. Zäpfel (2001), S. 96

- *Reagibilität*
Eine weitere Anforderung an das eingesetzte Vorhersagemodell ist, Änderungen im Verbrauchsverhalten zu entdecken und in weiterer Folge in der Prognose richtig wiederzugeben.⁵²
- *Stabilität*
Das Prognosemodell sollte in der Lage sein, Zufallsschwankungen zu glätten.⁵²
- *Rechenzeit/Speicherbedarf*
Auch wenn dieser Punkt durch den technologischen Fortschritt bei der Computer-Hardware mittlerweile eine untergeordnete Rolle spielen mag, so bleibt doch zu beachten, dass die Praktikabilität des Prognosemodells für die Akzeptanz beim Anwender zu berücksichtigen ist.⁵²
- *Eingriffsmöglichkeiten des Benutzers*
Die Qualität der Prognose kann positiv beeinflusst werden, wenn das Prognosemodell ermöglicht, bekannte Informationen in den Schätzungen abzubilden.⁵²

6 Ausgewählte Prognoseverfahren

In diesem Abschnitt werden einige Prognoseverfahren näher vorgestellt. Die Gliederung erfolgt nach der Zuteilung der Verfahren zu den in 5.2 erklärten Bedarfsverläufen, basierend auf einer in Schulte (1999) vorgenommenen Unterteilung, welche um die Sonderformen der sporadischen Nachfragemodelle erweitert wurde.

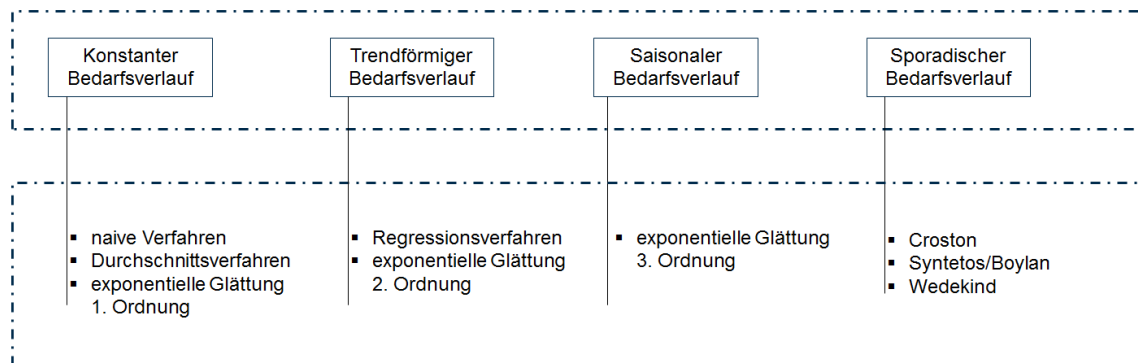


Abbildung 9: Zuteilung Prognoseverfahren zu Bedarfsverläufen (eigene Darstellung in Anlehnung an Schulte, 1999, S. 306)

Um für die in den nachfolgenden Abschnitten vorgestellten Prognoseverfahren eine einheitliche Notation zu gewährleisten, wird auf die Bezeichnungen aus Tempelmeier (2006) zurückgegriffen (siehe auch Abbildung 10). Demnach folgend wird unter y_t der in Periode t tatsächlich angefallene Verbrauch eines Produkts verstanden, die geordnete Folge $(y_1, y_2, \dots, y_t, \dots)$ entspricht somit der dazugehörigen Zeitreihe des Verbrauchs dieses Produktes. Die durch das Prognoseverfahren zu ermittelnden Prognosewerte werden mit p_{t+1}, p_{t+2}, \dots beschrieben, Prognosefehler mit e_t abgekürzt. Die Bedarfschätzung für künftige Perioden wird stets am Ende der Periode t ermittelt, also zu einem Zeitpunkt, zu dem der Verbrauch der aktuellen Periode y_t bekannt ist. Die Datenbasis, welche beim Einsatz der nachstehend beschriebenen Prognoseverfahren zur Verfügung steht, entspricht demnach der Zeitreihe von tatsächlich angefallenen Verbräuchen pro Periode.⁵³

⁵³ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 32

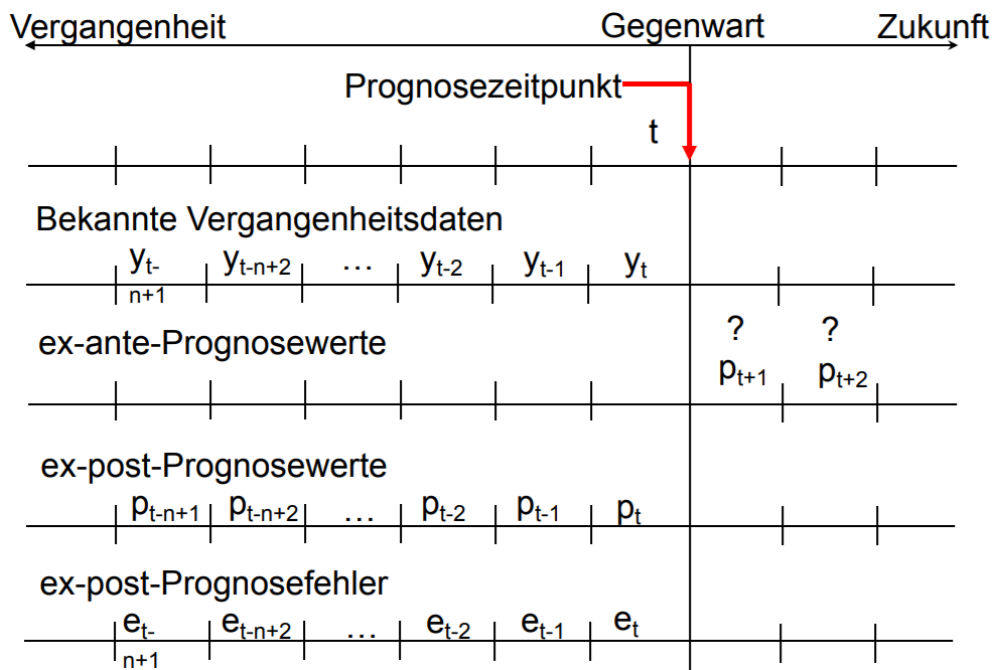


Abbildung 10: Datenstruktur der Bedarfsprognose (Quelle: Tempelmeier, 2006, S. 32)

6.1 Prognose bei konstantem Bedarfsverlauf

Die Eigenschaften eines konstanten Bedarfsverlaufes wurden bereits unter 5.2.1 erklärt. Formal kann eine Zeitreihe mit konstantem Bedarfsverlauf wie *Formel 6.1.1* beschrieben werden, wobei die zu prognostizierende Konstante mit β_0 und die unabhängige irreguläre Komponente mit ϵ_t bezeichnet wird. Bei der Anwendung der Prognoseverfahren wird im Allgemeinen davon ausgegangen, dass die irreguläre Komponente einer Normalverteilung mit dem Mittelwert $E\{\epsilon_t\}$ und der Varianz $Var\{\epsilon_t\}$ unterliegt.⁵⁴

$y_t = \beta_0 + \epsilon_t$ Formel 6.1.1 In den folgenden Unterabschnitten werden Verfahren näher erklärt, die bei konstantem Bedarfsverlauf geeignete Prognosemethoden darstellen: das naive Verfahren, Durchschnittsverfahren und die exponentielle Glättung erster Ordnung.

Aufgrund ihres stabilen Bedarfsverlaufes entspricht der Prognosewert der nächsten Periode allen folgenden Perioden bis zum Prognosehorizont T , es gilt also $p_{t+1} = p_{t+2} = p_{t+T}$.

⁵⁴ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 40

6.1.1 Naives Verfahren bei konstantem Verlauf

Das denkbar einfachste Prognoseverfahren, nämlich die Fortschreibung des letzten festgestellten Verbrauchswertes als Prognosewert für zukünftige Perioden, wird als naives Verfahren bezeichnet und wird unter *Formel 6.1.2* formal dargestellt. Der Vorteil des naiven Verfahrens ist, dass es schnell und kostengünstig zu implementieren ist. Demgegenüber steht der Nachteil, dass es keinerlei kausalen Zusammenhänge, die die Zeitreihe aufweist, berücksichtigt.⁵⁵ Das naive Verfahren kann bei stabilen Nachfrageprozessen durchaus zu befriedigenden Ergebnissen führen.⁵⁶

$$p_{t+1} = y_t \quad \text{Formel 6.1.2}$$

6.1.2 Durchschnittsverfahren

Als Glättungsverfahren bei konstantem Bedarfsverlauf bieten sich Durchschnittsverfahren und die in 0 beschriebene exponentielle Glättung erster Ordnung an. Bei den Durchschnittsverfahren werden die Schwankungen im Bedarfsverlauf durch Mittelwertbildung geglättet und Durchschnittswerte für die Bedarfsprognose herangezogen.⁵⁷ Die vorgestellten Verfahren einfacher Durchschnitt, gleitender Durchschnitt und gewichteter gleitender Durchschnitt unterscheiden sich durch die Gewichtung, die den einzelnen Vergangenheitswerten eingeräumt werden.

6.1.2.1 Einfacher Durchschnitt

Der einfache Durchschnitt oder arithmetisches Mittel wird gebildet (siehe *Formel 6.1.3*), indem die tatsächlichen Verbräuche der Vergangenheit aufsummiert und durch die Anzahl der betrachteten Perioden geteilt wird.⁵⁶

$$p_{t+1} = \frac{1}{t} * \sum_{i=1}^t y_i \quad \text{Formel 6.1.3}$$

Folgt man der Annahme, dass die aktuellsten vorliegenden Verbrauchsdaten die größte Aussagekraft über das zukünftige Verbrauchsverhalten haben, so hat diese Methodik den Nachteil, dass alle Vergangenheitswerte mit der gleichen Gewichtung den zukünftigen Prognosewert beeinflussen.⁵⁸

⁵⁵ Vgl. Shim Jae (2009), S. 32

⁵⁶ Vgl. Hüttner (1986), S. 13

⁵⁷ Vgl. Meißner (2005), S. 207

⁵⁸ Vgl. Schulte (2001), S. 306

6.1.2.2 Gleitender Durchschnitt

Beim Verfahren des gleitenden Durchschnittes gelangt die gleiche Grundformel wie beim einfachen Durchschnitt zur Anwendung, allerdings wird die Anzahl der berücksichtigten Vergangenheitsperioden konstant gehalten. Dem Prognosewert werden demnach nur die Verbrauchsdaten der letzten k Perioden zugrunde gelegt, im Zuge einer rollierenden Berechnung fällt immer der älteste Verbrauchswert aus der Zeitreihe und wird durch den aktuellsten Verbrauchswert ersetzt.⁵⁹

Eine generelle Aussage, wie viele Verbrauchsperioden für die Berechnung des gleitenden Durchschnitts einbezogen werden sollen, ist nicht sinnvoll. Die Wirkung der Glättung ist umso größer, umso größer k gewählt wird. Die Fähigkeit, sich dem aktuellen Verbrauchsverhalten rasch anzupassen ist umso besser, umso kleiner k gewählt wird. Die Ermittlung, welcher Wert für k bei einer konkreten Zeitreihe geeignet ist, kann durch experimentelle Annäherung geschehen, indem über einen längeren Zeitraum die Prognosefehler für unterschiedliche k -Werte beobachtet werden und dann jener gewählt wird, mit dem sich der kleinste Prognosefehler ergibt.⁶⁰

$$p_{t+1} = \frac{1}{k} * \sum_{i=t-k+1}^t y_i \quad \text{Formel 6.1.4}$$

6.1.2.3 Gewogener gleitender Durchschnitt

Unter 6.1.2.1 wurde bereits angemerkt, dass bei der Mittelwertberechnung alle Vergangenheitswerte denselben Einfluss auf den Prognosewert haben und keine Differenzierung, z.B. nach Alter der Verbrauchsdaten, stattfindet.

Der gewogene gleitende Durchschnitt (formal siehe *Formel 6.1.5*) schafft nun diese Möglichkeit, dem Anwender in die Prognose einzugreifen und einzelnen Vergangenheitswerten unterschiedliche Gewichtungen g_k zukommen zu lassen, wobei gilt, dass die einzelnen Gewichte einen Wert zwischen 0 und 1 einnehmen ($0 < g_k < 1$) und die Summe der Gewichte 1 ergibt ($\sum_{k=1}^K g_k = 1$).⁶¹

$$p_{t+1} = \frac{1}{k} * \sum_{i=t-k+1}^t g_k * y_i \quad \text{Formel 6.1.5}$$

⁵⁹ Vgl. Schulte (2001), S. 306

⁶⁰ Vgl. Thonemann (2015), S. 51

⁶¹ Vgl. Meißner (2005), S. 207

6.1.3 Exponentielle Glättung erster Ordnung

Der zuvor bereits aufgegriffene Gedanke, historische Verbrauchswerte proportional zu ihrer Aktualität stärker zu berücksichtigen, wird bei der exponentiellen Glättung erster Ordnung angewandt. Dabei unterscheidet sie sich vom gewogenen gleitenden Durchschnitt (6.1.2.3) dadurch, dass nicht einzelne Gewichte zugeordnet werden müssen, sondern dies durch einen einzigen Parameter, den Glättungsfaktor α , erreicht wird.⁶²

Die Herangehensweise bei der exponentiellen Glättung erster Ordnung ist die, den Prognosewert der aktuellen Periode p_t mit dem tatsächlich angefallenen Bedarf der aktuellen Periode y_t zu vergleichen und den Prognosefehler festzustellen. Aus diesem Prognosefehler, korrigiert um den Glättungsparameter α , und dem Prognosewert für die aktuelle Periode wird der neue Vorhersagewert für die nächste Periode berechnet.⁶³ Formal kann die exponentielle Glättung erster Ordnung wie in *Formel 6.1.6* dargestellt werden.

$$p_{t+1} = \alpha * y_t + (1 - \alpha) * p_t \qquad \text{Formel 6.1.6}$$

Die Gewichtung entspricht einer exponentiell abfallenden Funktion des Alters der Verbrauchsdaten. Dieser Eigenschaft hat das Verfahren auch die Namensgebung zu verdanken. Die Summe aller Gewichte entspricht 1, der jüngste Vergangenheitswert erhält die Gewichtung α , der zweitjüngste die Gewichtung $\alpha * (1 - \alpha)$, der drittjüngste die Gewichtung $\alpha * (1 - \alpha)^2$ usw.⁶⁴ In Abbildung 11 wird die exponentiell abnehmende Gewichtung der Vergangenheitswerte für drei verschiedene Werte für α graphisch dargestellt.

⁶² Vgl. Thonemann (2015), S. 52

⁶³ Vgl. Schulte (2001), S. 149

⁶⁴ Vgl. Thonemann (2015), S. 53

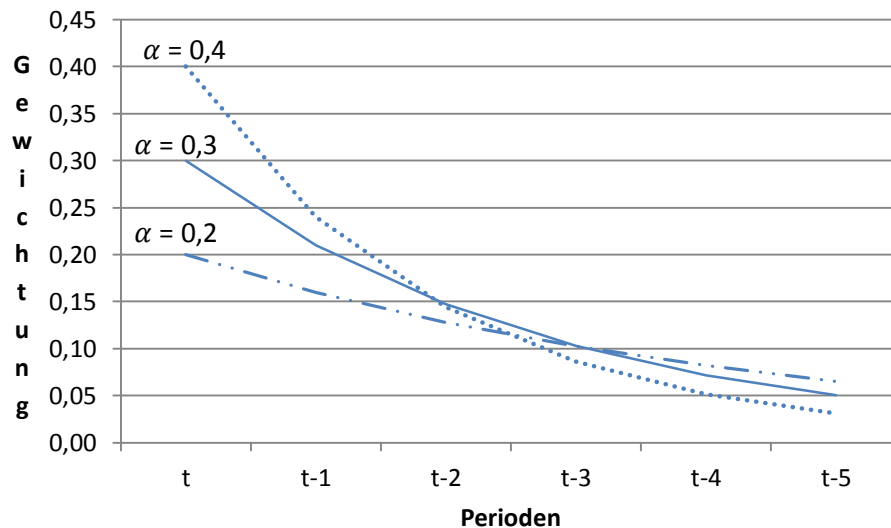


Abbildung 11: Einfluss des Glättungsparameters (eigene Darstellung in Anlehnung an Thonemann, 2015, S. 53).

Wird ein α nahe 0 gewählt, so werden aktuelle Werte kaum und ältere Werte stärker berücksichtigt, der Glättungseffekt der Prognose ist groß, dafür fällt die Reagibilität schwach aus. Für ein α nahe 1 gilt sinngemäß das Gegenteil. Der Einfluss des Glättungsparameters wird in Tabelle 1 übersichtlich zusammengefasst.⁶⁵

In der Literatur findet sich häufig die Empfehlung, bei der Wahl des Glättungsparameters einen Wert zwischen 0,1 und 0,3 zu wählen. Diese Annahmen sind aber theoretisch nicht begründbar. Wie bereits bei der Wahl der zu berücksichtigenden Perioden beim Verfahren der gleitenden Durchschnitte angemerkt, ist auch hier eine verlässliche Parameterwahl nur durch Simulation verschiedener α Werte und Ermittlung daraus folgender Prognosefehler sichergestellt.⁶⁶

	α klein, d.h. $\alpha \approx 0$	α groß, d.h. $\alpha \approx 1$
Berücksichtigung aktueller Werte	schwach	stark
Berücksichtigung alter Werte	stark	schwach
Glättungseffekt der Prognose	groß	klein
Reagibilität der Prognose	klein	groß

Tabelle 1: Bedeutung des Glättungsparameters α (Quelle: Bamberg et al, 2012, S. 202).

⁶⁵ Vgl. Bamberg et al (2012), S. 202

⁶⁶ Vgl. Zäpfel (2001), S. 102

6.2 Prognose bei trendförmigen Bedarfsverlauf

Unter 5.2.2 wurde bereits ausgeführt, wodurch sich ein trendförmiger Bedarfsverlauf charakterisiert.

Eine Zeitreihe, welche einen linearen Trendverlauf aufweist, kann formal für die letzten n beobachteten Perioden wie in *Formel 6.2.1* beschrieben werden. Dabei bezeichnet β_0 den Achsenabschnitt der Trendgeraden, β_1 die Steigung der Trendgeraden, k die unabhängige Variable Zeit sowie analog zu dem in 6.1 vorgestellten Modell für den konstanten Bedarfsverlauf ϵ_k als Variable für zufällige Schwankungen. Um nun eine Schätzung für den weiteren Verlauf der Zeitreihe abgegeben zu können, ist die Ermittlung eines Wertes für die Achsenabschnitt sowie die Steigung der Trendgeraden notwendig. Diese Abschätzung basierend auf vorliegenden historischen Daten kann auf unterschiedliche Weise erfolgen, nachfolgend werden die Regressionsrechnung sowie zwei Formen der exponentiellen Glättung zweiter Ordnung vorgestellt.⁶⁷

$$y_k = \beta_0 + \beta_1 * k + \epsilon_k \quad k = t - n + 1, \dots, t \quad \text{Formel 6.2.1}$$

6.2.1 Naives Verfahren mit Trend

Bevor auf die soeben erwähnten Verfahren zur Trendabschätzung näher eingegangen wird, soll – wie bereits beim konstanten Bedarfsverlauf – ein einfach zu implementierendes Verfahren vorgestellt werden – das naive Verfahren mit Trend.

Dabei wird vereinfachend angenommen, dass sich der Unterschied zwischen der aktuellen und der vorangegangenen Beobachtung als Trend in die Zukunft weiter vorschreibt. Analog zum in 6.1.1 vorgestellten einfachen naiven Verfahren geht man auch beim naiven Verfahren mit Trend davon aus, dass der aktuelle Beobachtungswert die Basis für die zukünftigen Prognosen darstellt und erweitert die Prognose um den zuvor erwähnten Trend, was sich formal wie in *Formel 6.2.2* dargestellt zusammenfassen lässt. Die Vor- und Nachteile dieser simplen Methode wurden bereits beim naiven Verfahren für konstante Bedarfsverläufe beschrieben und gelten sinngemäß auch hier.⁶⁸

$$p_{t+\tau} = y_t + \tau * \left(\frac{y_t}{y_{t-1}} \right) \quad \tau = 1, 2, \dots \quad \text{Formel 6.2.2}$$

6.2.2 Lineare Regressionsrechnung

Bei der linearen Regressionsrechnung wird die vorhandene Zeitreihe durch eine Gerade dargestellt, die der Form in *Formel 6.2.3* entspricht. Unter Zuhilfenahme der Kleinstquadrateschätzung werden die Parameter a Achsenabschnitt und b Steigung der Trend-

⁶⁷ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 50f

⁶⁸ Vgl. Shim Jae (2009), S. 32

geraden, auch Regressionskoeffizienten genannt, so ermittelt, dass die Summe der quadrierten Abweichungen der historischen Verbrauchswerte im Beobachtungszeitraum von den der Trendgeraden entsprechenden Werten minimiert wird.⁶⁹ Dabei werden die historischen Verbrauchswerte der Zeitreihe als abhängige und die Zeit (Perioden) als unabhängige Variable aufgefasst.⁷⁰

$$p_{t+\tau} = a + b * \tau \qquad \tau = 1, 2, \dots \qquad \text{Formel 6.2.3}$$

In Abbildung 12 wurden 20 historische Verbrauchswerte (blaue Quadrate) einer realen Zeitreihe abgebildet. Das diesen Beobachtungen entsprechende lineare Regressionsmodell weist einen Achsenabschnitt von 2524 und eine Steigung von 172 auf, ist also durch die Gleichung $p_{t+\tau} = 2524 + 172 * \tau$ darstellbar und in der Abbildung als schwarz gestrichelte Linie (Regressionsgerade) abgebildet.

Vereinfacht ausgedrückt gibt es keine lineare Funktion (in Abbildung 12 als gestrichelte Gerade dargestellt), die die Punktwolke besser abbildet, d.h. es gibt keine andere Gerade, bei der die Summe der Abweichungen zwischen tatsächlicher Beobachtungen und laut Geradefunktion ermittelter Werte geringer ist.

Wie bereits bei den Durchschnittsverfahren unter 6.1.2 angemerkt, so hat auch bei der linearen Regressionsrechnung die Wahl der Länge des Beobachtungszeitraumes Einfluss auf das Resultat. Die Einbeziehung möglichst vieler historischer Verbrauchswerte erhöht zwar die Aussagekraft der Prognose, auf der anderen Seite wird die Abschätzung dadurch aber umso mehr von weiter zurückliegenden Daten beeinflusst, da auch bei der linearen Regressionsrechnung alle historischen Werte mit der gleichen Gewichtung berücksichtigt werden.⁷¹

⁶⁹ Vgl. Schulte (1999), S. 308

⁷⁰ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 51

⁷¹ Vgl. Hüttner (1986), S. 17f

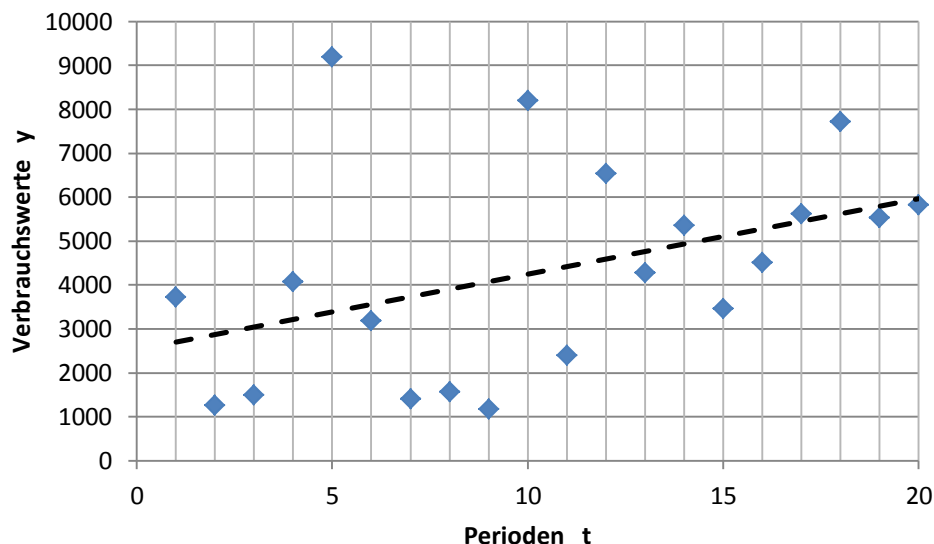


Abbildung 12: Verbrauchswerte und ihre Darstellung in Form einer Regressionsgeraden (Quelle: eigene Darstellung).

6.2.3 Exponentielle Glättung zweiter Ordnung nach Brown

Unter 6.1 wurde bereits ausgeführt, dass sich die exponentielle Glättung erster Ordnung als geeignetes Prognoseverfahren für konstante Bedarfsverläufe herausgestellt hat. Wendet man das Verfahren jedoch bei einem trendförmigen Bedarfsverlauf an, ist der dabei auftretende systematische Fehler (permanentes Hinterherhinken hinter dem Trend) zur Ableitung eines für diesen Fall geeigneten Prognoseverfahrens geeignet.⁷²

Um eine Unterscheidung der Prognosewerte nach ihrem Ursprung zu ermöglichen, werden nachstehend Werte, die nach dem Verfahren der exponentiellen Glättung erster Ordnung ermittelt wurden mit einer hochgestellten eins ($y_t^{(1)}$) und jene, die mit der exponentiellen Glättung zweiter Ordnung berechnet wurden mit einer hochgestellten zwei ($y_t^{(2)}$) dargestellt.

Die Vorgehensweise bei der exponentiellen Glättung zweiter Ordnung nach Brown ist, die bei der exponentiellen Glättung erster Ordnung ermittelten Werte ein weiteres Mal exponentiell zu glätten und diese doppelt geglätteten Werte zur Anpassung der Prognose nach exponentieller Glättung erster Ordnung anzuwenden. Die in diesem Unterkapitel vorgestellte einfachste Methode der doppelten exponentiellen Glättung geht auf Brown zurück.⁷³

⁷² Vgl. Tempelmeier (2006), S. 58f

⁷³ Vgl. Meißner (2004), S. 211f

Für die Ermittlung der doppelt geglätteten Werte wird *Formel 6.1.6* auf die aus ihr gewonnenen Prognosewerte nochmals angewandt. Dieser Logik folgend, ist für die Ermittlung der Prognosewerte der exponentiellen Glättung zweiter Ordnung der Beobachtungswert y_t durch die Variable $y_t^{(1)}$ und der Prognosewert p_t durch $y_t^{(2)}$ auszutauschen, was zur formellen Darstellung in *Formel 6.2.4* führt.

$$y_t^{(2)} = \alpha * y_t^{(1)} + (1 - \alpha) * y_{t-1}^{(2)} \quad \text{Formel 6.2.4}$$

Für die Ermittlung des systematischen Prognosefehlers e_t wird der zum Zeitpunkt t bekannte tatsächliche Verbrauch y_t und der dafür prognostizierte Schätzwert nach exponentieller Glättung erster Ordnung $y_t^{(1)}$ verglichen. Um nun zu verhindern, dass dieser systematische Fehler bei der Prognose fortgeschrieben wird, wird der neue Schätzwert nach exponentieller Glättung erster Ordnung für die folgende Periode $p_{t+1} = y_{t+1}^{(1)}$ um den Prognosefehler e_{t+1} angepasst. Dabei wird die Tatsache genutzt, dass der Fehler exakt der Differenz der beiden Werte $y_{t+1}^{(1)}$ und $y_{t+1}^{(2)}$ gleicht.⁷⁴ Daraus abgeleitet ergibt sich für die Prognose nach exponentieller Glättung zweiter Ordnung nach Brown die formale Darstellung laut nachstehender *Formel 6.2.5*.⁷⁵

$$p_{t+\tau} = \left[2 * y_t^{(1)} - y_t^{(2)} \right] + \left[\frac{\alpha}{1-\alpha} * \left(y_t^{(1)} - y_t^{(2)} \right) \right] * \tau \quad t = 1, 2, \dots$$

$$\tau = 1, 2, \dots$$

Formel 6.2.5

6.2.4 Exponentielle Glättung zweiter Ordnung nach Holt

Die Herangehensweise bei der exponentiellen Glättung zweiter Ordnung nach Holt ähnelt jener bei der einfachen exponentiellen Glättung. Auch hier werden jede Periode neue Prognosewerte ermittelt und mit den Werten aus der Vorperiode kombiniert. Ist das Ziel bei der einfachen exponentiellen Glättung, das Verbrauchsniveau zu bestimmen, so ist es bei der exponentiellen Glättung zweiter Ordnung nach Holt den Achsenabschnitt a und die Steigung b zu prognostizieren. Dabei gelangen – im Unterschied zum Verfahren nach Brown – zwei separate Glättungsfaktoren α (für den Achsenabschnitt a) und β (für die Steigung b) zum Einsatz. Die für die Berechnung der Prognose-

⁷⁴ Vgl. Meißner (2004), S. 212f

⁷⁵ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 61f

sewerte für den Achsenabschnitt (siehe *Formel 6.2.6*) und die Steigung (siehe *Formel 6.2.7*) verwendeten Formeln lauten:⁷⁶

$$a_t = \alpha * y_t + (1 - \alpha) * (a_{t-1} + b_{t-1}) \quad \text{Formel 6.2.6}$$

$$b_t = \beta * (a_t - a_{t-1}) + (1 - \beta) * b_{t-1} \quad \text{Formel 6.2.7}$$

Die Prognose für die exponentielle Glättung zweiter Ordnung nach Holt wird darauf aufbauend nach *Formel 6.2.8* ermittelt.

$$y_{t+\tau} = a_t + b_t * \tau \quad \text{Formel 6.2.8}$$

In Bezug auf die richtige Festsetzung der Glättungsparameter α und β gilt wie bereits bei gleicher Fragestellung zu Parametern bei anderen Verfahren, das allgemeine Aussagen wenig sinnvoll sind und diese Werte anhand der einzelnen Zeitreihen experimentell erhoben werden sollen. Als Richtgrößen werden für α Werte zwischen 0,05 und 0,30 angenommen, für β Werte zwischen 0,10 und 0,40.⁷⁷

In Tempelmeier (2006) wird ein Vergleich zwischen den Verfahren von Brown und dem Verfahren von Holt erwähnt, demnach der Ansatz von Holt in mehreren Fällen bessere Prognoseergebnisse erzielte.⁷⁸ Im zitierten Artikel von Gardner und Dannenbring (1980) wird argumentiert, dass die besseren Ergebnisse zu erwarten sind, da ein zusätzlicher Glättungsfaktor eingesetzt wird. Allerdings wird auch darauf hingewiesen, dass die Unterschiede kaum signifikant sind und der zusätzliche Aufwand, den die Festlegung eines guten Glättungsfaktors mit sich bringt, berücksichtigt werden muss. Es stellt sich demnach also die Frage, ob die gewonnene Genauigkeit den zusätzlichen Aufwand rechtfertigt.⁷⁹

6.3 Prognose bei saisonal schwankendem Bedarf

In 5.2.3 wurde bereits auf Eigenschaften von saisonal schwankenden Bedarfsreihen eingegangen. Da saisonal schwankende Bedarfsreihen beim dieser Arbeit untersuchten Praxisfall keine Rolle spielen, wird dieser Bereich nicht ausführlich behandelt und lediglich auf das Verfahren von Winters eingegangen, da dies eine Erweiterung des bereits bekannten Verfahrens von Holt darstellt.

⁷⁶ Vgl. Thonemann (2015), S. 59f

⁷⁷ Vgl. Thonemann (2015), S. 61

⁷⁸ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 68

⁷⁹ Vgl. Gardner und Dannenbring (1980), S. 382

Bewährte Prognoseverfahren für saisonal schwankende Bedarfsreihen stellen unter anderen die Zeitreihendekomposition und die multiple lineare Regressionsrechnung dar. Bei der Zeitreihendekomposition („Ratio-to-Moving-Average-Methode“) wird die schrittweise Zerlegung der Zeitreihe in die einzelnen Komponenten angewandt. Die Zeitreihe wird mit Hilfe von Saisonindizes um die saisonale Komponente bereinigt, die Prognose für die bereinigte Zeitreihe erstellt und danach wieder mit den zuvor ermittelten Saisonfaktoren gewichtet.⁸⁰

Die multiple lineare Regressionsrechnung ist der Funktionalität nach der bereits vorgestellten linearen Regression ähnlich. Da dieses Verfahren jedoch in der Lage ist, den Zusammenhang zwischen einer abhängigen und mehreren unabhängigen Variablen zu ermitteln, ist damit auch die Berücksichtigung von Saisonkomponenten möglich.⁸¹

6.3.1 Exponentielle Glättung dritter Ordnung nach Winters

Das von Winters entwickelte Verfahren setzt auf dem Modell von Holt (siehe 6.2.4) auf, welches um einen Saisonfaktor $c_{t+\tau-p}$ erweitert wird. Die Saisonfaktoren geben dabei an, wie sich die Nachfrage einer Periode im Verhältnis zum Durchschnitt über alle Perioden verhält. Der Achsenabschnitt wird bei diesem Modell um die Saisonkomponente korrigiert, für den saisonalen Faktor wird ein eigener Glättungsparameter γ angewandt.⁸² Demnach wird die Prognose nach folgender Formel geschätzt:

$$y_{t+\tau} = (a_t + b_t * \tau) * c_{t+\tau-p} \quad \text{Formel 6.3.1}$$

6.4 Prognose bei sporadischem Bedarfsverlauf

Für die Prognose von sporadischen Bedarfsverläufen lassen sich grundsätzlich zwei Arten von Verfahren unterscheiden. Ein Typus der Prognoseverfahren splittet die Nachfrage in der Form auf, das die Anzahl der Aufträge und die Verbrauchsmenge je Auftrag getrennt ermittelt und in weiterer Folge getrennt voneinander prognostiziert werden. Um die Gesamtnachfrage zu schätzen, werden die beiden prognostizierten Größen abschließend miteinander multipliziert. Die zweite Gruppe von Verfahren beobachtet den Zeitpunkt und die Menge eines Periodenbedarfs und schätzt den Zeitpunkt des nächsten Bedarfs sowie die dann erwartete Nachfragemenge.⁸³

⁸⁰ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 69f

⁸¹ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 81f

⁸² Vgl. Thoneman (2015), S. 62f

⁸³ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 86f

6.4.1 Verfahren nach Wedekind

Beim Prognoseverfahren nach Wedekind wird zu jedem Prognosezeitpunkt τ eine Entscheidung darüber getroffen, ob für den Vorhersagezeitraum ω ein positiver Bedarf oder ein kein Bedarf geschätzt werden soll. Fällt die Entscheidung, dass ein positiver Bedarf geschätzt wird, so wird dieser durch eine einfache exponentielle Glättung der bis zu diesem Zeitpunkt angefallenen positiven Bedarfe berechnet. Ausschlaggebendes Kriterium bei der Entscheidung für die Schätzung eines positiven Bedarfs oder eines Bedarfs von Null ist der zu erwartende Prognosefehler, welcher bei jeder der Entscheidungen zu erwarten ist. Bei diesem Verfahren wird davon ausgegangen, dass die Bedarfsabstände einer Weibullverteilung mit der Verteilungsfunktion $F(x) = 1 - e^{-(\delta \cdot x)^c}$ mit den Parametern $c > 0$ und $\delta > 0$ unterliegen.⁸⁴

Der zu erwartende Prognosefehler der beiden Alternativen Prognose eines positiven Bedarfs (F_{pos}) und Prognose keines Bedarfs (F_{nul}) wird in *Formel 6.4.1* und *Formel 6.4.2* dargestellt. Dabei beschreibt in beiden Fällen der erste Term auf der rechten Seite den erwarteten Prognosefehler, falls Bedarf auftritt und der zweite Term auf der rechten Seite den erwarteten Prognosefehler, falls kein Bedarf auftritt. Die Variable μ_e steht dabei für den mittleren Prognosefehler, der bei der einfachen exponentiellen Glättung der Bedarfsreihe positiver Verbrauchswerte ergibt. Die Größe μ_p ist die durchschnittliche geschätzte Verbrauchsmenge.⁸⁵

$$F_{pos} = P_\omega * \mu_e + (1 - P_\omega) * \mu_p \quad \text{Formel 6.4.1}$$

$$F_{nul} = P_\omega * \mu_p + (1 - P_\omega) * 0 \quad \text{Formel 6.4.2}$$

In Abhängigkeit des zu erwartenden Fehlers wird nun die Entscheidung keinen Bedarf oder positiven Bedarf zu prognostizieren getroffen. Ein positiver Bedarf für den Zeitraum ω wird dann geschätzt, wenn der bei Abgabe einer Nullbedarfsprognose zu erwartende Prognosefehler größer ist als der zu erwartende Prognosefehler bei Abgabe eines positiven Bedarfs, d.h. $F_{pos} < F_{nul}$.⁸⁶

6.4.2 Verfahren nach Croston

Ein ähnliches Verfahren, bei dem die Zwischenankunftszeit von Nachfrageereignissen und der Umfang der Nachfrage getrennt behandelt werden, ist das Verfahren nach Croston. Dabei wird am Ende jeder Periode τ überprüft, ob ein Artikel nachgefragt wurde

⁸⁴ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 87f

⁸⁵ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 88f

⁸⁶ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 89

oder nicht. Falls kein Bedarf aufgetreten ist ($y_t = 0$), wird ein Zähler q , der die aufeinander folgenden Perioden mit keinem Bedarf ermittelt, um eins erhöht und die Schätzung des Bedarfs sowie die des nächsten Bedarfszeitpunktes aus der Vorperiode übernommen ($p_{\tau+1} = p_\tau$ bzw. $i_{\tau+1} = i_\tau$). Wurde jedoch ein positiver Bedarf ($y_t > 0$) verzeichnet, werden die neuen Prognoseparameter unter Verwendung der exponentiellen Glättung erster Ordnung folgendermaßen ermittelt:⁸⁷

$$p_{\tau+1} = \alpha * y_\tau + (1 - \alpha) * p_\tau \quad \tau = 1, 2, \dots \quad \text{Formel 6.4.3}$$

$$i_{\tau+1} = \alpha * q_\tau + (1 - \alpha) * i_\tau \quad \tau = 1, 2, \dots \quad \text{Formel 6.4.4}$$

Die Variable q_τ gibt dabei den letzten beobachteten Abstand zwischen zwei Perioden mit positiver Nachfrage an. Der zuletzt festgestellte Bedarf wird mit y_τ bezeichnet. Der exponentiell geglättete, neue Prognosewert für die Zeitspanne bis zum nächsten Bedarfsereignis entspricht $i_{\tau+1}$, die exponentielle geglättete Bedarfsschätzung für die nächste Periode ist $p_{\tau+1}$.⁸⁸

Die Prognose für die nächste Periode wird mittels Division aus geschätzter Nachfrage und geschätzter Zeitspanne bis zur nächsten positiven Nachfrage berechnet (siehe *Formel 6.4.5*). Für sporadische Nachfrageverläufe ist der Prognosefehler mit dem Verfahren nach Croston im Vergleich zu gleitendem Durchschnitt und exponentieller Glättung nachweislich deutlich geringer.⁸⁹

$$y_{\tau+1} = (p_{\tau+1}/i_{\tau+1}) \quad \text{Formel 6.4.5}$$

Das Verfahren von Croston weist einige Kritikpunkte auf, wie etwa das die darin verwendete Formel für Varianzen fehlerhaft ist, die darin unterstellte Normalverteilung für Langsamdreher problematisch ist und durch andere Verteilungsformen ersetzt werden soll und das Croston-Verfahren keinen Hinweis darauf gibt, wie der Glättungsparameter datengesteuert ermittelt werden kann.⁹⁰ Eine weitere Anmerkung zum Croston Verfahren führte zu einer neuen abgewandelten Form, die im nächsten Unterabschnitt vorgestellt wird.

6.4.2.1 Syntetos und Boylan Approximation des Croston Verfahrens

Syntetos und Boylan haben nachgewiesen, dass die von Croston verwendete Formel für die Prognose (siehe *Formel 6.4.5*) kein erwartungstreuer Schätzer für die mittlere Nach-

⁸⁷ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 89

⁸⁸ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 89

⁸⁹ Vgl. Alicke (2005), S. 42

⁹⁰ Vgl. Küsters und Speckenbach (2012), S. 90

frage pro Periode darstellt und somit die angegebenen Schätzer verzerrt sind. Die Begründung dafür liegt darin, dass der Quotient des Erwartungswerts zweier Zufallsvariablen nicht dem Erwartungswert des Quotienten übereinstimmt ($E(x/y) \neq E(x)/E(y)$), was im Modell von Croston jedoch für den Erwartungswert der Niveauschätzung und den Erwartungswert der Lauflängenschätzung angenommen wird. Syntetos und Boylan haben aus diesem Grund eine angepasste Formel zur Nachfrageprognose entwickelt (siehe *Formel 6.4.6*), bei der der Erwartungswert der Nachfrage der durchschnittlichen Nachfrage näherungsweise entspricht ($E(y_t) \approx \mu/d$).

$$y_{t+1} = \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) * \frac{p_{t+1}}{i_{t+1}} \quad \text{Formel 6.4.6}$$

7 Prognosequalität

Zur Beurteilung der Prognosegüte bzw. auch zum Vergleich von Prognoseergebnissen verschiedener Prognoseverfahren kann der Prognosefehler zur Beurteilung herangezogen werden. Der Prognosefehler e einer Periode t errechnet sich aus dem dafür abgegebenen Prognosewert p_t und dem tatsächlichen Beobachtungswert y_t .⁹¹

$$e_t = y_t - p_t \quad \text{Formel 6.4.1}$$

Bei der Bewertung der Prognosequalität können zwei Merkmale Auskunft über die Leistungsfähigkeit eines Prognoseverfahrens geben – das Niveau und die Streuung des Prognosefehlers. In den folgenden Unterabschnitten dieses Kapitels wird zuerst das Abweichungssignal vorgestellt, welches Auskunft darüber gibt, ob ein struktureller Prognosefehler vorliegt und anschließend mehrere Fehlerkennzahlen vorgestellt.

7.1 Abweichungssignal

Das Abweichungssignal (oder auch Tracking Signal) ermöglicht das Feststellen eines strukturellen Fehlers, welcher durch das Prognoseverfahren erzeugt wird. Beim Einsatz eines geeigneten Prognoseverfahrens geht man davon aus, dass die Abweichungen der Prognose zu den tatsächlichen Bedarfseignissen langfristig um 0 schwanken, d.h. die Prognose überschätzt einmal, unterschätzt in der nächsten Periode und das Ausmaß dieser Abweichungen hebt sich über die Zeit betrachtet auf. Wird jedoch für eine bestimmte Zeitreihe ein nicht adäquates Prognoseverfahren eingesetzt, z.B. ein Prognoseverfahren für einen stabilen Bedarfsverlauf wie der gleitende Mittelwert für eine Zeitreihe, die einen Trend aufweist, werden die Prognoseergebnisse den tatsächlichen Ereignissen immer hinterherhinken. Um Entwicklungen dieser Art sichtbar zu machen, ist der Einsatz des Abweichungssignals empfehlenswert. Ist der strukturelle Prognosefehler erst einmal erkannt, besteht die Möglichkeit die Parametersetzung (z.B. Wert des Glättungsfaktors) anzupassen oder überhaupt zu einem geeigneteren Prognoseverfahren zu wechseln.⁹²

Zur Berechnung des Abweichungssignals SIG_t wird auf die mittlere absolute Abweichung der Prognosefehler MAD_t und den geglätteten mittleren Prognosefehler ERR_t zurückgegriffen, welche beide exponentiell geglättet werden (siehe *Formel 7.1.1* bis *Formel 7.1.3*)⁹².

⁹¹ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 34

⁹² Vgl. Thonemann (2015), S. 71f

$$SIG_t = \frac{ERR_t}{MAD_t} \quad \text{Formel 7.1.1}$$

mit

$$MAD_t = \gamma * |e_t| + (1 - \gamma) * MAD_{t-1} \quad \text{Formel 7.1.2}$$

$$ERR_t = \gamma * e_t + (1 - \gamma) * ERR_{t-1} \quad \text{Formel 7.1.3}$$

Ist das Prognoseverfahren so leistungsstark, dass es keinerlei strukturellen Prognosefehler erzeugt, so werden sich positive und negative Prognosefehler aufheben und das Verhältnis ERR_t zu MAD_t wird relativ klein sein. Für den Fall, dass das Prognoseverfahren ständig Überschätzungen des tatsächlichen Bedarfs liefert, d.h. die tatsächlichen Ereignisse kleiner sind als vom Prognoseverfahren prognostiziert, wird der Signalwert einen im Extremfall einen Wert nahe 1 annehmen. Für den gegenteiligen Fall wird das Abweichungssignal in der Nähe von -1 liegen. Als Richtwert für die tolerable Bandbreite des Abweichungssignals wird bei einem angenommenen Glättungsfaktor von $\gamma = 0,1$ ein Spielraum zwischen $-0,51$ und $+0,51$ genannt. Über- oder unterschreitet das Abweichungssignal diesen Wert, ist zu überprüfen, ob das geeignete Planungsverfahren bzw. die optimalen Parameter angewandt werden.⁹³

Das Abweichungssignal kann auch bei der exponentiellen Glättung zur modellbasierten Anpassung des Glättungsfaktors verwendet werden, indem man den absoluten Wert des Abweichungssignals der Vorperiode als Glättungsfaktor für die nächste Periode einsetzt, also $\alpha_{t+1} = |SIG_t|$.⁹⁴

7.2 Prognosefehlermaße

Möchte man verschiedene Prognoseverfahren nach der Qualität der abgegebenen Prognose vergleichen oder ein Prognoseverfahren beurteilen, bedient man sich verschiedener Fehlermaße. Dabei gelangen neben aus der Statistik allgemein bekannte Streuungsmaße wie Varianz, Standardabweichung oder Variationskoeffizient häufig eigene Fehlermaßwerte zum Einsatz.⁹⁵

⁹³ Vgl. Thonemann (2015), S. 71f

⁹⁴ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 36

⁹⁵ Vgl. Tempelmeier (2006), S. 34

7.2.1 Mittlere quadratische Abweichung

Die mittlere quadratische Abweichung MSE_t berechnet die durchschnittliche quadratische Abweichung der prognostizierten Schätzwerte vom tatsächlichen Ereigniswert über k Perioden. Dieses Fehlermaß eignet sich besonders für die Festlegung des Sicherheitsbestandes eines Lagers, da der Umfang des Sicherheitsbestandes bei normalverteilten Prognosefehlern direkt proportional zur Quadratwurzel des MSE angesetzt wird.⁹⁶

$$MSE_t = \frac{1}{n} * \sum_{k=t-n+1}^t e_k^2 \quad \text{Formel 7.2.1}$$

7.2.2 Mittlere absolute Abweichung

Die mittlere absolute Abweichung der Prognosefehler MAD_t wurde bereits beim Abweichungssignal eingesetzt und kann zur Bewertung der Prognosegüte eines Prognoseverfahrens eingesetzt werden. Dabei wird die durchschnittliche absolute Abweichung des Prognosewerts vom Ereigniswert über einen Zeitraum von k Perioden berücksichtigt. Die mittlere absolute Abweichung ist im Vergleich zur mittleren quadratischen Abweichung leichter zu fassende Maßzahl, da sie in derselben Maßgröße ausgedrückt wird wie die zugrunde liegenden Zeitreihenwerte. Die mittlere absolute Abweichung ist zur Beurteilung von Prognosemethoden dann besonders geeignet, wenn die aus den Prognosefehlern ableitbaren Kosten im direkten Verhältnis zum absoluten Ausmaß des MAD stehen.⁹⁷

$$MAD_t = \frac{1}{n} * \sum_{k=t-n+1}^t |e_k| \quad \text{Formel 7.2.2}$$

7.2.3 Mittlere absolute prozentuelle Abweichung

Für den Vergleich von Prognoseergebnissen unterschiedlicher Zeitreihen ist eine Normierung notwendig. Bei der mittleren absoluten prozentuellen Abweichung wird das Verhältnis des Prognosefehlers zur tatsächlichen Nachfrage berücksichtigt und die mittlere prozentuelle Abweichung der Prognose zum Ereignis ermittelt.⁹⁷

⁹⁶ Vgl. Thonemann (2015), S. 69

⁹⁷ Vgl. Thonemann (2015), S. 70

$$MAPE_t = \frac{1}{n} * \sum_{k=t-n+1}^t \left| \frac{e_k}{y_k} \right| \quad \text{Formel 7.2.3}$$

Ein Nachteil der in *Formel 7.2.3* präsentierten Berechnung ist, dass für Perioden mit keiner Nachfrage eine Division durch null zu keinem Ergebnis führt. Eine abgewandelte Form der Berechnung, die dieses Problem vermeidet, ist die sogenannte symmetrische *MAPE*, *sMAPE*, die im Nenner zum Verbrauch y_k den Prognosewert p_k addiert.⁹⁸

$$sMAPE_t = \frac{1}{n} * \sum_{k=t-n+1}^t \left| \frac{e_k}{y_k + p_k} \right| \quad \text{Formel 7.2.4}$$

7.2.4 Ungleichheitskoeffizient von Theil

Der direkte Vergleich von Prognoseverfahren kann mit Hilfe von Vergleichskriterien bewerkstelligt werden. Beim Ungleichheitskoeffizient von Theil U wird das zu bewertende Prognoseverfahren direkt mit einer naiven Prognose, bei der einfach der letzte tatsächliche Ereigniswert als Prognosewert für die nächste Periode eingesetzt wird, verglichen. Dabei wird die Quadratwurzel des Quotienten der MSE-Werte der beobachteten Prognose zur naiven Prognose gebildet. Ergibt sich für den Ungleichheitskoeffizient ein Wert von 0, entsprach die beobachtete Prognose genau den Ereigniswerten, bei $U < 1$ erbrachte die Prognose bessere Ergebnisse als die naive Prognose, bei $U = 1$ waren sich naive und beobachtete Prognose ebenbürtig und bei $U > 1$ erbringt das naive Verfahren bessere Ergebnisse.⁹⁹

$$U = \frac{\sum_{k=t-n+1}^t (p_t - y_t)}{\sum_{k=t-n+1}^t (y_{t-1} - y_t)} \quad \text{Formel 7.2.5}$$

⁹⁸ Vgl. Hyndman (2006), S. 45

⁹⁹ Vgl. Vogel (2015), S. 17

8 Materialdisposition

Mit Erstellung der Bedarfsprognose wurde die Basis für die innerbetriebliche Materialdisposition gelegt. Um sich gegen eine Unterdeckung im Lager abzusichern, gilt es noch den Sicherheitsbestand festzulegen. Bevor auf diesen Punkt eingegangen wird, werden anschließend noch die typischen Lagerhaltungspolitiken vorgestellt.

8.1 Lagerhaltungsstrategien

In der Lagerhaltungspolitik werden Handlungsanweisungen definiert, die regeln, zu welchem Zeitpunkt und in welcher Höhe der Lagernachschub geordert wird. Anhand dieser beiden Kriterien und der Eigenschaft, welche Größen als fix oder variabel angesetzt werden, werden vier Grundformen unterschieden, die in (s, q) zusammengefasst sind. Dabei steht t für den Bestellrhythmus, also die Zeit zwischen zwei Bestellungen bzw. für den Kontrollrhythmus, also den zeitlichen Abstand, in dem der Lagerstand überprüft wird. Die Bestellmenge wird mit q bezeichnet, der Bestellpunkt, also die Mengenschwelle, bei deren Unterschreitung eine Bestellung ausgelöst wird, als s und der Lagerbestand, welcher der Bestand ist, auf dessen Niveau durch die Bestellung aufgefüllt wird, mit S .¹⁰⁰

8.1.1 (s, q) -Politik

Die (s, q) -Strategie zählt zu den Bestellpunktverfahren. Ist der Meldebestand s erreicht oder unterschritten, wird eine Bestellung in Höhe von q ausgelöst. Die Überprüfung, ob eine Bestellung ausgelöst werden soll oder nicht erfolgt nach jeder Lagerentnahme, die Bestellzyklen sind demnach variabel.¹⁰⁰

8.1.2 (s, S) -Politik

Analog zu zuvor genannten (s, q) -Politik handelt es sich auch bei der (s, S) -Politik um ein Bestellpunktverfahren. Bei Erreichen oder Unterschreiten des Bestellpunktes s ist ein Beschaffungsvorgang in der Höhe anzustoßen, so dass das gewünschte Niveau S erreicht wird. Der Kontrollzyklus ist wie die Bestellmenge variabel, da in unterschiedlichen Zeitabständen auf Unterschreitung des Meldebestandes überprüft wird und sich die

¹⁰⁰ Vgl. Schulte (1999), S. 315

bestellte Menge daran orientiert, wie groß der Unterschied zwischen aktuellem Lagerstand und gewünschtem Lagerrichtbestand S ist.¹⁰¹

8.1.3 (t, q) -Politik

Bei der (t, q) -Politik wird in fest definierten Zeitabständen t die festgesetzte Menge q beschafft. Es handelt sich hier demnach um ein Bestellrhythmusverfahren. Nachdem beide Parameter Zeit und Menge fixiert sind, nimmt die (t, q) -Politik keine Rücksicht auf die tatsächliche Bestandsentwicklung, was die Gefahr einer Unterdeckung offensichtlich macht.¹⁰²

8.1.4 (t, S) -Politik

Die (t, S) -Politik ist darauf ausgerichtet, in festen Zeitabständen t den Lagerstand auf den gewünschten Lagerrichtbestand S zu bringen und ist dadurch als Bestellrhythmusverfahren zu klassifizieren.¹⁰²

8.1.5 Kombination von Grundtypen

Neben diesen vier Grundtypen können auch Mischformen von Lagerhaltungspolitiken charakterisiert werden. So wird etwa bei der (t, s, q) -Strategie in festen Kontrollzyklen der Bestand kontrolliert und im Bedarfsfall eine feste Menge q bestellt, die Entscheidung darüber, ob ein Beschaffungsvorgang ausgelöst werden soll oder nicht, wird jedoch aufgrund des Meldebestandes s getroffen. So kann es trotz eines konstanten zeitlichen Abstands der Bestandskontrolle zu unregelmäßigen Beschaffungsfällen kommen, da eine Bestellung nur platziert wird, wenn der Meldebestand unterschritten wird.¹⁰²

Bei einer weiteren Mischform, der (t, s, S) -Strategie, wird in definierten zeitlichen Abständen t der Lagerstand kontrolliert und bei Unterschreitung bzw. Erreichung des Meldebestandes s eine Bestellung ausgelöst, so dass der Lagerbestand auf das Niveau S aufgefüllt wird.¹⁰²

8.2 Sicherheitsbestand

Es wurde bereits bei der Einleitung zum Thema Prognoseverfahren und bei der Prognosequalität darauf eingegangen, dass Prognosen von der tatsächlichen Entwicklung typischerweise abweichen („Prognosen sind immer falsch!“) und dieser Umstand berück-

¹⁰¹ Vgl. Schulte (1999), S. 315f

¹⁰² Vgl. Schulte (1999), S. 316

sichtigt werden muss. In Bezug auf die Lagerhaltung bedeutet dies, dass mit Hilfe von Sicherheitsbeständen potenzielle Fälle von Unterdeckungen unterbunden werden sollen.

Eine mögliche Ausrichtung bei der Festlegung des Sicherheitsbestandes ist die Orientierung an einem Servicegrad, dessen Festlegung durch eine unternehmenspolitische Entscheidung getroffen wird. Die in der Praxis weit verbreiteten Servicegradkennzahlen sind der α - sowie β -Servicegrad. Die beiden Maßzahlen unterscheiden sich dadurch, dass der α -Servicegrad das Verhältnis der durch die Lagerentnahme befriedigten Aufträge zur gesamten Anzahl der Aufträge erfasst und der β -Servicegrad das Ausmaß der befriedigten Auftragsmenge im Verhältnis der gesamten Auftragsmenge ausdrückt. Der in der Praxis übliche Vorgang bei der Festlegung der Servicegrade ist das Heranziehen von Erfahrungswerten. Um einen wirtschaftlich belastbaren Wert für den optimalen Servicegrad festzulegen, müssten die Opportunitätskosten entgangener Erlöse durch Verzicht auf das Halten eines Sicherheitsbestandes den Lagerkosten bei Vorhalten eines Sicherheitsbestandes gegenübergestellt werden.¹⁰³

Eine Möglichkeit zur Festlegung eines wirtschaftlich sinnvollen Sicherheitsbestandes liegt in der Berücksichtigung der Schwankung des absoluten Prognosefehlers. Unter der Voraussetzung, dass die Prognosefehler normalverteilt sind, lässt sich die Standardabweichung der Prognosefehler σ_t folgendermaßen approximieren (mit $\pi = 3,1415 \dots$):¹⁰³

$$\sigma_t = \sqrt{\pi/2} * MAD_t \approx 1,25 * MAD_t \quad \text{Formel 8.2.1}$$

Die in Formel 8.2.3 berechnete Standardabweichung für Prognosefehler hat dann Gültigkeit, wenn mit der Prognose immer genau eine zukünftige Periode geschätzt wird. Möchte man nun jedoch einen längeren Zeitraum in Betracht ziehen, um z.B. den Prognosefehler in der Wiederbeschaffungszeit L zu berücksichtigen, kann dies wie nachstehend angeführt geschehen:¹⁰⁴

$$\sigma_L = \sigma_t * \sqrt{L} \quad \text{Formel 8.2.2}$$

Mit diesem geschätzten Wert für die Standardabweichung (oder der Standardabweichung selbst), ist ein Ausgangspunkt für die Festlegung der Höhe des Sicherheitsbestandes vorgenommen. Unter nochmaligem Hinweis auf die angenommene Normalverteilung des Prognosefehlers kann mit Hilfe eines Sicherheitsfaktors SF , der dann dem gewünschten α -Servicegrad entspricht (siehe Tabelle 2), durch Multiplikation mit der Standardabweichung σ_L oder deren Schätzung ($1,25 * MAD$) ein Sicherheitsbestand SB

¹⁰³ Vgl. Bloech et al (2014), S. 153

¹⁰⁴ Vgl. Axsäter (2006), S. 33

ermittelt werden, der die Bedarfsdeckung im unternehmenspolitisch festgelegten Maße gewährleistet.¹⁰⁵

$$SB = SF * \sigma_L \approx SF * 1,25 * MAD \quad \text{Formel 8.2.3}$$

In Tabelle 2 wird der Zusammenhang zwischen Sicherheitsfaktor und α -Servicegrad, bei angenommener Normalverteilung der absoluten Prognosefehler, dargestellt. Die Leseart der Tabelle ist wie folgt: möchte man einen α -Servicegrad von z.B. 98% erreichen, so ist die Standardabweichung des Prognosefehlers mit einem Sicherheitsfaktor von 2,05 zu multiplizieren, um einen Sicherheitsbestand vorzuhalten, mit dessen Hilfe 98% aller Bedarfsfälle abgedeckt werden können.

Umso mehr der gewünschte Servicegrad sich 100% annähert, umso stärker steigt auch der dafür erforderliche Sicherheitsfaktor. Ein hoher Servicegrad muss demnach also mit einem überproportional hohen Sicherheitsfaktor (=Sicherheitsbestand) „erkauft“ werden.¹⁰⁶

α -Servicegrad \triangleq Sicherheitsfaktor	Sicherheitsfaktor \triangleq α -Servicegrad
50,00	0,00
90,00	1,28
95,00	1,65
97,00	1,88
98,00	2,05
99,00	2,33
99,80	2,88

Tabelle 2: Verhältnis von Servicegrad zu Sicherheitsfaktor (eigene Darstellung in Anlehnung an Bloech et al (2014), S. 154).

¹⁰⁵ Vgl. Bloech et al (2014), S. 153f

¹⁰⁶ Vgl. Bloech et al (2014), S. 154

9 Anwendung Prognoseverfahren - Praxisfall

Im nachfolgenden Abschnitt werden die Ergebnisse der Anwendung einiger der in Kapitel 6 genannten Prognoseverfahren präsentiert. Bevor dies der Fall ist, werden die zugrunde liegenden Daten wie zuvor beschrieben klassifiziert und mit Hilfe von statistischen Kennzahlen beschrieben.

9.1 Datenklassifikation

Bei den untersuchten Zeitreihen handelt es sich um auf Monatsbasis aggregierte Kundenbestellungen zum Wunschliefertermin auf Articlebene in Kilogramm. Die in dieser Form zusammengefassten Bedarfe liegen für einen Zeitraum von 60 Monaten vor.

Eine auf Basis des Jahresumsatzes jedes einzelnen Artikels vorgenommene ABC-Analyse kommt zum Ergebnis, dass ca. 21% der knapp unter 3.000 lagergeführten Materialien als A-Teil, ca. 24% als B-Teil und ca. 55% als C-Teil klassifiziert werden. Die graphische Darstellung dieser ABC-Analyse erfolgte bereits in Abbildung 1, daraus ablesbar ist, dass A-Artikel für ca. 70% des Jahresumsatzes, B-Teile für ca. 20% und C-Teile für ca. 10% des jährlich erzielten Umsatzes verantwortlich sind.

Eine XYZ-Analyse, die die Häufigkeit, mit der ein Artikel bestellt wird, als Unterscheidungsmerkmal verwendet, klassifiziert ca. 23% der Materialien als X-Artikel, die also regelmäßig bestellt werden, ca. 41% als Z-Artikel, die kaum nachgefragt werden, und ca. 36% als Y-Artikel, deren Bestellhäufigkeit dazwischen liegt.

Eine kombinierte Darstellung der ABC-/XYZ-Analyse wie in Abschnitt 2.2 vorgestellt, ist die nachfolgende Abbildung 13.

		Anteil am Jahresumsatz				
		hoch	niedrig			
		A	B	C		
Bestellhäufigkeit	hoch	X	11%	9%	3%	23%
		Y	6%	11%	19%	36%
	niedrig	Z	4%	4%	33%	41%
			21%	24%	55%	

Abbildung 13: Ergebnis der ABC-/XYZ-Analyse in Matrixform (eigene Darstellung).

Aus dieser Darstellung ist ablesbar, dass die häufigste Merkmalsausprägung CZ-Artikel sind (33%), also Artikel, die einen kleinen Anteil am Jahresumsatz ausmachen und wenig oft nachgefragt werden. Das genaue Gegenteil davon, nämlich jene Artikel, die einen hohen Umsatzanteil auf sich vereinen und auch häufig bestellt werden, die AX-Artikel, weisen einen Anteil von 11% an der Gesamtheit aller Artikel auf und sind damit (gemeinsam mit BY-Artikel) die drittgrößte Kategorie.

Erfolgt die Klassifikation der Zeitreihen anhand der in Abschnitt 2.3 vorgestellten Differenzierung anhand des Variationskoeffizienten und dem durchschnittlichen Abstand (in Perioden) zwischen zwei positiven Bedarfen und zieht man die ebendort genannten Schwellenwerte heran, so kommt man zum Ergebnis, dass über 90% der Zeitreihen einen hohen (über dem Schwellenwert liegenden) Variationskoeffizienten aufweisen. Die detaillierte Betrachtung des Ergebnisses ist in Abbildung 14 dargestellt.

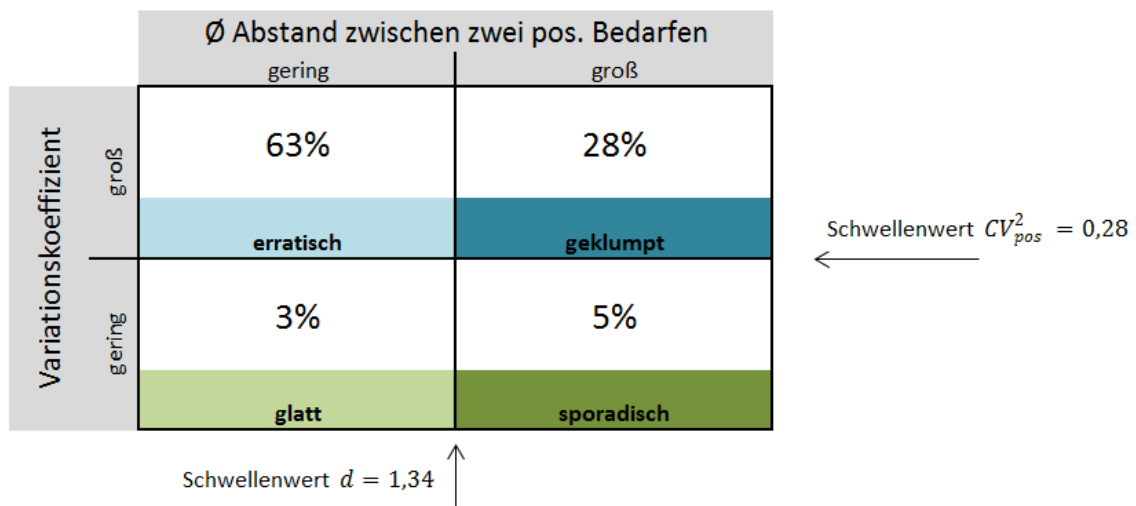


Abbildung 14: Klassifikation der Daten anhand Variationskoeffizient und Abstand Periodenbedarf (eigene Darstellung).

Eine mögliche alternative Anwendung der XYZ-Analyse kann auf Basis des Variationskoeffizienten vorgenommen werden. Für das bessere Verständnis wird im weiteren Verlauf der Arbeit der Bezug auf die XYZ-Analyse anhand des Variationskoeffizienten mit einem * versehen. Als Schwellenwerte für die XYZ-Analyse basierend auf den Variationskoeffizienten wurden Artikel einem Variationskoeffizienten bis 1,20 zur Gruppe der X*-Artikel zugeordnet, jene Artikel mit einem Variationskoeffizienten über 1,75 zu den Z*-Artikel und all jene mit Werten dazwischen zu Y*-Artikeln. Demnach sind 40% der Artikel als X*-Artikel einzuordnen, weitere 25% als Y*-Artikel und die verbliebenen 35% als Z*-Artikel. Das Ergebnis dieser Einteilung ist in Abbildung 15 graphisch dargestellt.

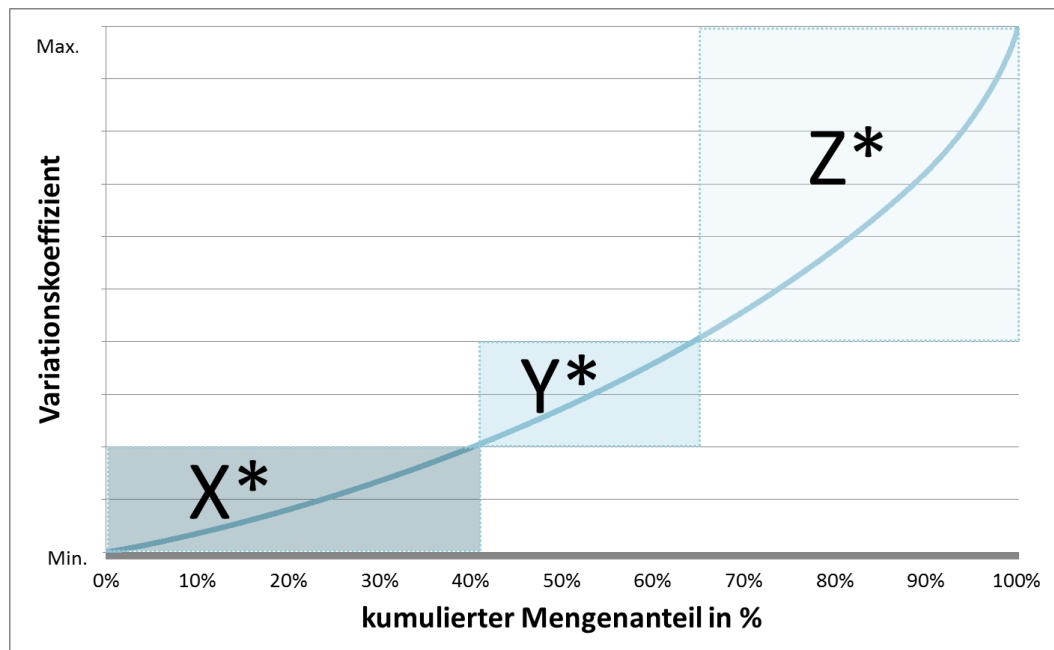


Abbildung 15: Ergebnis der XYZ-Analyse anhand des Variationskoeffizienten (eigene Darstellung)

9.2 Datenbeschreibung

Die gängigsten Kennzahlen für die Beschreibung von Daten sind Lage- und Streuungsparameter.¹⁰⁷ Ein Lageparameter fasst eine Anzahl von Einzelwerten zusammen und gibt Auskunft darüber, wie sich diese Daten durch eine Zahl charakterisieren lässt. Der gängigste Vertreter dieser Kenngrößen ist das arithmetische Mittel.¹⁰⁸ Zur weiteren Charakterisierung werden Streuungsparameter herangezogen. Dazu zählen u.a. die Varianz, Standardabweichung, Quartilsabstand und der Variationskoeffizient.¹⁰⁹ Für die Formeln zur Berechnung dieser statistischen Standardgrößen wird auf die allgemeine Literatur verwiesen (u.a. Bamberg et al, [2012]).

Neben den bereits erwähnten Kennzahlen erschien es aufgrund der Datenlage sinnvoll, zusätzlich die Zeitreihen anhand der beiden Merkmale Anteil der Nullperioden (in wie vielen der Perioden gab es keinen positiven Bedarf) und den Abstand (in Perioden) zwischen zwei positiven Bedarfen zu beschreiben.

¹⁰⁷ Vgl. Brannath u. Futschik (1998), S. 24

¹⁰⁸ Vgl. Bamberg et al (2012), S. 15f

¹⁰⁹ Vgl. Brannath u. Futschik (1998), S. 26f

9.2.1 Datenbeschreibung Mittelwert

Die Beschreibung der Mittelwerte der monatlichen Artikelbedarfe ist aus Abbildung 16 ersichtlich. Für die Darstellung wurde die Form des Histogramms gewählt, die Klassengrößen von 0 bis 1000 kg sind 200, darüber gibt es eine Klasse für Bedarfe größer als 1000 kg. Betrachtet man die Mittelwerte aller Artikelbedarfe, so ist die nach Häufigkeit größte Klasse jene mit Mittelwerten zwischen 0 und 200 kg mit 38,2% aller Artikel, gefolgt von der nächsthöheren Klasse mit Mittelwerten zwischen 200 und 400 mit 20,6% und der Klasse mit den Nachfragemengen größer 1000 mit 19,4%. Die meisten Ausprägungen lassen sich also an den beiden Rändern finden.

Die Betrachtung der A-Artikel lässt erkennen, dass der größte Anteil der Mittelwerte der Bedarfe in der Klasse größer 1000 liegt (58,5%), auf die niedrigeren Klassen sind die Ausprägungen ungefähr gleichverteilt mit 8%. Hingegen fallen bei den C-Artikeln beinahe gleich viele Mittelwerte in die niedrigsten Klasse 0 – 200 (61,6%), die beiden ersten Klassen zusammengefasst, also Mittelwerte für Bedarfe zwischen 0 – 400, weisen sogar 86% aller C-Artikel auf.

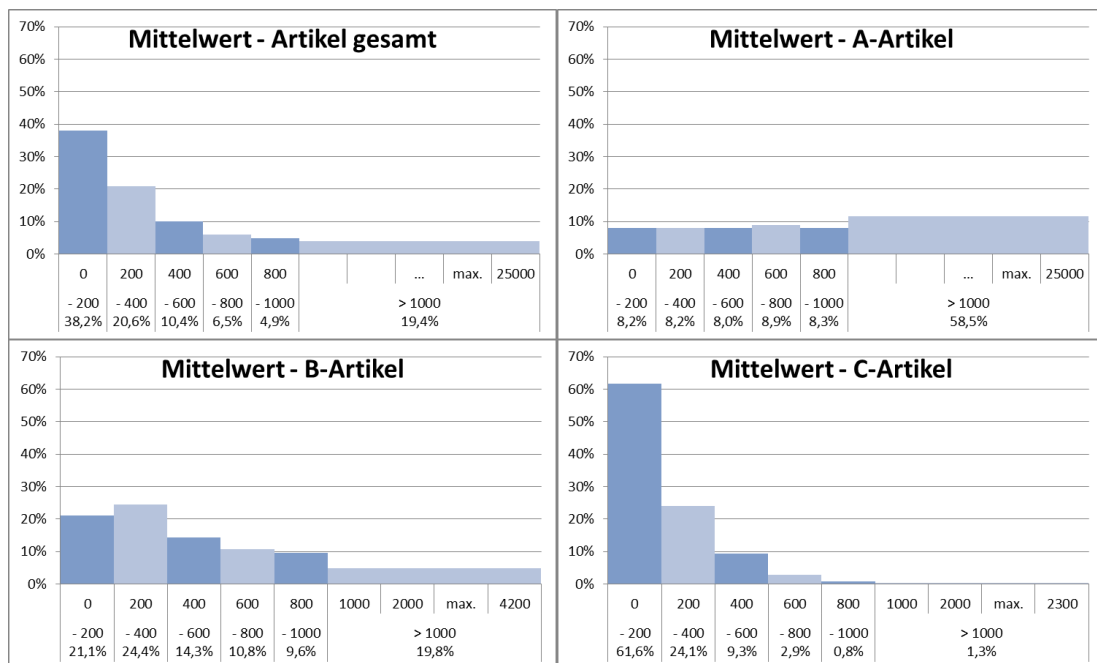


Abbildung 16: Histogramme Mittelwert der monatlichen Bedarfe gesamt sowie nach ABC-Klassifikation (eigene Darstellung).

Die Darstellungen der einzelnen Histogramme lassen darauf schließen, dass jene Artikel mit hohem Beitrag zum Jahresumsatz auch jene Artikel sind, die eine größere Nachfrage aufweisen können und umgekehrt.

9.2.2 Datenbeschreibung Standardabweichung

Die Standardabweichungen der Artikelbedarfszeitreihen wurden für die Datenpräsentation ebenso in Klassen zusammengefasst und zusätzlich die Dichtefunktion der Klassenverteilung in die Grafik aufgenommen. In Abbildung 17 bis Abbildung 19 wurden jeweils die Klassenzuteilung der Standardabweichungen für A- und X-Artikel, B- und Y-Artikel sowie C- und Z-Artikel in je einer Ansicht zusammengefasst. Daraus ist gut ablesbar, dass die dargestellten Klassifikationspaare in Hinblick auf die Standardabweichungen der Bedarfe eine sehr ähnliche Verteilung aufweisen.

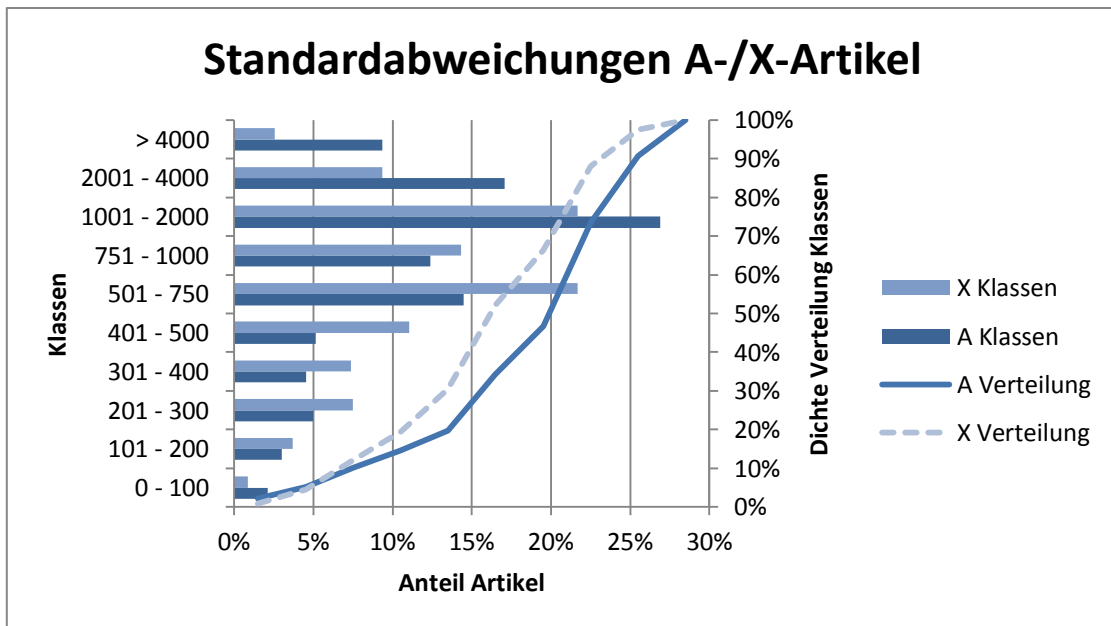


Abbildung 17: Klassifikation Standardabweichungen der Bedarfe von A- sowie X-Artikeln (eigene Darstellung)

Für die regelmäßig nachgefragten X-Artikel sind die beiden Klassen für Standardabweichungen zwischen 501 und 750 kg sowie zwischen 1001 und 2000 kg jene mit den häufigsten Ausprägungen, bei den A-Artikeln fallen die meisten Artikel in die Kategorie für Standardabweichungen zwischen 1001 und 2000 kg. Bei beiden Klassifikationen A- und X-Artikel sind die Klassen mit den niedrigeren Standardabweichungen schwächer ausgeprägt und nehmen im oberen Drittel (A-Artikel) bzw. in der oberen Hälfte (X-Artikel) stark zu.

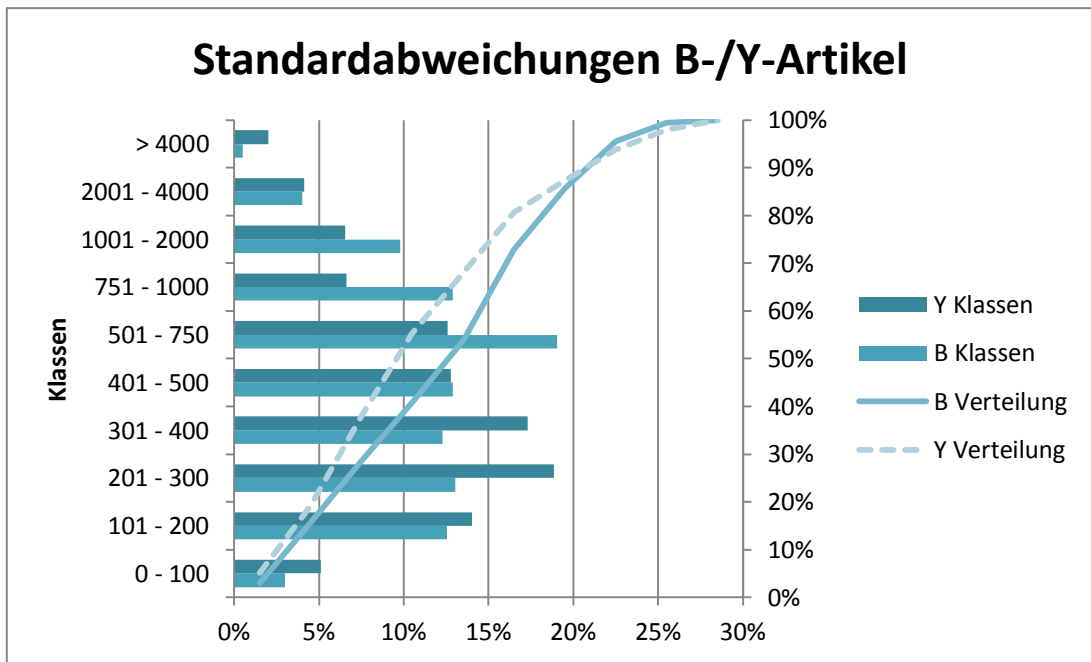


Abbildung 18: Klassifikation Standardabweichungen der Bedarfe von B- sowie Y-Artikeln (eigene Darstellung)

Sowohl bei den B- als auch den Y-Artikeln nimmt die Klassenstärke von den unteren zu den oberen Klassen hin bis zur Mitte zu und ab dort wieder ab.

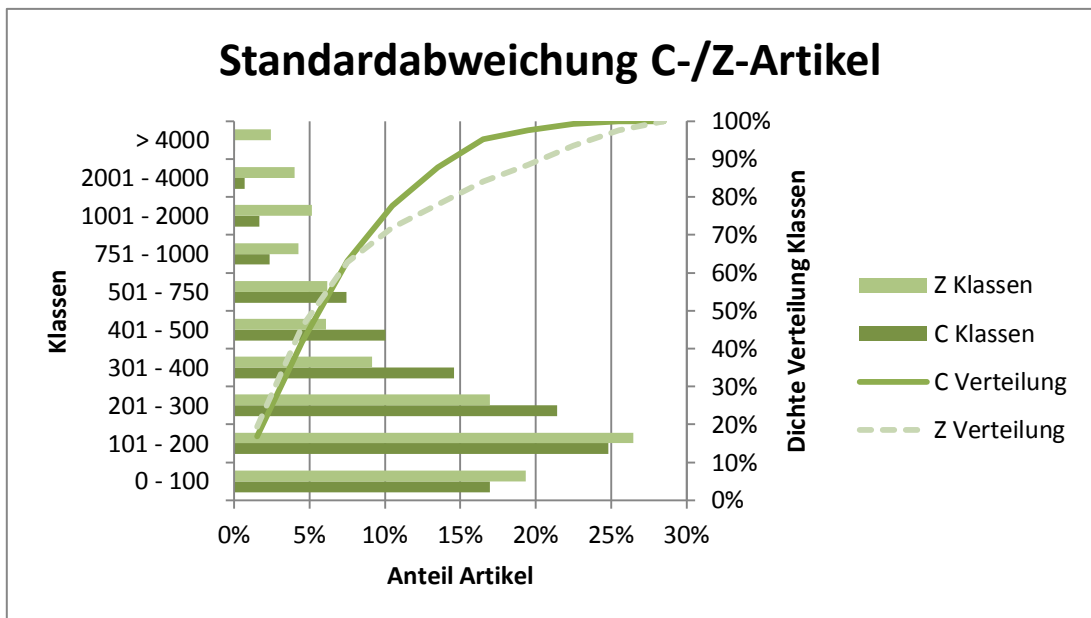


Abbildung 19: Klassifikation Standardabweichungen der Bedarfe von C- sowie Z-Artikeln (eigene Darstellung)

Sowohl für die weniger nachgefragten C-Artikel als auch für die selten bestellten Z-Artikel gilt, dass die Klassen mit den niedrigeren Gewichtskategorien stark ausgeprägt sind.

9.2.3 Datenbeschreibung Quartilsabstand

Der Quartilsabstand zählt ebenso zu den Streuungsparametern und kann verkürzt als der Wertebereich beschrieben werden, in dem bei aufsteigend sortierten Beobachtungen die mittleren 50% der Werte liegen. Diese Kennzahl errechnet sich aus der Differenz zwischen 1. und 3. Quantil.¹¹⁰

	Klassen Quartilsabstand	Klassen- breite	Anteil Gesamt	Klassifikation			Klassifikation		
				A-Artikel	B-Artikel	C-Artikel	X-Artikel	Y-Artikel	Z-Artikel
1	≥ 0 < 50	50	15,3%	4,9%	3,4%	26,8%	0,1%	1,5%	38,5%
2	≥ 50 < 100	50	5,3%	0,6%	3,2%	8,7%	0,6%	3,4%	10,2%
3	≥ 100 < 200	100	8,6%	2,9%	6,7%	12,3%	2,1%	10,2%	11,3%
4	≥ 200 < 300	100	11,4%	2,7%	10,9%	15,7%	3,5%	14,9%	13,1%
5	≥ 300 < 400	100	9,3%	3,2%	11,8%	10,8%	6,4%	14,8%	6,0%
6	≥ 400 < 500	100	7,7%	4,7%	8,0%	8,9%	7,7%	12,0%	3,5%
7	≥ 500 < 600	100	6,2%	3,5%	7,9%	6,4%	7,5%	9,0%	2,5%
8	≥ 600 < 700	100	5,9%	4,3%	8,5%	5,2%	8,8%	7,6%	2,4%
9	≥ 700 < 800	100	3,2%	4,0%	6,0%	1,3%	6,2%	3,4%	1,0%
10	≥ 800 < 1000	200	6,3%	9,2%	11,5%	2,0%	12,9%	5,9%	2,2%
11	≥ 1000 < 1500	500	7,8%	14,4%	13,7%	1,4%	15,6%	7,8%	2,8%
12	≥ 1500 < 2000	500	3,3%	9,2%	3,9%	0,3%	8,9%	2,4%	0,6%
13	≥ 2000 < 4000	2000	5,8%	20,0%	4,0%	0,1%	13,2%	4,2%	2,5%
14	≥ 4000 < 6000	2000	2,0%	7,9%	0,4%	0,1%	4,5%	1,1%	1,2%
15	≥ 6000		2,0%	8,5%	0,0%	0,0%	1,8%	1,9%	2,1%

Tabelle 3 Quartilsabstände ABC- sowie XYZ-Artikel (eigene Darstellung)

In Tabelle 3 sind die Einteilungen der Quartilsabstände nach Gesamtartikel sowie wie bereits gewohnt für ABC- und XYZ-Artikel abgebildet, jene drei Klassen mit den meisten Merkmalsausprägungen wurden wieder optisch hervorgehoben.

Für die meisten Artikelbedarfszeitreihen (15,3%) gilt, dass der Quartilsabstand im Wertebereich zwischen 0 und 50 liegt, danach in absteigender Reihenfolge folgen die Klassen zwischen 200 und 300 sowie der direkt angrenzende Größenbereich von 300 bis 400. Am geringsten ausgeprägt sind die größten Klassen mit Wertebereichen zwischen 4000 und 6000 und jener für Quartilsabstände über 6000 mit je zwei Prozent aller Verbrauchsverläufe. Betrachtet man die Klassengrößen für ABC- und XYZ-Klassifikation gemeinsam, so fällt auf, dass sowohl für A- als auch X-Artikel gilt, dass die stärksten Klassen jene mit den höheren Wertebereichen sind (Klassen zehn bis 13). Eine ähnliche Übereinstimmung der Schwerpunkte ist für C- und Z-Artikel ablesbar; für beide Kategorien gilt, dass die häufigsten Quartilsabständen in der Größenordnung der Klassen

¹¹⁰ Vgl. Hackl und Katzenbeisser (2016), S. 18f

eins, drei und vier liegen. Eine solche Gemeinsamkeit wie zuvor beschrieben ist für B- und Y-Artikel nicht erkennbar. Während B-Artikel eher in die Richtung der A-Artikel tendieren, grenzen Y-Artikel an jene Werteregionen an, in denen Z-Artikel stark vertreten sind.

Zur weiteren Verdeutlichung ist in Abbildung 20 ein Summenpolyglott mit den kumulierten relativen Häufigkeiten der Klassenzuteilungen zu den Wertebereichen der Quartilsabstände für jede Kategorie abgebildet.

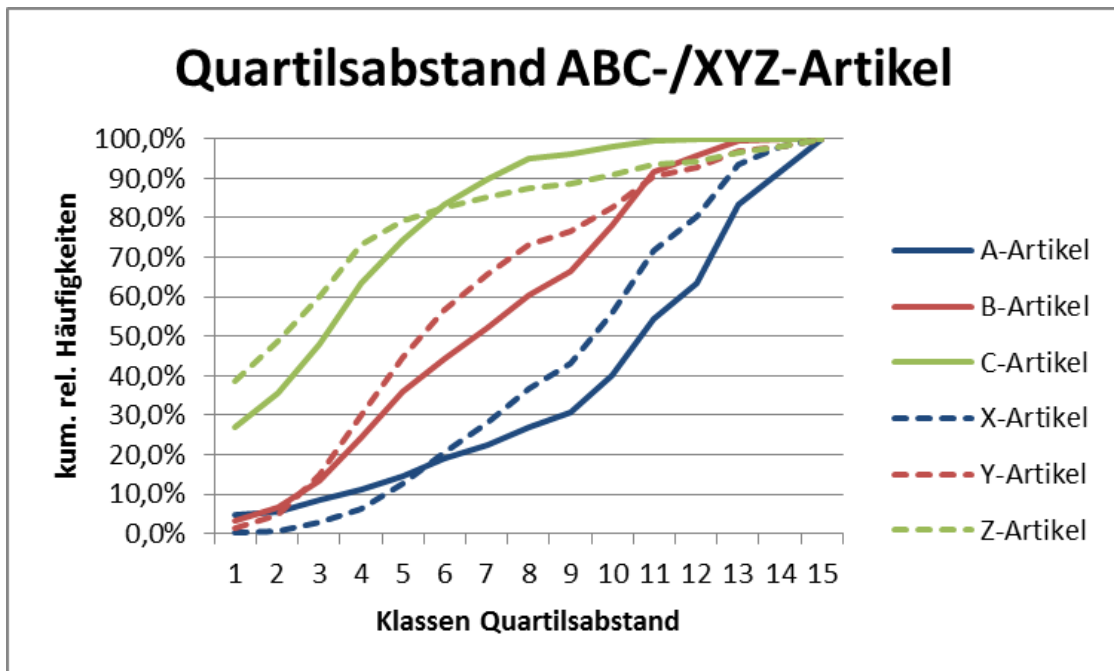


Abbildung 20: Summenpolyglott Quartilsabstände ABC-/XYZ-Artikel (eigene Darstellung)

9.2.4 Datenbeschreibung Variationskoeffizient

Der Variationskoeffizient wird als Quotient aus Standardabweichung und Mittelwert berechnet und wird zumeist als Prozentwert angeführt. Für das allgemeine Verständnis drückt dieser Streuungsparameter den Umstand der Variabilität vielfach am begreifbarsten aus.¹¹¹

Um die vorliegenden Daten in Bezug auf den Variationskoeffizient zu beschreiben, wurden abermals Klassen gebildet und die Artikel entsprechend des Parameters eingeteilt, zuerst anhand der ABC-Klassifikation, im Anschluss daran auf Basis des XYZ-Status des Artikels. Der niedrigste Variationskoeffizient einer Bedarfszeitreihe ist größer als 0,30 und kleiner oder gleich 0,40, der höchste Wert dafür liegt in der Klasse

¹¹¹ Vgl. Bamberg et al (2012), S. 20f

größer 5 und kleiner oder gleich 7. Um die Interpretation der Ergebnisse zu erleichtern, wurden jene zehn Klassen, die am stärksten ausgeprägt sind mit grün markiert, die zehn schwächsten Klassen in rot. Die Ergebnisse der Darstellung nach ABC-Klassifikation wurden in Tabelle 4 zusammengefasst, jene nach XYZ-Klassifikation in Tabelle 5.

Für A-Artikel ist gut zu erkennen, dass Variationskoeffizienten in den niedrigsten Klassen die dominierenden darstellen, die zehn stärksten Wertebereiche verteilen sich auf die Klassen zwei bis elf. Bei B-Artikeln ist die Aussage vom Grunde ähnlich, die am meisten ausgeprägten Klassen beginnen ab Klasse drei (mit Variationskoeffizienten $> 0,5 \leq 0,6$), schließen aber beinahe ebenso komprimiert wie bei den A-Artikeln bei Klasse 13. Die Variationskoeffizienten der Bedarfsreihen für C-Artikel sind im Unterschied zu jenen der A- und B-Artikel viel gleichmäßiger auf das gesamte Klassenspektrum verteilt.

	Klassen Variationskoeffizient	Klassen- breite	Klassifikation			Gesamt
			A-Artikel	B-Artikel	C-Artikel	
1	> 0,30 ≤ 0,40	0,10	1,7%	0,0%	0,0%	0,4%
2	> 0,40 ≤ 0,50	0,10	5,0%	0,5%	0,0%	1,3%
3	> 0,50 ≤ 0,60	0,10	11,8%	4,8%	0,2%	4,1%
4	> 0,60 ≤ 0,70	0,10	11,9%	9,6%	1,3%	6,0%
5	> 0,70 ≤ 0,80	0,10	11,6%	12,2%	3,5%	7,7%
6	> 0,80 ≤ 0,90	0,10	8,8%	10,2%	4,7%	7,1%
7	> 0,90 ≤ 1,00	0,10	7,7%	9,3%	5,1%	6,8%
8	> 1,00 ≤ 1,10	0,10	7,4%	9,0%	7,1%	7,7%
9	> 1,10 ≤ 1,20	0,10	5,4%	6,9%	5,0%	5,6%
10	> 1,20 ≤ 1,30	0,10	5,0%	6,9%	6,2%	6,1%
11	> 1,30 ≤ 1,40	0,10	3,8%	5,4%	4,8%	4,7%
12	> 1,40 ≤ 1,50	0,10	2,6%	3,8%	4,7%	3,9%
13	> 1,50 ≤ 1,60	0,10	3,0%	4,1%	6,2%	4,9%
14	> 1,60 ≤ 1,70	0,10	3,2%	2,8%	4,8%	3,9%
15	> 1,70 ≤ 1,80	0,10	1,7%	2,5%	3,9%	3,0%
16	> 1,80 ≤ 1,90	0,10	1,5%	1,5%	4,5%	3,0%
17	> 1,90 ≤ 2,00	0,10	0,9%	2,4%	3,3%	2,5%
18	> 2,00 ≤ 2,20	0,20	1,7%	1,9%	6,1%	3,9%
19	> 2,20 ≤ 2,40	0,20	1,4%	1,3%	4,9%	3,1%
20	> 2,40 ≤ 2,60	0,20	1,2%	0,9%	4,3%	2,7%
21	> 2,60 ≤ 2,80	0,20	0,3%	0,6%	3,3%	1,9%
22	> 2,80 ≤ 3,00	0,20	0,2%	1,0%	2,5%	1,6%
23	> 3,00 ≤ 3,50	0,50	1,2%	1,4%	5,1%	3,2%
24	> 3,50 ≤ 4,00	0,50	0,3%	0,3%	2,6%	1,4%
25	> 4,00 ≤ 5,00	1,00	0,6%	0,6%	3,5%	2,0%
26	> 5,00 ≤ 7,00	2,00	0,3%	0,4%	2,5%	1,4%

Tabelle 4: Variationskoeffizient in Klassen für ABC-Klassifikation (eigene Darstellung)

Die Verteilung der Variationskoeffizienten für die Bedarfszeitreihen der XYZ-Artikel ergibt ein etwas eindeutigeres Bild als zuvor. Für X-Artikel sind die am stärksten ausgeprägten Klassen jene von eins bis zehn, für Y-Artikel von fünf bis 14. Auch die Z-Artikel lassen sich anhand dieses Kriteriums eindeutiger beschreiben als C-Artikel, die zehn Klassen mit den meisten Merkmalsausprägungen sind jene von zwölf bis 20.

	Klassen Variationskoeffizient	Klassen- breite	Klassifikation			Gesamt
			X-Artikel	Y-Artikel	Z-Artikel	
1	> 0,30 ≤ 0,40	0,10	1,6%	0,0%	0,0%	0,4%
2	> 0,40 ≤ 0,50	0,10	5,2%	0,0%	0,0%	1,3%
3	> 0,50 ≤ 0,60	0,10	15,9%	0,7%	0,0%	4,1%
4	> 0,60 ≤ 0,70	0,10	22,0%	1,7%	0,1%	6,0%
5	> 0,70 ≤ 0,80	0,10	21,1%	7,1%	0,1%	7,7%
6	> 0,80 ≤ 0,90	0,10	12,3%	11,3%	0,2%	7,1%
7	> 0,90 ≤ 1,00	0,10	8,6%	11,7%	1,3%	6,8%
8	> 1,00 ≤ 1,10	0,10	5,9%	15,1%	2,1%	7,7%
9	> 1,10 ≤ 1,20	0,10	3,0%	11,0%	2,4%	5,6%
10	> 1,20 ≤ 1,30	0,10	2,0%	11,8%	3,5%	6,1%
11	> 1,30 ≤ 1,40	0,10	0,7%	7,6%	4,6%	4,7%
12	> 1,40 ≤ 1,50	0,10	0,8%	4,4%	5,4%	3,9%
13	> 1,50 ≤ 1,60	0,10	0,4%	4,7%	7,8%	4,9%
14	> 1,60 ≤ 1,70	0,10	0,3%	3,9%	6,0%	3,9%
15	> 1,70 ≤ 1,80	0,10	0,1%	2,2%	5,5%	3,0%
16	> 1,80 ≤ 1,90	0,10	0,0%	1,6%	6,0%	3,0%
17	> 1,90 ≤ 2,00	0,10	0,0%	1,2%	5,3%	2,5%
18	> 2,00 ≤ 2,20	0,20	0,0%	1,3%	8,7%	3,9%
19	> 2,20 ≤ 2,40	0,20	0,0%	1,1%	6,8%	3,1%
20	> 2,40 ≤ 2,60	0,20	0,0%	0,3%	6,5%	2,7%
21	> 2,60 ≤ 2,80	0,20	0,0%	0,3%	4,4%	1,9%
22	> 2,80 ≤ 3,00	0,20	0,0%	0,5%	3,5%	1,6%
23	> 3,00 ≤ 3,50	0,50	0,0%	0,5%	7,6%	3,2%
24	> 3,50 ≤ 4,00	0,50	0,0%	0,0%	3,6%	1,4%
25	> 4,00 ≤ 5,00	1,00	0,0%	0,1%	5,1%	2,0%
26	> 5,00 ≤ 7,00	2,00	0,0%	0,0%	3,6%	1,4%

Tabelle 5: Variationskoeffizient nach XYZ-Klassifikation (eigene Darstellung)

Zur weiteren Veranschaulichung der Verteilung der Variationskoeffizienten ist in Abbildung 21 ein Summenpolygon der Verteilungen nach ABC-Klassifikation (links) und nach XYZ-Einteilung (rechts) dargestellt, welche die zuvor getätigten Aussagen nochmals unterstreichen.

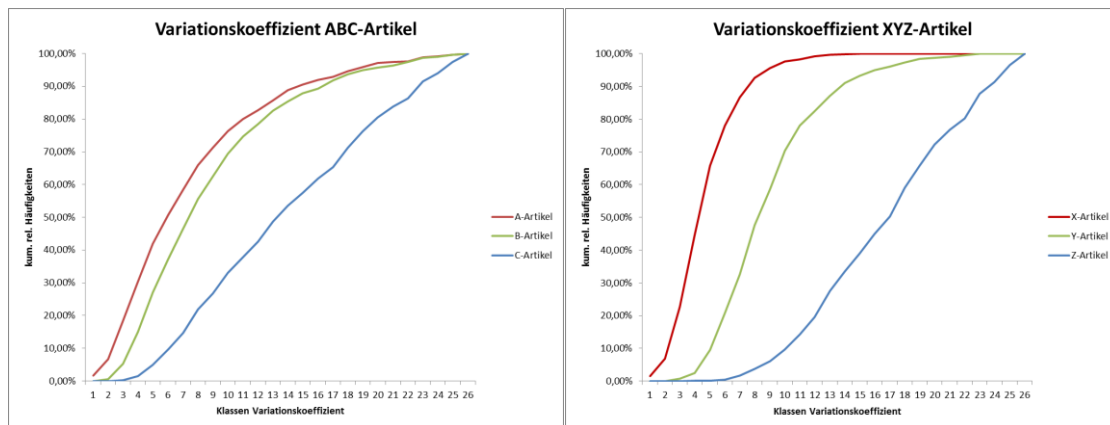


Abbildung 21: Summenpolygone der Verteilungen der Variationskoeffizientenklassen nach ABC- und XYZ-Merkmal (eigene Darstellung)

9.2.5 Datenbeschreibung Nullperiodenanteil bzw. Abstand zwischen zwei positiven Bedarfen

Eine weitere Form der Charakterisierung der vorliegenden Zeitreihen basiert auf jenen Perioden, in welchen keine Nachfrage für einen Artikel festzustellen ist.

Der Nullperiodenanteil gibt Auskunft darüber, in wie vielen der Perioden ein Artikel überhaupt nicht nachgefragt wurde, der Bedarf also gleich 0 ist. Für die Beschreibung des Nullperiodenanteils wurden vier Kategorien geschaffen, wobei die erste Einteilung jene Zeitreihen umfasst, welche in jeder Periode nachgefragt bzw. bis zu maximal einem Viertel der Perioden nicht nachgefragt wurden, die zweite Einteilung jene Zeitreihen beinhaltet, die in mehr als einem Viertel der Perioden bis maximal zur Hälfte der Perioden keine Nachfragen aufweisen, die dritte Einteilung Zeitreihen umfasst, für welche in mehr als der Hälfte und maximal 75% der Perioden kein Bedarf vorherrschte, und die vierte Einteilung Zeitreihen darstellt, die überhaupt nur in einem Viertel der Perioden oder weniger nachgefragt wurden. In Tabelle 6 wird der Anteil an Nullperioden für ABC- sowie XYZ-Artikel wiedergegeben.

Nullperiodenanteil	Gesamt	A-Artikel	B-Artikel	C-Artikel	X-Artikel	Y-Artikel	Z-Artikel
0% bis < 25%	45,74%	69,34%	65,66%	23,84%	98,73%	59,52%	0,87%
>= 25% bis < 50%	21,70%	13,44%	19,42%	26,75%	1,13%	35,87%	21,51%
>= 50% bis < 75%	20,63%	12,39%	10,53%	30,02%	0,14%	4,33%	47,88%
>= 75%	11,94%	4,83%	4,39%	19,39%	0,00%	0,29%	29,75%

Tabelle 6: Nullperiodenanteil ABC- und XYZ Artikel (eigene Darstellung)

Betrachtet man die Gesamtheit der Artikel, so haben knapp weniger als die Hälfte (45,74%) aller Materialien einen Nullperiodenanteil von weniger als 25%, die nächsten beiden Einteilungen jeweils knapp 20% sowie in etwa 12% der Artikel werden in weniger als drei Viertel aller Perioden nachgefragt. Bei der Klassifikation nach ABC-

Kriterien weisen A- und B-Artikel eine nahezu idente Verteilung auf, bei C-Artikeln hingegen ist die Verteilung auf die vier Klassen einigermaßen gleich. Für die Einteilung nach XYZ-Kriterien ist, nachdem die Artikel nach der Regelmäßigkeit von Bestelleingängen differenziert wird, erwartungsgemäß eine eindeutigere Charakterisierung anhand der Kennziffer Nullperiodenanteil abzulesen. X-Artikel weisen einen geringen Anteil von Perioden mit keiner Nachfrage auf, für Z-Artikel gilt, dass drei Viertel dieser Materialien in weniger als der Hälfte aller Perioden nicht nachgefragt werden.

Zur ergänzenden Beschreibung der Zeitreihen in Bezug auf Nullbedarfe wird der durchschnittliche Abstand zwischen zwei positiven Bedarfen angegeben. Ein Wert von eins bedeutet, dass der Artikel in jeder Periode nachgefragt wurde, dies trifft auf ca. 30% aller Artikel zu, etwas stärker ausgeprägt ist die getroffene Einteilung von größer 1 und kleiner bzw. gleich 1,25 mit 32,67%. Das übrige Drittel verteilt sich relativ gleichmäßig auf die weiteren Einteilungen. Wie bereits beim Nullperiodenanteil ist die Verteilung von A- und B-Artikel nahezu ident, bei den C-Artikeln ist die Klasse mit durchschnittlichem Periodenabstand zwischen zwei positiven Bedarfen mit größer 1 und kleiner bzw. gleich 1,25 am stärksten ausgeprägt, die verbliebenen C-Artikel verteilen sich gleichmäßig auf die übrigen Einteilungen. Bei den X-Artikeln decken die beiden ersten Klassen 99% der Artikel ab. Y-Artikel sind ebenso in den ersten beiden Einteilungen am stärksten ausgeprägt, wenn auch mit Schwerpunkt auf der zweiten Einteilung. Es gibt keinen Z-Artikel, der jede Periode nachgefragt wurde, die Anteile der übrigen Verteilungen bewegen sich zwischen 12% (durchschnittlicher Abstand größer 6 Perioden) und 23% (durchschnittlicher Abstand zwischen größer 1,5 und kleiner bzw. gleich 2 Perioden).

Ø Abstand in Perioden	Gesamt	A-Artikel	B-Artikel	C-Artikel	X-Artikel	Y-Artikel	Z-Artikel
1	29,73%	54,08%	44,36%	10,42%	85,98%	24,52%	0,00%
> 1 bis <= 1,25	32,67%	25,53%	35,09%	34,61%	12,75%	64,23%	16,39%
> 1,25 bis <= 1,5	9,56%	5,29%	6,89%	13,00%	0,57%	5,96%	18,30%
> 1,5 bis <= 2	9,59%	6,34%	4,76%	13,76%	0,28%	1,15%	22,90%
> 2 bis <= 3	8,00%	4,38%	3,76%	12,02%	0,28%	2,98%	17,26%
> 3 bis <= 6	5,66%	2,87%	2,51%	8,69%	0,14%	1,06%	13,18%
>= 6	4,79%	1,51%	2,63%	7,51%	0,00%	0,10%	11,97%

Tabelle 7: Durchschnittlicher Abstand zwischen zwei positiven Bedarfen für ABC- und XYZ-Artikel (eigene Darstellung)

10 Implementierung Programmcode

Um feststellen zu können, wie sich unterschiedliche Prognosemethoden für die zu untersuchenden Verbrauchsdaten bewähren, wurde ein Programmcode implementiert, der in diesem Abschnitt vorgestellt wird.

Die im Programmcode abgebildete Logik entspricht dem teilweise vereinfachten Planungsprozess des in der Einleitung erwähnten Zentrallagers. Am Ende jeder Periode wird eine Prognose für die nächsten zwölf Perioden ermittelt, wobei die Verbrauchsdaten der jüngsten Periode hierbei bereits berücksichtigt werden. Auf Basis des Anfangsbestandes am Beginn der Periode und den prognostizierten Schätzungen für die Verbräuche sowie dem ermittelten Sicherheitsbestand wird dann berechnet, ob die Produktion mit einer neuen Bestellung beauftragt wird. Die Orderlosgröße entspricht dabei dem ein- oder mehrfachen einer gegebenen Mindestmenge, die Wiederbeschaffungszeit ist fix und ebenfalls bekannt. Die Lagerhaltungspolitik kann als eine Abwandlung der in Abschnitt 8.1.5 beschriebenen (t, q, s) -Politik interpretiert werden. Da die Bestellmenge jedoch nicht immer fix, also gleich q , sondern ein n -faches davon ist, erscheint die Zuschreibung als $(t, n \times q, s)$ -Politik treffender.

```
Einlesen Stamm- und Verbrauchsdaten
Einlesen Prognoseparameter
Für jede Periode
  Für jeden Artikel
    Update Anfangsbestände
    Erstellung Forecast
    - Gleitender Mittelwert
    - Exponentielle Glättung 1. Ordnung
    - Exponentielle Glättung 2. Ordnung
    - Naive Prognose
    - Croston
    - SB-Approximation
    Update Prognosefehler
    Update Sicherheitsbestand
    Update Bestellbedarf
    Update Endbestände
Ausgabe Ergebnisse
```

Abbildung 22: Pseudocode des implementierten Algorithmus (eigene Darstellung)

Produktionszuteilungen werden für den Wiederbeschaffungszeitraum eingefroren, d.h. können in dieser Zeit nicht mehr verändert werden. Der Bestelleingang aus der Produk-

tion wird dem Lagerbestand am Beginn jeder Periode zugeteilt, die gesammelten Verbräuche am Ende abgezogen. Bedarfe, die nicht zum gewünschten Zeitpunkt befriedigt werden können, werden beliefert, sobald wieder Ware zur Verfügung steht (sog. *backorders* sind demnach zulässig).

10.1 Daten einlesen

Es werden die Verbrauchszeitreihen für 60 Monate sowie die unter Stammdaten zusammengefassten Orderlosgrößen (Mindestbestellmengen) auf Articlebene, Q_i , Wiederbeschaffungszeiten, WB_i , sowie Sicherheitsfaktoren für die Berechnung des Sicherheitsbestands auf Basis Artikelklassifikation nach ABC-Schema, SF_{ABC} , eingelesen. Der Programmcode ist so ausgelegt, dass auch sämtliche Glättungsparameter für die einzelnen Prognoseverfahren aus einem Datenfile importiert werden.

10.2 Planungslauf

Danach wird im Hauptteil des Programmablaufs für jede Periode j , für jeden Artikel i :

- der Anfangsbestand AB_{ij} laut *Formel 10.2.1* aktualisiert, wobei dafür zum Endbestand des Artikels in der Vorperiode, EB_{ij-1} , der für die aktuelle Periode zugeteilte Bestelleingang LNS_{ij} dazugezählt wird, so in der Periode $j - WB_i$ eine Bestellung für j ermittelt wurde;

$$AB_{ij} = EB_{ij-1} + LNS_{ij} \quad \text{Formel 10.2.1}$$

- die Prognosewerte anhand folgender Verfahren ermittelt:
 - gleitender Mittelwert wie in Kapitel 6.1.2.2 beschrieben;
 - exponentielle Glättung 1. Ordnung wie in Kapitel 6.1.3 erläutert;
 - exponentielle Glättung 2. Ordnung nach Holt wie in Kapitel 6.2.4 ausgeführt;
 - naives Verfahren laut Kapitel 6.1.1;
 - Verfahren nach Croston wie in Kapitel 6.4.2 erklärt;
 - sowie die Abwandlung der Croston Methode nach Syntetos und Boylan aus Kapitel 6.4.2.1
- die Prognosefehlermaße nach MSE , MAD und $sMAPE$, wie in Kapiteln 7.2.1 bis 7.2.3 beschrieben, ermittelt;
- der Sicherheitsbestand laut Formel 8.2.3 in Kapitel 8.2 errechnet, wobei für A-Artikel ein α -Servicegrad von 98%, für B-Artikel von 90% und für C-Artikel von ca. 88% angestrebt wird und die dementsprechenden Sicherheitsfaktoren vorgegeben sind.

- ermittelt wird, ob eine Bestellung an die Produktion abgegeben wird, indem der Anfangsbestand AB_{ij} sowie die eingeplanten Lagerzugänge LNS_{ij} in der Wiederbeschaffungszeit WB_i den prognostizierten Bedarfen p_{ij} für denselben Zeitraum gegenübergestellt werden. Eine Produktion wird in Auftrag gegeben, sobald gilt:

$$AB_{ij} + \sum_{k=j+wb}^{j+WB_i} LNS_{ik} < \sum_{k=j+wb}^{j+WB_i} p_{ik} \quad \text{Formel 10.2.2}$$

$$\forall wb = 1, \dots, WB_i$$

Die Höhe der Bestellung ist abhängig von der Bestelllosgröße Q_i und dem Faktor n ($n = 1, 2, \dots$), der so lange von 1 ausgehend erhöht wird, bis gilt:

$$n * Q_i > (AB_{ij} + \sum_{k=j+wb}^{j+WB_i} LNS_{ik}) - \sum_{k=j+wb}^{j+WB_i} p_{ik} \quad \text{Formel 10.2.3}$$

- und abschließend der Endbestand EB_{ij} ermittelt wird, indem vom Anfangsbestand AB_{ij} die Verbräuche y_{ij} abgezogen werden.

$$EB_{ij} = AB_{ij-1} + y_{ij} \quad \text{Formel 10.2.4}$$

Am Ende des Programmlaufes werden die Ergebnisse in Form der Monatsprognosen der einzelnen Prognoseverfahren, der daraus resultierenden Prognosefehler in Form der mittleren quadratischen Abweichung, der mittleren absoluten Abweichung und der mittleren absoluten prozentuellen Abweichung sowie der Anfangs und Endbestände in eine Datei ausgegeben.

11 Ergebnisse

Um die Prognosegüte der einzelnen Prognoseverfahren zu beurteilen, wurden die Verbrauchszeitreihen von 291 Artikeln herangezogen, die sich nach ABC- und XYZ-Kriterien wie die Gesamtzahl der Artikel zusammensetzen und anhand der Prognosefehlermaße *MAD* und *MSE* sowie *sMAPE* verglichen; die dafür herangezogenen Berechnungsmethoden wurden in den Unterabschnitten 7.2.1 bis 7.2.3 erläutert. Das Prognosegütemaß *MAPE* wird aufgrund der Problematik, dass bei keinem tatsächlichen Bedarf eine Division durch null auftritt, beim Vergleich der Verfahren nicht berücksichtigt.

Für die Ergebnisauswertung wurden die letzten 36 Monate der gesamt zur Verfügung gestandenen 60monatigen Zeitreihen herangezogen.

Eine Möglichkeit, um die Prognosegüte unterschiedlicher Prognoseverfahren zu vergleichen, besteht darin, die Ergebnisse der einzelnen Verfahren mit den Ergebnissen eines naiven Verfahrens in Beziehung zu setzen. Die zu Grunde liegende Überlegung dabei ist, dass ein Verfahren immer bessere Ergebnisse, also geringere Prognosefehler, liefern sollte als die mit dem geringsten Aufwand verbundene Form der Prognose, das naive Verfahren.¹¹² Diese Grundidee entspricht auch dem in 7.2.4 vorgestellten Ungleichheitskoeffizienten von Theil.

Aus diesem Grund werden *MAD* und *MSE* sowie *sMAPE* des naiven Verfahrens als Vergleichsmaßstab herangezogen und in den nachstehenden Tabellen die Ergebnisse der einzelnen Prognoseverfahren in Bezug auf diese Referenz dargestellt, sozusagen die Ergebnisverbesserung der einzelnen Prognosemethoden im Vergleich zum Einsatz des naiven Verfahrens angegeben.

Die durchschnittlichen absoluten Prognosefehler wurden stichprobenartig mit Hilfe des Statistikprogrammes *R* mit dem Shapiro-Wilk Test auf Normalverteilung untersucht, für eine Mehrheit der Artikel wurde die Hypothese, dass die absoluten Prognosefehler normalverteilt sind, bestätigt.

In den nachfolgenden Unterabschnitten werden die Prognoseergebnisse der vorgestellten Prognosemethoden in zwei Schritten präsentiert: zuerst wird dargelegt, welche Ergebnisse bei Anwendung der Parameter der einzelnen Prognoseverfahren erzielt werden, danach wird aufgezeigt, ob zusätzliche Verbesserungen durch Differenzierung bei der Anwendung der Parameter auf einzelne Artikelkategorien möglich sind. Die dabei vorgenommenen Einteilungen beziehen sich auf die zuvor vorgestellten Klassifikatio-

¹¹² Vgl. Shim Jae (2009), S. 33

nen auf Basis der ABC- und der beiden XYZ-Analysen (Bestellhäufigkeit und Variationskoeffizient) sowie der in Abschnitt 2.3 erwähnten Gruppierung von Bedarfsverläufen.

Als Ergänzung wurde bei den Verfahren nach Croston und dessen Approximation nach Syntetos und Boylan einem Hinweis in Küsters und Speckenbach (2012) folgend die Glättungsparameter für die Nachfrage und die Zwischenankunftszeit der Nachfrage getrennt behandelt, d.h. für beide Faktoren nicht zwingend dieselben Werte eingesetzt.¹¹³ Die dabei erzielten Ergebnisse werden bei der Zusammenfassung der Prognoseresultate der beiden Verfahren als Unterkapitel präsentiert.

11.1 Ergebnisse Gleitendes Durchschnittsverfahren

Bei der Methode des gleitenden Durchschnittes wurde untersucht, welche Auswirkungen eine unterschiedliche Anzahl von Perioden, die für die Berechnung des Durchschnitts herangezogen wird, auf die einzelnen Kenngrößen der Prognosegüte haben.

In Tabelle 8 wird die Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung des gleitenden Durchschnittsverfahrens im Vergleich zum naiven Verfahren bei unterschiedlichen Perioden anhand der mittleren absoluten Abweichung des Prognosefehlers (*MAD*) dargestellt.

Bezogen auf die Gesamtheit der Artikel ist das beste Ergebnis, also die größte Ergebnisverbesserung im Vergleich zum naiven Verfahren, bei Berücksichtigung von 16 Vergangenheitsperioden für die Berechnung des Durchschnitts zu erzielen, wobei die Resultate für 20 bzw. 24 Monate auf einem ähnlichen Niveau liegen. Betrachtet man die einzelnen Artikelkategorien, so ist festzustellen, dass sowohl A- und B- sowie X- und Z-Artikel die besten Prognoseresultate bei einer höheren Anzahl von berücksichtigten Perioden erzielt, wo hingegen für C- und Y-Artikel die Durchschnittsberechnung von 10 Vergangenheitsperioden am geeignetsten ist.

¹¹³ Vgl. Küsters und Speckenbach (2012), S. 89

Perioden k	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
6	-22,6%	-24,8%	-20,2%	-16,0%	-24,7%	-23,5%	-18,9%
10	-24,4%	-26,7%	-21,8%	-17,2%	-26,9%	-25,2%	-20,2%
12	-24,5%	-26,9%	-22,4%	-16,5%	-28,1%	-25,0%	-19,9%
14	-24,8%	-27,2%	-22,4%	-16,8%	-28,7%	-24,8%	-20,4%
16	-25,1%	-27,7%	-22,3%	-16,8%	-29,1%	-25,1%	-20,6%
20	-25,1%	-27,7%	-22,5%	-16,5%	-29,7%	-24,6%	-20,9%
24	-24,9%	-27,4%	-22,7%	-16,3%	-30,0%	-23,7%	-21,2%

Tabelle 8: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Berücksichtigung unterschiedlicher Perioden anhand *MAD* (eigene Darstellung)

Zieht man nun für die Beurteilung des Prognoseergebnisses die mittlere quadratische Abweichung der Prognose zum tatsächlichen Verbrauch (*MSE*) als Vergleichskriterium heran, ergibt für die Gesamtheit der Artikel eine Berücksichtigung von 10 Vergangenheitsperioden das beste Prognoseergebnis.

Perioden k	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
6	-49,4%	-49,7%	-44,1%	-43,6%	-44,4%	-50,3%	-49,5%
8	-51,1%	-51,4%	-46,9%	-46,0%	-45,4%	-52,5%	-50,6%
10	-51,5%	-51,7%	-47,9%	-47,2%	-47,0%	-51,8%	-52,9%
12	-50,8%	-50,9%	-49,2%	-45,5%	-48,3%	-50,6%	-52,6%
16	-50,8%	-51,0%	-49,1%	-46,1%	-49,9%	-49,8%	-54,2%
20	-50,2%	-50,3%	-48,6%	-46,0%	-49,7%	-48,7%	-54,7%
24	-49,7%	-49,8%	-49,3%	-46,0%	-50,9%	-47,4%	-55,4%

Tabelle 9: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Berücksichtigung unterschiedlicher Perioden anhand *MSE* (eigene Darstellung)

Für die einzelnen Artikelkategorien stimmt das Bild für A-, C- und Y-Artikel mit dem Gesamtergebnis überein, bei B-, X- und Z-Artikel ist jedoch mit 24 Vergangenheitsperioden die höchste Ergebnisverbesserung im Vergleich zum naiven Verfahren zu erzielen.

Bei der Evaluierung der Prognoseergebnisse auf Basis der symmetrischen absoluten prozentuellen Abweichung, *sMAPE*, stellt sich für die Gesamtheit der Artikel ein Durchrechnungszeitraum für die Ermittlung des Durchschnittswertes von 24 Monaten als ideal dar, wobei sich die Ergebnisse für 16-20 Monate auf ähnlichem Niveau befinden.

Perioden k	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
6	-6,3%	-12,1%	-8,9%	-3,2%	-20,1%	-9,1%	-0,1%
10	-7,5%	-13,1%	-10,1%	-4,5%	-21,3%	-10,4%	-1,3%
12	-7,9%	-13,7%	-10,3%	-4,9%	-21,9%	-10,6%	-1,7%
14	-8,2%	-13,9%	-10,3%	-5,4%	-22,2%	-11,0%	-2,0%
16	-8,4%	-14,2%	-10,3%	-5,7%	-22,5%	-11,3%	-2,1%
18	-8,4%	-14,1%	-10,5%	-5,7%	-22,8%	-11,3%	-2,1%
20	-8,6%	-14,4%	-10,6%	-5,8%	-23,3%	-11,3%	-2,2%
24	-8,7%	-14,1%	-10,6%	-6,0%	-23,5%	-11,1%	-2,4%

Tabelle 10: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Berücksichtigung unterschiedlicher Perioden anhand $sMAPE$ (eigene Darstellung)

11.2 Ergebnisse Exponentielle Glättung erster Ordnung

Bei der Darstellung der Prognoseergebnisse für die exponentielle Glättung anhand der bekannten Prognosefehlermaße werden die Veränderungen im Verhältnis zum naiven Verfahren für verschiedene Glättungsfaktoren α präsentiert.

Den Ergebnissen der einzelnen Prognosefehlermaße kann vorausgeschickt werden, dass sich bei allen Messmethoden ein Glättungsfaktor von $\alpha = 0,1$ als am geeignetsten herausstellt.

Aus Tabelle 11 ist die Ergebnisverbesserung im Vergleich zum naiven Verfahren anhand der mittleren absoluten Abweichung (MAD) des Prognosefehlers ablesbar. Sowohl bei Betrachtung der Gesamtheit der Artikel als auch bei der Differenzierung nach Artikelklassen ist eine stete Abnahme der Ergebnisverbesserung bei höherem Wert für den Glättungsfaktor α erkennbar. Für $\alpha = 0,1$ beträgt das Ausmaß der erhöhten Prognosegüte im Vergleich zum naiven Verfahren für alle Artikel -25,1%, die Werte für die einzelnen Artikelkategorien bewegen sich zwischen -29,4% für X-Artikel und -17,3% für C-Artikel.

Glätt.fakt. α	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	-25,1%	-27,5%	-22,6%	-17,3%	-29,4%	-25,2%	-20,2%
0,2	-23,7%	-25,8%	-21,4%	-16,7%	-27,0%	-24,3%	-19,0%
0,3	-21,5%	-23,5%	-19,4%	-15,4%	-24,6%	-21,9%	-17,5%
0,4	-19,2%	-20,9%	-17,3%	-13,8%	-21,9%	-19,4%	-16,0%
0,5	-16,7%	-18,3%	-15,0%	-11,9%	-19,0%	-16,7%	-14,4%

Tabelle 11: Verbesserung des Prognoseergebnisses für unterschiedlichen Glättungsfaktor α anhand MAD (eigene Darstellung)

Zieht man den mittleren quadratischen Fehler (MSE) der Prognose als Vergleichskriterium heran, zeigt sich ein identisches Bild wie bei der Evaluierung auf Basis MAD . Die besten Prognoseergebnisse werden, wie bereits ausgeführt, mit einem Glättungsfaktor $\alpha = 0,1$ erzielt, die Prognosegüte nimmt mit steigendem α ab – diese Aussage gilt wie-

der sowohl für die Gesamtheit der Artikel als auch für die einzelnen Einteilungen nach ABC-Artikel wie auch für XYZ.

Glätt.fakt. α	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	-52,0%	-52,2%	-49,0%	-47,9%	-50,2%	-51,9%	-53,3%
0,2	-50,7%	-50,9%	-47,2%	-45,8%	-47,0%	-51,5%	-50,7%
0,3	-48,0%	-48,2%	-44,1%	-42,6%	-43,8%	-49,1%	-47,1%
0,4	-44,2%	-44,5%	-40,3%	-38,9%	-40,3%	-45,4%	-43,0%
0,5	-39,7%	-39,9%	-35,9%	-34,6%	-36,1%	-40,8%	-38,3%

Tabelle 12: Verbesserung des Prognoseergebnisses für unterschiedlichen Glättungsfaktor α anhand *MSE* (eigene Darstellung)

In Tabelle 13, wo die Prognosequalität im Vergleich zum naiven Verfahren anhand der symmetrischen mittleren absoluten Abweichung (*sMAPE*) angegeben wird, ist der aus den ersten beiden Prognosefehlermaßen bekannte Überblick abzulesen: sowohl in Bezug auf die Gesamtheit aller Artikel als auch alle einzelnen Artikelklassen erreichen das beste Prognoseergebnis mit einem Glättungsfaktor $\alpha = 0,1$. Auch die Abnahme der Prognosegüte mit höherem Glättungsfaktor ist hier wieder zu erkennen.

Glätt.fakt. α	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	-8,6%	-14,2%	-10,8%	-5,8%	-23,1%	-11,4%	-2,2%
0,2	-7,5%	-13,1%	-10,0%	-4,6%	-21,3%	-10,4%	-1,3%
0,3	-5,0%	-11,5%	-8,8%	-3,3%	-19,4%	-9,1%	-0,2%
0,4	-4,7%	-9,8%	-7,4%	-1,9%	-17,2%	-7,5%	1,0%
0,5	-3,3%	-8,0%	-5,7%	-0,6%	-14,8%	-5,7%	2,0%

Tabelle 13: Verbesserung des Prognoseergebnisses für unterschiedlichen Glättungsfaktor α anhand *sMAPE* (eigene Darstellung)

11.3 Ergebnisse Exponentielle Glättung zweiter Ordnung

Für die Methode der exponentiellen Glättung zweiter Ordnung wurde das Verfahren nach Holt implementiert (siehe Unterkapitel 6.2.4). In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse für die bekannten Prognosefehlermaße mit unterschiedlichen Glättungsfaktoren α (für den Achsenabschnitt a) und β (für die Steigung b) dargestellt, wobei für die beiden Glättungsfaktoren Werte im Bereich zwischen 0,1 und 0,7 getestet wurden, auszugsweise werden die Ergebnisse einiger Kombinationen von Glättungsfaktoren präsentiert.

Wie bereits bei der exponentiellen Glättung erster Ordnung sind auch bei der exponentiellen Glättung zweiter Ordnung die besten Prognoseergebnisse mit niedrigem Glättungsfaktor zu erreichen, im Konkreten mit einem Wert von 0,1 für α und β .

Glättungsfaktor		Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
α	β							
0,1	0,1	-23,4%	-25,8%	-20,8%	-15,8%	-26,6%	-23,7%	-19,4%
0,1	0,3	-20,1%	-22,2%	-18,1%	-13,0%	-20,2%	-22,4%	-16,2%
0,1	0,5	-17,7%	-20,1%	-14,4%	-10,7%	-17,4%	-19,3%	-15,3%
0,2	0,1	-22,0%	-24,1%	-19,8%	-15,5%	-24,1%	-23,2%	-17,8%
0,3	0,1	-19,8%	-21,6%	-17,7%	-14,1%	-21,7%	-20,6%	-16,3%
0,4	0,1	-17,3%	-19,0%	-15,3%	-12,3%	-19,0%	-17,7%	-14,8%
0,5	0,1	-14,6%	-16,1%	-12,6%	-10,2%	-15,9%	-14,7%	-12,9%

Tabelle 14: Verbesserung des Prognoseergebnisses für unterschiedlichen Glättungsfaktoren α und β anhand *MAD* (eigene Darstellung)

In Tabelle 14 werden die Ergebnisse mit Hilfe der mittleren absoluten Abweichung des Prognosefehlers (*MAD*) aufgelistet, das Resultat kann bezogen auf die Gesamtheit aller Artikel um 23,4% verbessert werden, die Werte für die einzelnen Artikelkategorien schwanken zwischen 26,6% und 15,8%.

Glättungsfaktor		Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
α	β							
0,1	0,1	-49,1%	-49,3%	-47,4%	-42,9%	-47,3%	-48,7%	-51,2%
0,1	0,3	-46,4%	-46,5%	-45,8%	-38,5%	-38,6%	-46,9%	-49,2%
0,1	0,5	-45,9%	-46,3%	-39,6%	-34,7%	-34,3%	-48,8%	-44,1%
0,2	0,1	-48,6%	-48,8%	-45,4%	-42,8%	-43,7%	-49,5%	-48,7%
0,3	0,1	-45,9%	-46,1%	-41,3%	-39,4%	-40,3%	-47,3%	-44,8%
0,4	0,1	-44,2%	-42,1%	-37,0%	-35,3%	-36,4%	-43,4%	-40,2%
0,5	0,1	-36,7%	-37,0%	-32,0%	-30,6%	-31,8%	-38,2%	-35,0%

Tabelle 15: Verbesserung des Prognoseergebnisses für unterschiedlichen Glättungsfaktoren α und β anhand *MSE* (eigene Darstellung)

Die Ergebnisverbesserungen im Vergleich zum naiven Verfahren auf Basis des mittleren quadratischen Prognosefehlers (*MSE*) werden in Tabelle 15 zusammengefasst, das beste Prognoseergebnis wird mit Glättungsfaktoren von 0,1 (sowohl α als auch β) erzielt.

Glättungsfaktor		Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
α	β							
0,1	0,1	-6,9%	-12,0%	-9,3%	-4,1%	-20,1%	-10,0%	-0,6%
0,1	0,3	-5,6%	-11,1%	-7,2%	-3,1%	-15,9%	-7,9%	-0,8%
0,1	0,5	-4,4%	-8,0%	-5,6%	-2,7%	-12,9%	-6,7%	-0,2%
0,2	0,1	-6,3%	-11,7%	-9,0%	-3,2%	-19,2%	-9,2%	-0,2%
0,3	0,1	-5,2%	-10,3%	-8,0%	-2,2%	-17,5%	-7,9%	0,5%
0,4	0,1	-4,2%	-9,0%	-6,4%	-1,7%	-15,3%	-6,4%	0,7%
0,5	0,1	-3,2%	-7,3%	-4,8%	-1,1%	-12,8%	-4,6%	0,8%

Tabelle 16: Verbesserung des Prognoseergebnisses für unterschiedlichen Glättungsfaktoren α und β anhand *sMAPE* (eigene Darstellung)

Die Beurteilung der Prognoseergebnisse für die exponentielle Glättung zweiter Ordnung im Vergleich zum naiven Verfahren unter Heranziehung der symmetrischen mittleren absoluten Abweichung (*sMAPE*) lässt auf die besten Prognoseergebnisse bei einem Wert von 0,1 sowohl für den Glättungsfaktor α als auch β schließen.

11.4 Ergebnisse Verfahren nach Croston

Bei der Einschätzung der Prognoseergebnisse für das Verfahren nach Croston mit Hilfe der bewährten Prognosefehlermaße werden die Veränderungen im Verhältnis zum naiven Verfahren für verschiedene Glättungsfaktoren α präsentiert.

In der nachstehenden Tabelle 17 werden die Prognoseergebnisverbesserungen im Bezug zum naiven Verfahren mit Hilfe der mittleren absoluten Abweichung des Prognosefehlers (*MAD*) dargestellt. Betrachtet man die Gesamtheit der Artikel, so kann das Prognoseergebnis für einen Glättungsfaktor α von 0,3 um 22,6% verbessert werden.

GF α	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	-15,9%	-18,7%	-14,3%	-4,8%	-28,4%	-15,1%	-3,3%
0,2	-21,9%	-23,6%	-20,1%	-16,3%	-26,2%	-19,6%	-21,1%
0,3	-22,6%	-24,2%	-20,5%	-17,8%	-24,4%	-23,1%	-19,7%
0,4	-21,7%	-23,2%	-19,3%	-17,8%	-22,0%	-22,4%	-19,9%
0,5	-21,9%	-23,1%	-19,3%	-20,1%	-20,0%	-23,9%	-20,7%

Tabelle 17: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung des Verfahrens nach Crostons für unterschiedliche Glättungsfaktoren α anhand *MAD* (eigene Darstellung)

In Tabelle 18 werden die Ergebnisverbesserungen im Vergleich zum naiven Verfahren auf Basis des mittleren quadratischen Prognosefehlers (*MSE*) präsentiert, das beste Prognoseergebnis bezogen auf die Gesamtheit der Artikel kann demnach mit einem Glättungsfaktor α von 0,5 erreicht werden.

GF α	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	-40,1%	-40,3%	-36,9%	-32,6%	-49,8%	-39,0%	-38,1%
0,2	-43,7%	-43,6%	-46,2%	-46,0%	-46,8%	-38,8%	-55,6%
0,3	-49,0%	-49,1%	-46,5%	-45,6%	-43,8%	-48,1%	-54,1%
0,4	-48,1%	-48,2%	-44,8%	-44,1%	-40,4%	-47,8%	-52,8%
0,5	-49,3%	-49,7%	-42,0%	-43,0%	-35,9%	-51,7%	-49,8%

Tabelle 18: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung des Verfahrens nach Crostons für unterschiedliche Glättungsfaktoren α anhand *MSE* (eigene Darstellung)

Die Beurteilung der Prognoseergebnisse für das Croston Verfahren im Vergleich zum naiven Verfahren unter Heranziehung der symmetrischen mittleren absoluten Abweichung (*sMAPE*) lässt auf die besten Prognoseergebnisse bei einem Wert von 0,1 für den Glättungsfaktor α schließen.

GF α	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	-7,9%	-12,9%	-9,2%	-5,7%	-22,5%	-9,1%	-2,6%
0,2	-6,7%	-10,9%	-8,5%	-4,6%	-20,3%	-8,5%	-1,3%
0,3	-6,1%	-10,6%	-7,7%	-4,0%	-18,0%	-7,5%	-1,5%
0,4	-5,5%	-9,6%	-7,0%	-3,4%	-16,2%	-6,7%	-1,3%
0,5	-2,5%	-4,3%	-2,3%	-1,9%	-8,7%	-2,9%	-0,2%

Tabelle 19: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung des Verfahrens nach Crostons für unterschiedliche Glättungsfaktoren α anhand *sMAPE* (eigene Darstellung)

11.4.1 Ergebnisse Croston Verfahren – unterschiedliche Glättungsparameter

Wie in der Einleitung zu diesem Abschnitt erwähnt, wurde bei den beiden Prognoseverfahren nach Croston sowie deren Ableitung nach Syntetos und Boylan bei den Glättungsparameter für den Bedarf – in nachfolgenden Übersichten mit *GF α'* bezeichnet – sowie den Abstand zwischen zwei positiven Bedarfen – kurz *GF α''* – unterschiedliche Werte angenommen.

Die Ergebnisverbesserungen im Vergleich zum naiven Verfahren auf Basis der mittleren absoluten Abweichung des Prognosefehlers (*MAD*) werden in Tabelle 20 zusammengefasst, das beste Prognoseergebnis bezogen auf die Gesamtheit der Artikel wird mit Glättungsfaktoren von 0,1 für α' und 0,5 für α'' mit –25,5% erzielt. Im Vergleich dazu betrug die beste Ergebnisverbesserung bei Anwendung eines einheitlichen Glättungsfaktors α für Bedarf und Abstand zwischen zwei positiven Bedarfen beim Prognosegütemaß *MAD* bei –22,6%.

GF α'	GF α''	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	0,3	-24,1%	-26,6%	-21,6%	-16,1%	-28,7%	-24,4%	-18,6%
0,1	0,5	-25,5%	-27,7%	-22,0%	-20,0%	-27,5%	-26,6%	-21,2%
0,2	0,5	-24,8%	-26,4%	-21,8%	-21,0%	-25,5%	-25,8%	-22,2%
0,3	0,1	-14,8%	-16,6%	-13,5%	-8,2%	-24,1%	-14,1%	-5,8%
0,3	0,5	-24,0%	-25,5%	-21,1%	-21,0%	-23,9%	-25,2%	-22,1%

Tabelle 20: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung des Verfahrens nach Croston mit differenzierten Glättungsfaktoren α' und α'' anhand *MAD* (eigene Darstellung)

Die Messung der Prognosequalität anhand des mittleren quadratischen Prognosefehlers (*MSE*) erzielt für die Gesamtheit der Artikel das beste Prognoseergebnis mit Glättungsfaktoren von 0,1 für α' und 0,5 für α'' . Die beste mit *MSE* gemessene Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bei einheitlichem Glättungsfaktor für Bedarf und Abstand zwischen positiven Bedarfen betrug $-49,3\%$, so gesehen kann durch die differenzierte Anwendung des Glättungsfaktors α ein besseres Prognoseergebnis erreicht werden, die Verbesserung im Vergleich zum naiven Verfahren beträgt hier $-52,1\%$ (siehe Tabelle 21).

GF α'	GF α''	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	0,3	-51,1%	-51,3%	-48,6%	-45,7%	-49,8%	-49,5%	-56,1%
0,1	0,5	-52,1%	-52,4%	-46,4%	-47,1%	-47,9%	-52,0%	-54,7%
0,2	0,5	-51,4%	-51,7%	-45,8%	-47,0%	-45,1%	-51,6%	-53,9%
0,3	0,1	-37,0%	-37,0%	-36,9%	-37,0%	-43,8%	-34,8%	-39,4%
0,3	0,5	-50,7%	-51,0%	-44,6%	-45,8%	-42,4%	-51,5%	-52,8%

Tabelle 21: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung des Verfahrens nach Croston mit differenzierten Glättungsfaktoren α' und α'' anhand *MSE* (eigene Darstellung)

Aus den in Tabelle 22 zusammengefassten Resultaten geht hervor, das bei der Beurteilung der Prognoseergebnisse für das Verfahren nach Croston bei Anwendung unterschiedlicher Glättungsparameter α' und α'' im Vergleich zum naiven Verfahren unter Heranziehung der symmetrischen mittleren absoluten Abweichung (*sMAPE*) keine weitere Ergebnisverbesserungen im Bezug zur Variante mit nur einem Glättungsfaktor erzielt werden können – ein (einheitlicher) Glättungsfaktor von $\alpha = 1$ führt zu den besten Prognoseergebnissen (*sMAPE* $-7,9\%$).

GF α'	GF α''	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	0,1	-7,9%	-12,9%	-9,2%	-5,7%	-22,5%	-9,1%	-2,6%
0,1	0,3	-7,4%	-12,3%	-8,8%	-5,2%	-20,8%	-9,1%	-2,0%
0,1	0,5	-5,5%	-8,3%	-5,9%	-4,3%	-15,2%	-7,1%	-1,3%
0,2	0,1	-7,7%	-12,4%	-8,9%	-5,6%	-21,0%	-9,1%	-2,6%
0,2	0,5	-4,6%	-7,4%	-5,1%	-3,5%	-13,3%	-5,9%	-1,1%

Tabelle 22: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung des Verfahrens nach Croston mit differenzierten Glättungsfaktoren α' und α'' anhand *sMAPE* (eigene Darstellung)

11.5 Ergebnisse Syntetos und Boylan Approximation des Croston Verfahrens

Dem Aufbau im vorangegangenen Unterabschnitt folgend, werden in diesem Unterkapitel die Prognoseergebnisverbesserungen für die Syntetos und Boylan Approximation

des Croston Verfahrens im Bezug zum naiven Verfahren präsentiert, zuerst für einen einheitlichen Glättungsparameter für Bedarf und Abstand zwischen zwei Bedarfen, in weiterer Folge mit unterschiedlichen Glättungsparametern.

Bei der Bemessung der Prognosegüte anhand der mittleren absoluten Abweichung des Prognosefehlers (*MAD*), werden die höchsten Ergebnisverbesserungen für die Gesamtheit der Artikel im Vergleich zum naiven Verfahren mit einem Glättungsfaktor für $\alpha = 0,3$ erreicht.

GF α	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	-17,7%	-20,3%	-16,1%	-7,4%	-29,4%	-16,8%	-6,0%
0,2	-23,7%	-25,0%	-22,3%	-19,2%	-27,7%	-21,3%	-23,1%
0,3	-24,5%	-25,7%	-22,8%	-21,1%	-25,8%	-24,6%	-22,9%
0,4	-24,0%	-25,0%	-22,2%	-21,9%	-23,6%	-24,3%	-24,0%
0,5	-22,7%	-23,5%	-19,6%	-23,2%	-18,7%	-23,7%	-25,5%

Tabelle 23: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung der SB-Approximation für unterschiedliche Glättungsfaktoren α anhand *MAD* (eigene Darstellung)

Die Messung der Prognosequalität anhand des mittleren quadratischen Prognosefehlers (*MSE*) erzielt für die Gesamtheit der Artikel das beste Prognoseergebnis mit einem Glättungsfaktor von $\alpha = 0,3$.

GF α	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	-42,6%	-42,9%	-38,4%	-35,6%	-49,9%	-41,7%	-41,2%
0,2	-45,2%	-45,1%	-46,4%	-47,0%	-46,8%	-41,1%	-55,4%
0,3	-49,9%	-50,1%	-46,1%	-45,9%	-43,8%	-49,4%	-54,5%
0,4	-49,2%	-49,5%	-44,3%	-44,6%	-40,8%	-49,3%	-53,4%
0,5	-47,3%	-47,8%	-38,7%	-41,9%	-35,2%	-48,4%	-50,5%

Tabelle 24: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung der SB-Approximation für unterschiedliche Glättungsfaktoren α anhand *MSE* (eigene Darstellung)

Bei der Bemessung der Prognosegüte anhand der symmetrischen mittleren absoluten Abweichung (*sMAPE*), werden die höchsten Ergebnisverbesserungen im Vergleich zum naiven Verfahren mit einem Glättungsfaktor $\alpha = 0,1$ erreicht.

GF α	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	-7,8%	-12,8%	-9,2%	-5,6%	-22,7%	-9,0%	-2,4%
0,2	-6,0%	-9,8%	-7,9%	-3,9%	-20,0%	-7,7%	-0,5%
0,3	-4,5%	-8,4%	-6,1%	-2,5%	-16,2%	-5,5%	-0,2%
0,4	-3,1%	-6,2%	-4,5%	-1,5%	-13,2%	-3,8%	0,5%
0,5	1,8%	2,4%	3,2%	1,0%	0,0%	2,3%	2,0%

Tabelle 25: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung der SB-Approximation für unterschiedliche Glättungsfaktoren α anhand *sMAPE* (eigene Darstellung)

11.5.1 Ergebnisse SB-Approximation des Croston Verfahrens – unterschiedliche Glättungsparameter

Analog zu Abschnitt 11.4.1 werden in diesem Unterkapitel die Prognoseresultate bei Anwendung unterschiedlicher Glättungsfaktoren für Bedarf und Abstand zwischen zwei positiven Bedarfen für die SB-Approximation dargelegt.

Die Beurteilung der Prognoseergebnisse für die SB-Approximation im Vergleich zum naiven Verfahren unter Heranziehung der mittleren absoluten Abweichung des Prognosefehlers (*MAD*) lässt auf die besten Prognoseergebnisse bei von 0,1 für α' und 0,5 für α'' schließen.

GF α'	GF α''	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	0,3	-25,0%	-27,3%	-22,6%	-17,6%	-29,5%	-25,2%	-19,8%
0,1	0,5	-25,7%	-27,8%	-22,2%	-20,8%	-27,7%	-26,6%	-22,2%
0,2	0,3	-25,1%	-26,7%	-23,3%	-20,1%	-27,7%	-25,1%	-22,0%
0,2	0,5	-25,1%	-26,6%	-22,1%	-22,4%	-25,4%	-25,6%	-24,0%
0,3	0,5	-24,4%	-25,6%	-21,4%	-22,9%	-23,3%	-24,9%	-24,7%

Tabelle 26 Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung der SB-Approximation mit differenzierten Glättungsfaktoren α' und α'' anhand *MAD* (eigene Darstellung)

Bei der Bemessung der Prognosegüte anhand des mittleren quadratischen Prognosefehlers (*MSE*), werden die höchsten Ergebnisverbesserungen im Vergleich zum naiven Verfahren mit einem Glättungsfaktor von 0,1 für α' und 0,5 für α'' erzielt.

GF α'	GF α''	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	0,3	-51,5%	-51,7%	-48,7%	-46,4%	-49,8%	-50,0%	-56,3%
0,1	0,5	-51,7%	-52,1%	-45,8%	-47,2%	-47,6%	-51,4%	-54,8%
0,2	0,3	-50,8%	-50,9%	-47,8%	-47,2%	-46,7%	-49,8%	-55,6%
0,2	0,5	-50,5%	-50,9%	-44,4%	-46,4%	-44,4%	-50,5%	-53,9%
0,3	0,1	-44,1%	-44,4%	-39,7%	-42,0%	-44,0%	-43,3%	-46,5%

Tabelle 27: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung der SB-Approximation mit differenzierten Glättungsfaktoren α' und α'' anhand *MSE* (eigene Darstellung)

Die Messung der Prognosequalität anhand der symmetrischen mittleren absoluten Abweichung (*sMAPE*) erzielt für die Gesamtheit der Artikel das beste Prognoseergebnis mit einem Glättungsfaktor von einheitlich $\alpha = 0,1$.

GF α'	GF α''	Gesamt	A	B	C	X	Y	Z
0,1	0,1	-7,8%	-12,8%	-9,2%	-5,6%	-22,7%	-9,0%	-2,4%
0,1	0,3	-7,0%	-11,8%	-8,5%	-4,8%	-20,7%	-8,7%	-1,6%
0,1	0,5	-4,8%	-7,3%	-5,1%	-3,8%	-14,1%	-6,3%	-0,8%
0,2	0,1	-7,3%	-11,7%	-8,6%	-5,2%	-20,9%	-8,6%	-2,1%
0,2	0,5	-3,2%	-5,2%	-3,3%	-2,4%	-10,7%	-4,1%	-0,2%

Tabelle 28: Verbesserung des Prognoseergebnisses bei Anwendung der SB-Approximation mit differenzierten Glättungsfaktoren α' und α'' anhand *sMAPE* (eigene Darstellung)

Zusammenfassend kann für die Anwendung unterschiedlicher Glättungsparameter für Bedarf und Abstand zwischen zwei positiven Bedarfen bei der SB-Approximation festgehalten werden, dass bei der Bemessung der Prognosegüte nach *MSE* und *MAD* Ergebnisverbesserungen im Vergleich zu einheitlichen Anwendung eines Glättungsparameters auftreten, wobei in beiden Fällen ein Glättungsparameter für den Bedarf von $\alpha' = 0,1$ und für den Abstand zwischen zwei positiven Bedarfen von $\alpha'' = 0,5$ zu den besten Resultaten führte. Konkret beträgt die Ergebnisverbesserung bei Messung der Prognosegüte mit Hilfe der *MAD* 1,2 Prozentpunkte und bei *MSE* 1,8 Prozentpunkte.

11.6 Überblick der Prognoseergebnisse

Die in den Unterkapiteln 11.1 bis 11.5 vorgestellten Prognoseergebnisse werden für die Gesamtheit der Artikel nachstehend übersichtlich dargestellt. Davor sind in Tabelle 29 jene Parameter angegeben, mit denen die besten Prognoseergebnisse bezogen auf die einzelnen Gütemesszahlen erzielt werden konnte. Daraus abzulesen ist, dass alle drei

Prognosegütemessungen sowohl bei der exponentiellen Glättung 1. als auch 2. Ordnung ein Glättungsparameter von $\alpha = 0,1$ zur Prognose mit der geringsten Abweichung führen, die Prognose also stärker die vergangenen Bedarfswerte berücksichtigen soll und aktuelle Nachfragen nur geringfügigen Einfluss auf die Prognosewerte haben.

Dieselbe Aussage trifft für die Glättung der Bedarfe beim Verfahren nach Croston und deren Approximation nach Syntetos und Boylan zu – auch hier sind die besten Prognoseergebnisse mit einem Parameterwert von 0,1 zu erreichen. Betreffend die Glättung der Periodenabstände zwischen zwei positiven Bedarfen stimmen die Ergebnisse aus der Messung der Prognosequalität nach *MSE* und *MAD* mit $\alpha'' = 0,5$ überein, bei der Prognoseevaluierung mit Hilfe von *sMAPE* wäre auch hier ein Wert von 0,1 ratsam (identische Aussage für Croston und SB-Approximation).

Ein weniger einheitliches Bild ist bei der Bewertung der Prognoseergebnisse des gleitenden Durchschnittsverfahrens ablesbar. Während bei der Bemessung des Prognosefehlers nach *MSE* die besten Prognoseresultate bei der Berücksichtigung von zehn Vergangenheitsperioden zum besten Ergebnis führt, sind es bei der Bewertung nach *MAD* 16 und nach *sMAPE* sogar 24 Perioden.

Prognoseverfahren	(Glättungs)parameter	<i>MSE</i>	<i>MAD</i>	<i>sMAPE</i>
Gleitendes Durchschnittsverfahren	Perioden t	10	16	24
exponentielle Glättung 1. Ordnung	α	0,1	0,1	0,1
exponentielle Glättung 2. Ordnung	α	0,1	0,1	0,1
	β	0,1	0,1	0,1
Croston	α' Nachfrage	0,1	0,1	0,1
	α'' Periodenabstand	0,5	0,5	0,1
SB Approximation Croston	α' Nachfrage	0,1	0,1	0,1
	α'' Periodenabstand	0,5	0,5	0,1

Tabelle 29: Verfahrensparameter, die zu den besten Prognoseergebnissen führten (eigene Darstellung)

Die in Tabelle 30 zusammengefassten besten Ergebnisverbesserungen der einzelnen Prognoseverfahren im Vergleich zur naiven Methode bezogen auf die Gesamtheit der Artikel zeigen, dass bei idealer Wahl der Prognoseparameter keines der Verfahren eindeutig als am meisten geeignet heraussticht, lediglich die exponentielle Glättung 2. Ordnung fällt im Vergleich zu den anderen Methoden etwas ab.

	MW	expG11	expG12	Croston	SB-Approx.
<i>MAD</i>	-25,1%	-25,1%	-23,4%	-25,5%	-25,7%
<i>MSE</i>	-51,5%	-52,0%	-49,1%	-52,1%	-51,7%
<i>sMAPE</i>	-8,7%	-8,6%	-6,9%	-7,9%	-7,8%

Tabelle 30: Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf die Gesamtheit der Artikel (eigene Darstellung)

Betrachtet man die Artikel nach der ABC-Klassifikation, so kann sowohl für A-Artikel (siehe Tabelle 31) als auch für B-Artikel (siehe Tabelle 32) die für die Gesamtheit der Artikel getätigte Aussage wiederholt werden. Erst bei den am wenigsten zum Gesamtumsatz beitragenden C-Artikel, bei denen man aufgrund dieses Umstandes davon ausgehen kann, dass vermehrt Perioden mit keiner Nachfrage auftreten, heben sich die beiden für sporadische Bedarfe geeigneten Verfahren Croston und SB-Approximation ab (siehe Tabelle 33).

	MW	expG11	expG12	Croston	SB-Approx.
MAD	-27,7%	-27,5%	-25,8%	-27,7%	-27,8%
MSE	-51,7%	-52,2%	-49,3%	-52,4%	-52,1%
sMAPE	-14,4%	-14,2%	-12,0%	-12,9%	-12,8%

Tabelle 31: Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf A-Artikel (eigene Darstellung)

	MW	expG11	expG12	Croston	SB-Approx.
MAD	-22,7%	-22,6%	-20,8%	-22,0%	-23,3%
MSE	-49,3%	-49,0%	-47,4%	-48,6%	-48,7%
sMAPE	-10,6%	-10,8%	-9,3%	-9,2%	-9,2%

Tabelle 32: Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf B-Artikel (eigene Darstellung)

	MW	expG11	expG12	Croston	SB-Approx.
MAD	-17,2%	-17,3%	-15,8%	-21,0%	-22,9%
MSE	-47,2%	-47,9%	-42,9%	-47,1%	-47,2%
sMAPE	-6,0%	-5,8%	-4,1%	-5,7%	-5,6%

Tabelle 33: Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf C-Artikel (eigene Darstellung)

Betrachtet man die Artikel auf Basis der die Häufigkeit der Nachfrage berücksichtigenden XYZ-Analyse, so kann man für X-Artikel kein Verfahren als besonders geeignet ansehen (siehe Tabelle 34).

	MW	expG11	expG12	Croston	SB-Approx.
<i>MAD</i>	-30,0%	-29,4%	-26,6%	-28,7%	-29,5%
<i>MSE</i>	-50,9%	-50,2%	-47,3%	-49,8%	-49,8%
<i>sMAPE</i>	-23,5%	-23,1%	-20,1%	-22,5%	-22,7%

Tabelle 34: Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf X-Artikel (eigene Darstellung)

Bezogen auf Y-Artikel ist anhand der Bemessung der Prognosegüte mit Hilfe der *MAD* eine leichte Tendenz zu Gunsten der Verfahren nach Croston sowie der SB-Approximation feststellbar (siehe Tabelle 35).

	MW	expG11	expG12	Croston	SB-Approx.
<i>MAD</i>	-25,2%	-25,4%	-23,7%	-26,6%	-26,9%
<i>MSE</i>	-52,2%	-51,9%	-48,7%	-52,0%	-51,4%
<i>sMAPE</i>	-11,3%	-11,4%	-10,0%	-9,1%	-9,0%

Tabelle 35: Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf Y-Artikel (eigene Darstellung)

Die Übersicht der Ergebnisverbesserungen auf Basis der bekannten Prognosegütemaße zeigt auch für die am wenigsten häufig nachgefragten Z-Artikel, dass die SB-Approximation und, mit etwas Abstand, das Croston-Verfahren die besten Ergebnisverbesserungen im Vergleich zum naiven Verfahren aufweisen. Führt man sich jedoch vor Augen, dass Z-Artikel dadurch charakterisiert sind, dass sie in Bezug auf Nachfragehäufigkeit schwankende Bedarfsverläufe aufweisen und die beiden Verfahren nach Croston und die SB-Approximation als für diese Nachfragemuster besonders geeignet beschrieben werden, ist der Abstand zu den anderen Verfahren nicht besonders ausgeprägt. Dies vor allem auch in Hinblick darauf, dass die Differenz bei den Ergebnisverbesserungen bei den C-Artikeln deutlicher ausgefallen ist.

	MW	expG11	expG12	Croston	SB-Approx.
<i>MAD</i>	-21,2%	-20,2%	-19,4%	-22,2%	-24,7%
<i>MSE</i>	-55,4%	-53,3%	-51,2%	-56,1%	-56,3%
<i>sMAPE</i>	-2,4%	-2,2%	-0,6%	-2,6%	-2,4%

Tabelle 36: Übersicht: Verbesserung des Prognoseergebnisses im Vergleich zum naiven Verfahren bezogen auf Z-Artikel (eigene Darstellung)

11.7 Auswirkungen auf Bestände

Um die Auswirkungen der unterschiedlichen Prognosemethoden auf die Bestände zu verdeutlichen, wurde anhand der Prognoseergebnisse jedes Verfahrens und der in Abschnitt 10 erläuterten Bevorratungsstrategie der Durchschnitt aus Anfangs- und Endbestand pro Artikel und Periode ermittelt und mit den Ergebnissen der SB-Approximation, welches die niedrigsten Bestandszahlen aufweisen konnte, verglichen.

Tabelle 37 ist so zu interpretieren, dass bei Einsatz einer identen Bevorratungsstrategie die Bestände durch die verschiedenen Prognosemethoden im Unterschied zum Modell von Syntetos und Boylan folgendermaßen abweichen: der durchschnittliche Gesamtbestand bei Anwendung des gleitenden Mittelwertes ist um 4% höher, wobei die Bevorratung für A- und C-Artikel um 5% bzw. 6% höher ist, jene für B-Artikel sogar um 1% geringer. Bei der Differenzierung nach XYZ-Klassifikation stechen vor allem Y-Artikel hervor, deren Bestände bei Anwendung des gleitenden Mittelwertverfahrens im Vergleich zur SB-Approximation des Croston Verfahrens um 10% höher sind. Die Auswirkungen der Prognosemethoden auf Bestände für die beiden Verfahren der exponentiellen Glättung weisen ungefähr dieselben Ergebnisse auf. Das Croston Verfahren selbst, welches auch bei den einzelnen Prognosefehlermaßen immer ungefähr auf einer Ebene mit der Abwandlung nach Syntetos und Boylan lag, kommt auch bei der Bestandsbetrachtung auf ein ähnliches Niveau, wobei für B-Artikel ein Ergebnis wie bei der gleitenden Mittelwertmethode erzielt werden kann, Z-Artikel jedoch um 5% mehr bevorratet werden, obwohl hier das Referenzergebnis bereits schlechter ausfällt als die Bestandsresultate bei Anwendung des gleitenden Mittelwertverfahrens und der exponentiellen Glättung erster Ordnung.

	MW12	expG11	expG12	Croston
Gesamt	+4%	+4%	+5%	+2%
A-Artikel	+5%	+4%	+6%	+2%
B-Artikel	-1%	+2%	+/-0	-1%
C-Artikel	+6%	+7%	+8%	+3%
X-Artikel	+1%	+1%	+5%	+/-0
Y-Artikel	+10%	+7%	+8%	+1%
Z-Artikel	-2%	-3%	+/-0	+5%

Tabelle 37: Bestandsunterschied folgend aus Anwendung der einzelnen Prognoseverfahren im Verhältnis zur SB Approximation des Croston Verfahrens (eigene Darstellung)

11.8 Differenzierung bei Anwendung der Verfahrensparameter

Die in den Unterkapiteln 11.1 bis 11.5 präsentierten Ergebnisse der Prognosegüte lassen bereits erkennen, dass nicht der Einsatz einheitlicher Parameter für alle Artikel zu den besten Prognoseergebnissen führt, sondern eine Differenzierung zur Ergebnisverbesserung beitragen kann. Aus diesem Grund werden in diesem Abschnitt für das gleitende Durchschnittsverfahren und die beiden Croston-Verfahren die Auswirkungen eines solchen differenzierten Einsatzes von Prognosefaktoren vorgestellt.

Die Anwendung unterschiedlicher Prognoseparameter wurde auf Basis der bekannten ABC- und XYZ-Einteilung sowie der in Unterabschnitt 9.1 vorgestellten XYZ-Klassifikation auf Basis des Variationskoeffizienten, zur Unterscheidung als XYZ*-Analyse beschrieben, und der ebendort erklärten Einteilung der Bedarfsverläufe auf Basis des Variationskoeffizienten und dem Periodenabstand zwischen zwei positiven Bedarfen in erratisch, glatt, geklumpt und sporadisch vorgenommen. Ein Hinweis zur Notation: in den nachfolgenden Übersichtstabellen werden die bei der Differenzierung nach dem Bedarfsverlauf angegebenen Werte in der Reihenfolge erratisch, glatt, geklumpt und sporadisch angegeben.

11.8.1 Differenzierte Parameter – gleitendes Durchschnittsverfahren

Die Berücksichtigung unterschiedlicher Anzahl von Vergangenheitsperioden bei der Berechnung der Prognose im gleitenden Durchschnittsverfahren führt bei der Differenzierung nach XYZ*-Charakterisierung auf Basis des Prognosegütemaßes *MAD* zu einer weiteren Ergebnisverbesserung von einem Prozentpunkt (-26,1% differenzierte Parameter vs. -25,1% einheitlicher Parameter). Die Berechnung der Prognose wurde dabei auf Basis von Vergangenheitsdaten für 24 Monate für X*- und Z*-Artikel und sechs Monate für Y*-Artikel vorgenommen, wohingegen bei einem einheitlichen Verfahrensparameter das beste Ergebnis mit einer Bedarfsschätzung auf Grund von 16 historischen Verbräuchen erzielt wurde.

	<i>MAD</i>		<i>MSE</i>		<i>sMAPE</i>	
	Perioden	Erg.verb.	Perioden	Erg.verb.	Perioden	Erg.verb.
Referenz einheitlicher Parameter	16	-25,1%	10	-51,5%	24	-8,7%
Differenzierung nach						
ABC	16/24/10	-25,3%	10/14/10	-51,5%	20/20/24	-8,7%
XYZ	24/10/24	-25,5%	24/8/24	-53,0%	24/20/24	-8,8%
XYZ*	24/6/24	-26,1%	24/8/24	-52,5%	24/24/16	-8,8%
Bedarfsverlauf	20/16/24/10	-25,2%	10/16/10/10	-51,6%	24/16/16/6	-8,9%

Tabelle 38: Ergebnisverbesserung durch Differenzierung der Prognoseparameter - gleitendes Durchschnittsverfahren (eigene Darstellung)

Betrachtet man die Bemessung der Prognosegüte anhand der *MSE*, so ist bei der ursprünglichen Differenzierung nach XYZ-Klassifikation die größte zusätzliche Ergebnisverbesserung zu erzielen (-53,0% versus -51,5% ohne Differenzierung), die XYZ-Einteilung auf Basis des Variationskoeffizienten liegt direkt dahinter, hier beträgt die zusätzliche Ergebnisverbesserung immerhin noch einen Prozentpunkt.

Die Bemessung der Prognosegenauigkeit unter Verwendung von *sMAPE* kann bei Differenzierung der Prognoseparameter keine relevante Ergebnisverbesserung nachweisen.

11.8.2 Differenzierte Parameter – Croston Verfahren

Die Anwendung uneinheitlicher Parameter für die Glättungsfaktoren der Bedarfe bzw. den Abstand zwischen zwei positiven Bedarfen (α' und α'') im Croston Verfahren ergibt für die Bemessung der Prognosequalität nach *MAD*, dass bei Differenzierung nach XYZ- bzw. XYZ*-Analyse die größten Ergebnisverbesserungen im Vergleich zur einheitlichen Anwendung erzielt werden können (-25,5% einheitlicher Parameter vs. -26,1% XYZ bzw. -25,9% XYZ*).

	<i>MAD</i>			<i>MSE</i>			<i>sMAPE</i>		
	GF α'	GF α''	Erg.verb.	GF α'	GF α''	Erg.verb.	GF α'	GF α''	Erg.verb.
Referenz einheitlicher Parameter	0,1	0,5	-25,5%	0,1	0,5	-52,1%	0,1	0,1	-7,9%
Differenzierung nach									
ABC	0,1/0,1/0,2	0,5/0,5/0,5	-25,6%	0,1/0,1/0,1	0,5/0,3/0,5	-52,2%	0,1/0,1/0,1	0,1/0,1/0,1	-7,9%
XYZ	0,1/0,1/0,2	0,3/0,5/0,5	-26,1%	0,1/0,1/0,1	0,1/0,5/0,3	-52,7%	0,1/0,1/0,1	0,1/0,3/0,1	-8,0%
XYZ*	0,1/0,2/0,2	0,3/0,5/0,2	-25,9%	0,1/0,5/0,1	0,3/0,5/0,3	-53,4%	0,1/0,1/0,1	0,1/0,1/0,3	-8,7%
Bedarfsverlauf	0,1/0,1/0,3/0,2	0,5/0,3/0,5/0,5	-25,2%	0,1/0,1/0,4/0,2	0,5/0,3/0,4/0,1	-51,6%	0,1/0,1/0,1/0,1	0,1/0,1/0,3/0,1	-8,5%

Tabelle 39: Ergebnisverbesserung durch Differenzierung der Prognoseparameter - Croston-Verfahren (eigene Darstellung)

Aus Tabelle 39 ist zu erkennen, dass bei der Bemessung der Prognosegüte nach *MSE* die Prognose mit dem geringsten Fehler mit auf die XYZ-Analyse auf Basis des Variationskoeffizienten abgestimmten Parametern erreicht werden kann, die zusätzliche Ergebnisverbesserung beträgt demnach 1,3 Prozentpunkte (-52,1% einheitliche Parameter vs. -53,4% differenzierte Parameter).

Die Bemessung der Prognosegüte nach *sMAPE* weißt bei zusätzlicher Differenzierung eine geringe Ergebnisverbesserung auf, die besten Prognoseergebnisse sind wieder mit der Differenzierung nach XYZ* zu erzielen, wobei das Ergebnis für die Anpassung der Glättungsparameter an die Einteilung der Bedarfsverläufe nahezu ident ist (-7,9% einheitliche Glättungsparameter vs. -8,7% XYZ* bzw. -8,5% Bedarfsverlauf).

11.8.3 Differenzierte Parameter – SB-Approximation

Der Vergleich auf Basis des Prognosefehlermaßes *MAD* zeigt, dass die Differenzierung nach XYZ (sowohl die ursprüngliche auf Basis der Häufigkeit als auch jene nach dem Variationskoeffizienten) zu der deutlichsten Ergebnisverbesserung führen (-25,7% einheitliche Parameter vs. -27,1% XYZ und -27,0% XYZ*).

	<i>MAD</i>			<i>MSE</i>			<i>sMAPE</i>		
	GF α'	GF α''	Erg.verb.	GF α'	GF α''	Erg.verb.	GF α'	GF α''	Erg.verb.
Referenz einheitlicher Parameter	0,1	0,5	-25,7%	0,1	0,5	-51,7%	0,1	0,1	-7,8%
Differenzierung nach									
ABC	0,1/0,2/0,5	0,5/0,3/0,5	-26,3%	0,1/0,2/0,5	0,5/0,3/0,5	-51,7%	0,1/0,1/0,1	0,1/0,1/0,1	-7,8%
XYZ	0,1/0,1/0,5	0,3/0,5/0,5	-27,1%	0,1/0,1/0,1	0,1/0,5/0,3	-52,4%	0,1/0,1/0,1	0,1/0,1/0,1	-7,8%
XYZ*	0,1/0,4/0,5	0,3/0,5/0,5	-27,0%	0,1/0,1/0,2	0,3/0,5/0,5	-52,9%	0,1/0,1/0,1	0,1/0,1/0,3	-8,6%
Bedarfsverlauf	0,1/0,1/0,5/0,2	0,5/0,3/0,5/0,5	-25,2%	0,1/0,1/0,2/0,2	0,5/0,1/0,3/0,1	-52,0%	0,1/0,1/0,1/0,1	0,1/0,1/0,3/0,1	-8,4%

Tabelle 40: Ergebnisverbesserung durch Differenzierung der Prognoseparameter - SB-Approximation (eigene Darstellung)

Aus Tabelle 40 ist ablesbar, dass die beste Ergebnisverbesserung auf Basis *MSE* im Vergleich zur undifferenzierten Anwendung der Prognoseparameter mit einer Einteilung nach XYZ* zu erzielen ist (undifferenzierte Parameter -51,7% vs. Differenzierung nach XYZ* -52,9%).

Die Evaluierung der Prognosequalität nach *sMAPE* gibt an, dass eine Ergebnisverbesserung nur durch Abstimmung der Parameter nach XYZ* und Bedarfsverlauf zu geringeren Prognosefehlern führt.

11.9 Zusammenfassung der Ergebnisse

Bereits beim Überblick der Prognoseergebnisse in Abschnitt 11.6 wurde angemerkt, dass sich für die vorliegenden Bedarfszeitreihen keines der vorgestellten Prognosemodelle als das allgemein am eindeutigsten geeignete Verfahren herausgestellt hat, die Ergebnisse der einzelnen Prognosefehlermaße lassen eine solche Aussage nicht zu (siehe dazu Tabelle 30).

Die Differenzierung der eingesetzten Parameter hat sich für die vorgestellten Verfahren positiv auf die Prognosequalität ausgewirkt, wobei als Differenzierungsmerkmal überwiegend die beiden XYZ-Analysen nach Häufigkeit der Nachfrage und basierend auf dem Variationskoeffizienten zu den besten Ergebnissen führten. Die Abstimmung der Prognoseparameter auf die Zugehörigkeit von Artikel auf Basis ABC-Einteilung hat nie zu einer weiteren Ergebnisverbesserung geführt und scheint demnach für diesen Zweck wenig geeignet, die Gruppierung der Bedarfsverläufe auf Basis Variationskoeffizient

und Abstand zwischen zwei positiven Ergebnissen war bei einzelnen Verfahren und Prognosegütemesszahlen bei den besten Ergebnisverbesserungen im Vergleich zum naiven Verfahren, dies jedoch nie alleine sondern immer mit einem der nach XYZ-Analyse angepassten Faktoren auf ungefähr gleichem Niveau.

Betrachtet man das Ausmaß der Verbesserungen erzielt durch Differenzierungen und wählt zur Beurteilung das Prognosefehlermaß *MAD*, so haben sich die Ergebnisverbesserungen beim Verfahren nach Croston im Vergleich zum naiven Verfahren vom Ausgangswert -22,6% bei undifferenzierter Anwendung der Parameter auf -25,5% verbessert, die weitere Differenzierung nach XYZ-Analyse führte zu einem Wert von -25,9%. Bei der SB-Approximation betragen diese Schritte der Ergebnisverbesserungen ausgehend vom Basiswert ohne Differenzierung von -24,5% auf -25,7% bei erster Differenzierung und abschließend -27,0%. Die Ergebnisverbesserungen im Vergleich zum naiven Verfahren basierend auf *MAD* betragen demnach für Croston -3,3 bzw. für die SB-Approximation -2,5 Prozentpunkte.

Im theoretischen Teil dieser Arbeit wurde herausgearbeitet, dass die Prognosemethoden für selten oder sporadische nachgefragten Artikel und Produkte mit regelmäßigen Bedarfsverbräuchen in der Prognose unterschiedlich zu behandeln sind. So wurde die exponentielle Glättung 1. Ordnung und das gleitende Durchschnittsverfahren als geeignet für regelmäßige Bedarfsverläufe und die Verfahren nach Croston und dessen Approximation nach Syntetos und Boylan für unregelmäßige Verbräuche vorgestellt. In Tabelle 41 wurden die Ergebnisverbesserungen der soeben erwähnten Prognosemodelle im Vergleich zum naiven Verfahren auf Basis der Prognosemesszahlen *MAD*, *MSE* und *sMAPE* aufgerissen nach der XYZ*-Klassifikation gegenübergestellt. Daraus ist für alle drei Kennzahlen nahezu durchgängig abzulesen, dass die exponentielle Glättung 1. Ordnung und das gleitende Durchschnittsverfahren bei X-Artikeln besser abschneidet und das Croston Verfahren und die SB-Approximation für Y-Artikel. Für die Kategorie der Z-Artikel ergibt sich keine eindeutige Aussage.

	<i>MAD</i>				<i>MSE</i>				<i>sMAPE</i>			
	expGll	MW	Croston	SB-Appr.	expGll	MW	Croston	SB-Appr.	expGll	MW	Croston	SB-Appr.
X*-Artikel	-27,5%	-28,3%	-27,4%	-27,3%	-49,8%	-50,4%	-49,5%	-49,7%	-20,6%	-21,2%	-20,5%	-20,6%
Y*-Artikel	-23,8%	-24,5%	-26,0%	-26,7%	-53,7%	-53,9%	-56,0%	-56,2%	-5,5%	-5,8%	-6,5%	-6,3%
Z*-Artikel	-22,4%	-23,8%	-23,9%	-24,2%	-50,7%	-51,7%	-51,4%	-50,5%	-2,2%	-2,3%	-2,1%	-1,9%

Tabelle 41: Ergebnisverbesserungen im Vergleich zum naiven Verfahren nach XYZ-Klassifikation (eigene Darstellung)

Die Motivation, geeignete Prognosemodelle für die Bedarfsvorhersage einzusetzen, besteht darin, die Unsicherheiten des Prognosefehlers zu minimieren und damit auch die

Notwendigkeit des zu bevorratenden Sicherheitsbestandes zu senken. Es ist anzunehmen, dass ein Prognosemodell mit geringerem Prognosefehler auch zu geringeren Sicherheitsbeständen führt. In wie weit die Verbesserung der Prognosequalität sich tatsächlich auf eine Reduktion von Beständen auswirkt, wurde im Rahmen dieser Arbeit nur kurz in Abschnitt 11.7 angeschnitten. Um eine abschließende und komplette Beurteilung vorzunehmen, müsste dieser Aspekt noch genauer betrachtet werden. Darüber hinaus kann aus den präsentierten Ergebnissen der Schluss gezogen werden, dass nicht nur eine Differenzierung von Parametern zur Verbesserung der Prognosequalität beitragen kann und damit eine nähere Auseinandersetzung mit der Anwendung unterschiedlicher Prognoseverfahren auf Basis einer Materialklassifikation (zB gleitendes Durchschnittsverfahren für X- und Croston Verfahren für Y-Artikel) lohnenswert erscheint.

A. Literaturverzeichnis

- Alicke, K. (2005) *Planung und Betrieb von Logistiknetzwerken*. 2. Aufl., Springer: Berlin.
- Axsäter, S. (2006) *Inventory Control*. 2. Aufl., Springer: New York.
- Bamberg, G.; Baur, F.; Krapp, M. (2012) *Statistik*. 17. Aufl., Oldenbourg: München.
- Bloech, J.; Bogaschewsky, R.; Buscher, U.; Daub, A.; Götze, U.; Foker, R. (2014) *Einführung in die Produktion*. 7. Aufl., Springer: Berlin.
- Brannath, W.; Futschik, A. (1998) *Statistik im Studium der Wirtschaftswissenschaften*. 1. Aufl., Universitätsverlag: Wien.
- Gardner, E.; Dannenbring, D. (1980) *Forecasting with exponential smoothing: Some guidelines for model selection*. *Decision Sciences*, 1980 (11), S. 370-383.
- Götze, W. (2010) *Grafische und empirische Techniken des Business-Forecasting*. 2. Aufl., Oldenbourg: München.
- Hackl, P.; Katzenbeisser, W. (2016) *Statistik für Sozial- und Wirtschaftswissenschaften*. 11. Aufl., De Gruyter Oldenbourg: Berlin.
- Hartmann, H. (2002) *Materialwirtschaft*. 8. Aufl., Deutscher Betriebswirte-Verlag: Gernsbach.
- Heiserich, O.-E.; Helbig, K.; Ullmann, W. (2011) *Logistik*. 4. Aufl., Gabler: Wiesbaden
- Hoechst, B.; Stausberg, B. (1993) *Artikel strukturieren nach ABC und XYZ*. *Beschaffung aktuell*, 1993 (12), S. 18.
- Hüttner, M. (1986) *Prognoseverfahren und ihre Anwendung*. 1. Aufl., de Gruyter: Berlin.
- Hyndman, R. (2006) *Another look at forecast-accuracy metrics for intermittend demand*. *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting*, 2006 (4), S. 43-46.
- Küstern, U.; Speckenbach, J. (2012) *Prognose sporadischer Nachfragen*. In: Mertens, P.; Rässler, S. (Hrsg.) *Prognoserechnung*. 7. Aufl., Springer: Berlin.
- Kiener, St.; Maier-Scheubeck, N.; Obermaier, R.; Weiß, M. (2012) *Produktions-Management*. 10. Aufl., Oldenbourg: München.
- Meißner, J.-D. (2004) *Statistik*. 1. Aufl., Oldenbourg: München.

- Melzer-Ridinger, R. (2007) *Supply Chain Management*. 1. Aufl., Oldenbourg: München.
- Pfohl, H.-C. (2010) *Logistiksysteme*. 8. Aufl., Springer: Berlin.
- Schlittgen, R.; Streitberg, B. (2001) *Zeitreihenanalyse*. 9. Aufl., Oldenbourg: München
- Schulte, Ch. (1999) *Logistik*. 3. Aufl., Vahlen: München.
- Schulte, G. (2001) *Material- und Logistikmanagement*. 2. Aufl., Oldenbourg: München
- Tempelmeier, H. (2006) *Material-Logistik*. 6. Aufl., Springer: Berlin.
- Thome, H. (2005) *Zeitreihenanalyse*. 1. Aufl., Oldenbourg: München.
- Thonemann, U. (2015) *Operations Management*. 3. Aufl., Pearson: Hallbergmoos.
- Vogel, J. (2015) *Prognose von Zeitreihen*. 1. Aufl., Springer: Wiesbaden.
- Wannenwetsch, H. (2010) *Integrierte Materialwirtschaft und Logistik*. 4. Aufl., Springer: Berlin.
- Zäpfel, G. (2001) *Grundzüge des Produktions- und Logistikmanagement*. 2. Aufl., Oldenbourg: München.