



Bachelorthesis

Quantitative Methoden in der Warenkorb- und Verbundkaufanalyse

Name: Danny Ockenfuss, [REDACTED]
[REDACTED] [REDACTED]
Betreuender Prüfer: Herr Prof. Dr. Stefan Tuschl
Zweiter Prüfer: Frau Prof. Dr. Elke Hörnstein
Abgabedatum: 19.02.2021

Fakultät Wirtschaft und Soziales

Department Wirtschaft

Studiengang: Marketing/ Technische Betriebswirtschaftslehre

Inhaltsverzeichnis

TABELLENVERZEICHNIS	IV
ABBILDUNGSVERZEICHNIS	V
ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS	VI
SYMBOLVERZEICHNIS	VII
1 EINLEITUNG	1
1.1 ZIELSETZUNG DER BACHELORARBEIT.....	2
1.2 AUFBAU DER BACHELORARBEIT.....	3
2 WARENKORB- UND VERBUNDKAUFANALYSE UND IHRE NUTZENPOTENZIALE	4
2.1 GRUNDLAGE FÜR STRATEGISCHE ENTSCHEIDUNGEN DES HANDELSMANAGEMENTS.....	5
2.2 SORTIMENTSPOLITIK.....	5
2.3 (AUTOMATISIERTE) ARTIKELEMPFEHLUNG – PRODUKTPLATZIERUNG.....	6
2.4 INDIVIDUELLERE KUNDENANSPRACHE.....	7
3. DATEN	8
3.1 DATENAUSWAHL & VARIABLENSKIZZIERUNG.....	8
3.2 DATENBEREINIGUNG.....	9
3.3 ERZEUGTE DATENSÄTZE.....	9
3.3.1 <i>Warenkorbdaten</i>	10
3.3.2 <i>Dataset_transformiert_aggregiert</i>	10
3.4 ATTRIBUTSMANIPULATION.....	10
4 UNIVARIAT DESKRIPTIVE WARENKORBANALYSE	12
4.1 KENNZAHLEN DER UNIVARIAT DESKRIPTIVEN ANALYSE.....	12
4.1.1 <i>Lagemaße</i>	12
4.1.2 <i>Streuungsmaße</i>	13
4.2 ERGEBNISSE DER UNIVARIAT DESKRIPTIVEN WARENKORBANALYSE.....	15
4.2.1 <i>Warenkörbe</i>	15
4.2.2 <i>Items</i>	18
4.2.3 <i>Bonreichweitenanalyse</i>	20
4.3 INTERPRETATION DER ERGEBNISSE UND NUTZUNGSMÖGLICHKEITEN.....	21

5	BIVARIATE WARENKORBANALYSE.....	23
5.1	THEORETISCHE EINFÜHRUNG IN DIE STATISTISCHEN MITTELWERTVERGLEICHE	23
5.2	ERGEBNISSE DER BIVARIATEN WARENKORBANALYSE.....	26
5.2.1	<i>Einkaufsfrequenz</i>	26
5.2.2	<i>Evaluierung von Lockangeboten</i>	29
5.3	DISKUSSION DER ERGEBNISSE	32
6	VERBUNDKAUFANALYSE.....	34
6.1	KORRELATIONSANALYSE.....	34
6.1.1	<i>Theoretische Grundlagen</i>	35
6.1.2	<i>Ergebnisdarstellung und Interpretation</i>	36
6.2	AFFINITÄTSANALYSE (PAARWEISE ASSOZIATIONSMAßE).....	38
6.2.1	<i>Theoretische Grundlagen der Affinitätsanalyse</i>	38
6.2.2	<i>Ergebnisse der Affinitätsanalyse</i>	39
6.3	ASSOZIATIONSANALYSE (ASSOZIATIONSREGELN).....	40
6.3.1	<i>Theoretische Grundlagen</i>	40
6.3.2	<i>Ergebnisse und Interpretation der Assoziationsanalyse (Assoziationsregeln)</i>	43
6.3.2.1	Ober- und Unterkategorie – allgemein.....	44
6.3.2.2	Großeinkäufe	48
6.3.2.3	Zeitpunktabhängige Assoziationsregeln.....	49
6.3.3	<i>Ableitung von Nutzenpotenzialen aus den Assoziationsregeln</i>	50
6.4	VERGLEICH DER KONVENTIONELLEN VERFAHREN DER VERBUNDKAUFANALYSE	52
6.5	CLUSTERANALYSE (WARENKORBPROTOTYPEN).....	55
6.5.1	<i>Theoretische Grundlagen</i>	55
6.5.2	<i>Ergebnisse der Clusteranalyse</i>	56
6.5.3	<i>Evaluierung der prototypenbasierten Verbundanalyse</i>	59
7	ERKENNTNISGEWINN UND FAZIT	61
	QUELLENVERZEICHNIS	VIII
	ANHANGSVERZEICHNIS	XII
	EIDESSTAATLICHE ERKLÄRUNG	XVI

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Merkmalszusammensetzung der Variable „Tageszeit“	11
Tabelle 2: Bonreichweite der Oberkategorien	21
Tabelle 3: Statistische Mittelwerttests Warenkorbumfänge	31
Tabelle 4: Veränderung der Warenkorbumfänge in Abhängigkeit der Lockartikel	32
Tabelle 5: Korrelationen der Unterkategorien	37
Tabelle 6: Ähnlichkeitskoeffizienten nach Jaccard der Unterkategorien.....	39
Tabelle 7: Assoziationsregeln der Oberkategorie I	44
Tabelle 8: Assoziationsregeln der Oberkategorie II	45
Tabelle 9: Assoziationsregeln der Unterkategorie I	46
Tabelle 10: Assoziationsregeln der Unterkategorie II	47
Tabelle 11: Assoziationsregeln Unterkategorie – Großeinkäufe	48
Tabelle 12: Zeitabhängige Assoziationsregeln der Unterkategorie	50
Tabelle 13: Ergebnisse der Clusteranalyse mittels PAM	57

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Deskriptive Kennzahlen der Warenkorbgröße mit und ohne Ausreißer	15
Abbildung 2: Streudiagramm der Warenkorbgröße.....	16
Abbildung 3: Deskriptive Kennzahlen des Warenkorbumsatzes.....	17
Abbildung 4: Verteilung des Warenkorbumsatzes	18
Abbildung 5: Deskriptive Kennzahlen der Sortimentshierarchiestufen	18
Abbildung 6: Absatzstärken der Oberkategorien.....	19
Abbildung 7: Solobezogene Artikel	20
Abbildung 8: Mittlere Einkaufshäufigkeiten pro Einkaufszeitpunkt	27
Abbildung 9: Levene Test auf Varianzhomogenität I	27
Abbildung 10: Robuste Mittelwerttests	28
Abbildung 11: Scheffé-Prozedur der Einkaufszeitpunkte	29
Abbildung 12: Tests auf Normalverteilung Adult Cereal / Mainstream w. Bread	30
Abbildung 13: Test auf Normalverteilung Jogurt Multipacks	31
Abbildung 14: Paarweise Vierfeldertafel	38
Abbildung 15: Geschätzter Silhouettenkoeffizient	56
Abbildung 16: Liniendiagramm der Kaufwahrscheinlichkeitsdifferenzen – Cluster 2	58
Abbildung 17: Liniendiagramm der Kaufwahrscheinlichkeitsdifferenzen – Cluster 4	59

Abkürzungsverzeichnis

Con= Confidence/Konfidenzmaß

Conv = Conviction(maß)

E-Business = Electronic Business

emp. = empirisch

ID = Identifikationsnummer

KI = Künstliche Intelligenz

LEH = Lebensmitteleinzelhandel

PAM = Partitioning around Medoids

Sup = Support(maß)

Rg. = Rang

Symbolverzeichnis

α = Signifikanzniveau (Alpha)

df = Freiheitsgrade

p = Prozentwert

r_p = Korrelationskoeffizient nach Bravais-Pearson

r_{sp} = Korrelationskoeffizient nach Spearman

s^2 = Stichprobenvarianz

s^2_{korr} = korrigierte Stichprobenvarianz

S_{xy} = Kovarianz (von X/Y)

SF = Standardfehler

SS_b = Gruppeneffekt der quadrierten Abweichung

SS_t = quadrierte Gesamtsummenabweichung

SS_w = Zufallseffekt der quadrierten Abweichung

\bar{x} = arithmetisches Mittel der Variable X

X_m = Median der Variable X

\Rightarrow = logischer Folgepfeil

\in = Elementzeichen (= Objekt ist Element einer Menge)

\subseteq = Teilmenge

U = Vereinigungsmenge

\cap = Durchschnittsmenge

\emptyset = leere Menge

Prob () = Wahrscheinlichkeit des Eintretens von ()

\wedge = logisches und

1 Einleitung

Weltweit ist der Handel durch einen hohen Wettbewerb gekennzeichnet. In den letzten Jahrzehnten hat der Konkurrenzkampf aufgrund der Globalisierung sowie der folglich gestiegenen Anzahl an Warenanbietern nochmals zugenommen. Die Entwicklung des grenzüberschreitenden Warenhandels belegt diese Annahme. Wurden weltweit im Jahr 2000 lediglich 10,4% der im Inland produzierten Waren exportiert, stieg der Anteil des grenzüberschreitenden Warenhandels innerhalb von 19 Jahren auf ca. 20% an.¹

Das Phänomen des steigenden Wettbewerbes lässt sich zudem auch auf Märkte adaptieren, die ihre Waren vorzugsweise lokal absetzen und dementsprechend geringer vom globalen Warenhandel beeinflusst werden. Unabhängig von der präferierten Vertriebsform wächst der Wettbewerb im Handel in nahezu allen Branchen. Die Abgrenzungspotenziale sind aber paradoxerweise gerade im Handel rar. Bedingt durch die weitgehende Vergleichbarkeit der Produkte werden folglich innovative Abgrenzungsmöglichkeiten ein wesentlicher Erfolgsfaktor für das Handelsmanagement.²

Eine dieser wettbewerbskritischen Determinanten sieht die Forschung innerhalb der sinnvollen Erschließung und Nutzung von Informationen. Angetrieben wird die zunehmend größere Relevanz von Informationen durch die Digitalisierung. Kontinuierlich ansteigende Datenvolumina entstanden auf Basis technischer Innovationen der letzten Jahre. Aus Unternehmenssicht entwickelte sich die Beschaffung sowie die Analyse von Informationen daher zu einer stärker beachteten strategischen Ressource.³ Basierend auf dem hohen Maß an Kundeninteraktionen prädestiniert sich das Handelsgewerbe besonders für die Anwendung datenanalytischer Methoden.

Das Ziel der quantitativen Methoden in der Warenkorb- und Verbundkaufanalyse ist es, empirische Sachverhalte numerisch darzustellen. Die Datengrundlage stammt dabei aus der Verkaufshistorie der Händler. Im stationären Einzelhandel wird heutzutage vom flächendeckenden Einsatz von elektronischen Scannerkassen profitiert. Die Menge der im sog. „Data Warehouse“ gesammelten Daten steigt dadurch stetig. Im Onlinehandel liegen relevante Angaben gewissermaßen automatisch in digitaler Form vor.

Auf Basis der vorliegenden numerischen Informationen, versuchen Unternehmen das Verhalten bzw. die Bedürfnisse der Kunden zu modellieren und Handlungsgrundsätze abzuleiten.⁴

Trotz der Chancen, die die Nutzung von quantitativen Methoden in der Warenkorb- und Verbundkaufanalyse bietet, erfahren diese erst in den letzten Jahren eine adäquate praktische Relevanz. Zwar blickt die modellgestützte Entscheidungsvorbereitung auf eine langjährige

¹ Vgl. o.V., 2020

² Vgl. Garcke/Griebel/Thess, 2008, S. 112

³ Vgl. Seufert, 2016, S. 39 f.

⁴ Vgl. Moldenhauer/Lange/Schmidt/Bosch, 2017, S. 207 f.

Forschungstradition zurück, doch erst die „Informationsrevolution“ und die verbesserte Leistungsfähigkeit von Prozessoren ebneten den vermehrten Übergang von der Theorie in die Praktische Umsetzung.⁵

Diese wissenschaftliche Arbeit befasst sich mit dem gegenwärtig und zukünftig relevanten Thema der quantitativen Methoden in der Warenkorb- und Verbundkaufanalyse. Die Grundlage bildet hierbei eine umfassende theoretische Explikation der Analyseverfahren. Aufbauend auf dieser werden praktische Anwendungen im Rahmen der Nutzung realer Transaktionsdaten durchgeführt, Ergebnisse analysiert und Nutzenpotenziale abgeleitet.

1.1 Zielsetzung der Bachelorarbeit

Das Kernziel dieser Bachelorarbeit ist es, die Methoden der explorativen Warenkorb- und Verbundkaufanalyse vorzustellen und deren Nutzenpotenziale für das Handelsmanagement zu evaluieren. Kern dieser wissenschaftlichen Arbeit bildet dabei die praktische Anwendung der Verfahren auf Basis eines realen Datensatzes. Dadurch soll die Praxistauglichkeit der quantitativen Methoden untersucht werden.

Zwar widmeten sich in der Vergangenheit schon einige Studien der Analyse von warenkorbanalysierenden Verfahren, allerdings fokussierten diese sich oftmals auf theoretische Aspekte. Oftmals beruhte die praktische Anwendung der quantitativen Methoden dabei lediglich auf simplen und fiktiven Datensätzen. Diese wissenschaftliche Arbeit versucht sich, auf Basis der praktischen Anwendung, an einem großen, aus der Praxis stammenden Datensatz, von jenen Theoriearbeiten abzugrenzen.

Ogleich das generierte Wissen und darauf aufbauende Handlungsvorschläge für das Handelsmanagement aufgezeigt werden, steht dennoch die Anschauung und Evaluierung der quantitativen Methoden im Vordergrund. Die Ergebnisse der Warenkorbanalyse dienen dabei primär als Fundament zur Beurteilung der quantitativen Verfahren. Entstehen aus der Anwendung einer quantitativen Methode keine nutzbaren Erkenntnisse für das Unternehmen, folgt daraus nicht automatisch eine negative Beurteilung der Methode. Vielmehr sollen zunächst die Gründe dafür erforscht und Erfolgsdeterminanten der spezifischen Anwendung abgeleitet werden.

Zusammengefasst thematisiert diese Bachelorarbeit, die theoretischen Grundlagen quantitativer Methoden der Warenkorb- und Verbundkaufanalyse zu erläutern, deren praktische Anwendbarkeit zu überprüfen und auf Basis der Ergebnisse, Nutzen- und Risikopotenziale abzuleiten.

⁵ Vgl. Blattberg/Glazer, 1994, S. 11 ff.

1.2 Aufbau der Bachelorarbeit

Die vorliegende Bachelorarbeit zum Thema „Quantitative Methoden in der Warenkorb- und Verbundkaufanalyse“ ist in sieben verschiedene Kapitel unterteilt. Das erste Kapitel führt grundsätzlich in die Thematik sowie die Zielsetzung der wissenschaftlichen Ausarbeitung ein und skizziert dabei die gegenwärtige Relevanz des Themas.

Im Folgendem beginnt der Hauptteil dieser Arbeit. In diesem wird zunächst die Warenkorb- und Verbundkaufanalyse detaillierter erläutert und folglich werden die Einsatzmöglichkeiten für das Management ausgearbeitet.

Das Kapitel 3 beschäftigt sich daraufhin mit der Erläuterung des Datensatzes, welcher als Grundlage für die folgenden quantitativen Analysen dient. Neben der Beschreibung darüber, wie der Datensatz aufgebaut ist und welche Informationen er enthält, soll dieser Abschnitt vor allem die notwendigen Maßnahmen zur Datenaufbereitung thematisieren.

Ab dem folgenden Kapitel stehen die spezifischen quantitativen Methoden der Warenkorb- und Verbundkaufanalyse im Fokus. Das 4. Kapitel befasst sich dabei mit den univariaten Ansätze der Warenkorbanalyse. Im 5. Kapitel folgen statistische Mittelwertvergleiche, die dem Handelsmanagement zur Erkenntnisgewinnung verhelfen sollen. Das folgende 6. Kapitel thematisiert die Methoden der bivariaten Kaufzusammenhangsanalyse zwischen bestimmten Sortimentsteilen. Daraufhin wird im 7. Abschnitt dieser Bachelorarbeit ein relativ neuartiges Verfahren der Verbundkaufanalyse dargestellt, welches auf der Bildung prototypischer Warenkörbe fundiert.

Das Aufbauschema der einzelnen Kapitel unterscheidet sich dabei nur marginal. Zunächst erfolgt eine theoretische Einführung in die quantitativen Verfahren. Darauf aufbauend werden die Ergebnisse der praktischen Anwendung aufgezeigt und folglich interpretiert.

Der Fokus dabei liegt auf den explorativen Verfahren der Warenkorbanalyse, bei denen die Assoziationsanalyse (Kapitel 6.3) eine besondere Relevanz in der Praxis einnimmt. Demzufolge wird dieser quantitativen Methode der Verbundkaufanalyse auch in dieser wissenschaftlichen Arbeit eine besondere Stellung anerkannt.

Für die Datenanalysen wurden die Softwares IBM SPSS Statistics 25, Microsoft Excel 2016, ein Add-In für Excel (XLSTAT2020) sowie die statistische Programmiersprache R verwendet. XLSTAT kam dabei lediglich im Rahmen der Assoziationsanalysen (Kapitel 6.3) zum Einsatz, wohingegen das Paket „ClusterR“ der Programmiersprache R speziell in der Clusteranalyse (Kapitel 6.5.) angewandt worden ist.

Zum Schluss dieser Ausarbeitung wird ein Fazit gezogen, indem die Erkenntnisse zu den differenten Methoden kurz zusammengefasst werden. In Bezug auf die vorher definierten Ziele dieser Bachelorarbeit sollen dabei primär die Anwendungs- sowie Informationspotenziale der vorher angewandten quantitativen Verfahren diskutiert und aufgezeigt werden.

2 Warenkorb- und Verbundkaufanalyse und ihre Nutzenpotenziale

Informationen über Kunden und deren Bedürfnisse sind wesentlicher Bestandteil einer effizienten Unternehmenssteuerung. Im Zuge dessen verwenden Unternehmen heutzutage vermehrt quantitative Analysemethoden. Der Einsatz dieser Verfahren ermöglicht die Umwandlung von reinen Daten zu verwertbaren Informationen.⁶

Das Handelsmanagement setzt dabei vor allem auf Warenkorb- und Verbundkaufanalysen. Die Warenkorbanalyse wird als eine Vielzahl von Methoden zur Erforschung der Zusammensetzung einer Einkaufstransaktion definiert.⁷ Die Verbundkaufanalyse ist streng genommen eine Methode der Warenkorbanalyse, bei der Ausstrahlungseffekte eines Artikels auf das restliche Sortiment aufgedeckt werden sollen.⁸ Mit Hilfe der Warenkorbanalyse können dementsprechend Kaufdaten analysiert, Beschaffungspräferenzen festgestellt und Zusammenhänge zwischen Produkten oder Produktgruppen gefunden werden.

In der Literatur fand die analytische Betrachtung von Warenkörben schon früh Beachtung. Die aktuelle Forschung sowie die praktische Umsetzung sind häufig methodengetrieben, wobei zwischen der explorativen und der explanativen Warenkorbanalyse differenziert wird. Die Praktiken der explanativen Modelle konzentrieren sich auf die Analyse von Effekten durch externe Einflussfaktoren. Dies kann in der Praxis beispielsweise bedeuten, dass die Auswirkung von Produktplatzierungen, Werbekampagnen oder einer käuferspezifischen Charakteristik auf die Kaufwahrscheinlichkeit gemessen wird. Die Ergebnisse der Untersuchung dienen folglich als Entscheidungsgrundlage für unternehmerische Steuerungsmaßnahmen im Marketing-Mix.

Die Modelle der explorativen Ansätze verzichten bei der methodischen Untersuchung explizit auf die Verwendung äußerer Einflüsse.⁹ Im Mittelpunkt steht vielmehr die Auswertung der Transaktionsdaten zur Aufdeckung bedeutsamer Verbundbeziehungen, die sich aus beobachtbaren interdependenten Nachfragemustern ergeben. Die Voraussetzung für eine Analyse des Einkaufsverhaltens der eigenen Kunden ist das Vorhandensein von granularen Verkaufsdaten über einen längeren Zeitraum. Bei Online-Portalen von Unternehmen stellt der Zugriff auf eben solche Daten kein Problem dar und auch dem Offline-Vertrieb liegen heutzutage aufgrund der Digitalisierung sowie modernster Scannerkassentechnik ausreichend Informationen vor.¹⁰

Aufgrund der großen Menge an zu verarbeitenden Daten werden Warenkorbanalysen dem sog. Data-Mining zugeordnet. Der Data-Mining-Prozess beschäftigt sich mit der Extrahierung

⁶ Vgl. Moldenhauer/Lange/Schmidt/Bosch, 2017, S. 205

⁷ Vgl. Russel/Petersen, 2000, S. 368

⁸ Vgl. Schröder, 2011, S. 111

⁹ Vgl. Hildebrandt/Boztug, 2007, S. 221f.

¹⁰ Vgl. Moldenhauer/Lange/Schmidt, 2017, S. 208

von Wissen aus Daten. Unter Wissen werden nicht triviale Muster verstanden, die Allgemeingültigkeit besitzen und ein Nutzenpotenzial bieten.¹¹

Eine Kernfrage, die sich im Rahmen der Anwendung von quantitativen Methoden der Warenkorb- und Verbundkaufanalyse stellt, ist, inwieweit das erzeugte Wissen auch praktische Nutzenpotenziale bietet. Speziell der Einzelhandel bietet aufgrund der hohen Anzahl an Kundeninteraktion eine optimale Geschäftsstruktur zum Einsatz von nicht trivialen Informationen entlang des Wertschöpfungsprozesses.

Im Folgenden werden die expliziten Verwendungsmöglichkeiten vom generierten Wissen aus der Warenkorb- und Verbundkaufanalyse skizziert und deren Nutzenpotenziale für das Handelsmanagement dargestellt.

2.1 Grundlage für strategische Entscheidungen des Handelsmanagements

Primär ergibt sich durch große Datenmengen die Chance für das Handelsmanagement, das eigene Unternehmen detaillierter zu verstehen. Entscheidungen werden folglich unter Einbeziehung einer fundierten Informationsbasis getroffen.¹² Das generierte Wissen aus der Warenkorb- und Verbundkaufanalyse ist demnach potenzieller Einflussfaktor für strategische Entscheidungen des Handelsmanagements. So kann bspw. die Eruiierung präferierter Einkaufszeitpunkte einen Einfluss auf die Öffnungszeiten eines Geschäfts haben. Des Weiteren kann auch die Vertriebsform für ein bestimmtes Produkt nach einer Warenkorbanalyse angepasst werden.

2.2 Sortimentspolitik

Ein zentrales Einsatzgebiet der Warenkorb- und Verbundkaufanalyse ist die Sortimentspolitik, die sämtliche Maßnahmen zur Planung, Realisation und Kontrolle des Sortimentes umfasst.¹³ Die Grundlage für eine erfolgreiche Sortimentspolitik bildet das Verständnis von Kundenbedürfnissen. Informationen aus der Warenkorbanalyse verschaffen dem Handelsmanagement diesbezüglich eine Wissensgrundlage, aus der folglich wesentliche Erkenntnisse der eigenen Kundschaft abgeleitet werden können. Diese Erkenntnisse münden in einer optimierten Sortimentspolitik.

So werden im Rahmen einer Warenkorbanalyse beispielsweise absatzschwache Produkte gefunden, die aus dem Sortiment eliminiert werden sollten. Die Analyse von Verbundkäufen ermöglicht es hierbei auch, Produkte zu erkennen, die zwar gesondert betrachtet

¹¹ Vgl. Runkler, 2015, S. 3

¹² Vgl. Jenny/Meißner/Glende/B. et. al., 2019, S. 33

¹³ Vgl. Ausschuss für Definition zu Handel und Distribution, 2006, S. 137

ertragsschwach sind, allerdings häufig mit ertragsstarken Produkten zusammengekauft werden. Jene ertragsschwachen Produkte sollten im Sortiment bleiben, um den Abgang von Kunden zu verhindern und die Absätze der absatzstarken Produkte nicht negativ zu beeinflussen.¹⁴ Des Weiteren lassen sich aus den Informationen der Verbundkaufanalyse Produkte ableiten, die in sogenannten Produktbündeln angeboten werden können. Unter einem Bündelangebot werden mehrere, in einem Paket zusammengefasste, Produkte verstanden.¹⁵ Das Handelsunternehmen profitiert neben dem Absatz von Cross-Selling-Produkten auch von zufriedenen Kunden, denen ein Preisnachlass gewährt oder zumindest suggeriert wird.

Der operativen Sortimentssteuerung bieten quantifizierte Informationen die Möglichkeit, das Sortiment ergebnisorientiert an die wechselnden Bedingungen des Marktes anzupassen und folglich zur Gewinnoptimierung beizutragen.¹⁶

2.3 (Automatisierte) Articlempfehlung – Produktplatzierung

Das Auffinden von Abhängigkeiten zwischen Produkten oder Produktgruppen bietet dem Handelsmanagement die Möglichkeit, bedarfsgerechte Artikel zu empfehlen. Die Grundlage für effiziente Kaufempfehlungen liefert die Eruiierung von Verbundbeziehungen zwischen einzelnen Items, die auf der Analyse historischer Transaktionsdaten basieren.¹⁷ Dabei eignen sich gerade Online-Bestelldaten aufgrund ihrer Aktualität und elektronischen Verfügbarkeit für den Einsatz selbstgesteuerter Empfehlungsmaschinen. So werden im Online-Handel dem Kunden basierend auf dem Kauf- und Klickverhalten automatisch passende Produktvorschläge angeboten. Ergebnisse zeigen, dass Online-Shops ihren Umsatz durch datenfundierte Propositionen um bis zu 20% erhöhen können und zusätzlich die Kundenzufriedenheit steigt.¹⁸ Selbst der Branchenführer „Amazon“ generiert 30% seiner Verkäufe mittels einer Empfehlungsfunktion.¹⁹ Cross- und Up-Selling Raten steigen demnach signifikant durch die Nutzung von Informationen aus der Verbundkaufanalyse an.

Derartige datenbasierte Empfehlungsmaschinen haben sich in der Konsequenz ihrer Erfolge mittlerweile im gesamten E-Business etabliert.²⁰ So nutzen auch Unternehmen wie Netflix oder Youtube datenbasierte Empfehlungsalgorithmen, um die Verweildauer der Kunden zu verlängern und die Kundenzufriedenheit zu erhöhen.²¹

¹⁴ Vgl. Boztug/Silberhorn, 2006, S. 106

¹⁵ Vgl. Bensberg, 2001, S. 111

¹⁶ Vgl. Barth/Hartmann/Schröder, 2007, S. 182

¹⁷ Vgl. Moldenhauer/Lange/Schmidt/Bosch, 2017, S. 208

¹⁸ Vgl. Garcke/Griebel/Thess, 2008, S. 118

¹⁹ Vgl. King, 2014, S. 65

²⁰ Vgl. Bensberg, 2001, S. 103

²¹ Vgl. Lobe, 2019

Im stationären Einzelhandel wird der Einsatz von automatisierten Empfehlungsmaschinen durch fehlende Technik vor Ort erschwert, wenngleich indes erste KI-Systeme im offline Kaufprozess eingesetzt werden.²² Im Gegensatz zum Onlinehandel fehlt bei stationären Produktempfehlungsalgorithmen die Möglichkeit, den gegenwärtigen Warenkorb sowie Verhaltensmuster des Kunden in die Datenbasis zu integrieren. Die Datenbasis für Kaufvorschläge bilden zwangsläufig historische Transaktionsdaten aus denen Zusammenhänge zwischen Produkten bzw. Produktkategorien quantifiziert werden. Des Weiteren können Produktvorschläge nicht per direkter Kommunikation an die Kundschaft erfolgen. Vielmehr sind datenbasierte Produktplatzierungen eine praktisch geeignete Maßnahme zur Absatzsteigerung. Dabei bietet sich die Chance für das Handelsmanagement, häufig zusammengekaufte Produkte gemeinschaftlich am Point of Sales zu platzieren oder sogar die Produkte eines Clusters auf verschiedene, strategisch relevante Orte zu verteilen, um folglich die Customer Journey gezielt zu leiten.²³

2.4 Individuellere Kundenansprache

Die Warenkorbanalyse ist Ausgangspunkt für ein besseres Verständnis des Unternehmens über seine Kunden. Dieses Verständnis hilft Unternehmen bei der Durchsetzung einer individuelleren Kundenansprache - speziell im Marketing. Der Einsatz effizienterer Marketingmaßnahmen erhöht dabei nicht nur die Kundenzufriedenheit, sondern bietet zudem Kosteneinsparungspotenziale für das Handelsmanagement. Kernziel dabei ist es, dem spezifischen Kunden ausschließlich in Werbekampagnen zu involvieren, an welchen er basierend auf den Erkenntnissen der Datenanalyse Interesse hat. Ein Ansatz zur Auswahl geeigneter Werbeempfänger bietet beispielsweise die vorherige Kundensegmentierung mittels einer Clusteranalyse.²⁴

²² Vgl. Garcke/Griebel/Thess, 2008, S. 118 f.

²³ Vgl. Moldenhauer/Lange/Schmidt/Bosch, 2017, S. 219

²⁴ Vgl. Garcke/Griebel/Thess, 2008, S. 111

3. Daten

Zur praktischen Evaluierung quantitativer Methoden sollten diese unbedingt an realen Daten angewendet werden. Das folgende Kapitel beschäftigt sich mit der zur Auswahl geeigneter Datensätze, notwendigen Anpassungsleistungen und der Beschreibung der finalen Datensätze.

3.1 Datenauswahl & Variablenskizzierung

Im Rahmen einer praktischen Evaluierung quantitativer Verfahren ist es von großer Bedeutung, auch auf eine reale Datengrundlage aus der Praxis zugreifen zu können. Die Auswahl relevanter Datensätze fundiert dabei auf dem Verständnis der Aufgabenstellung sowie der Kenntnis der zur Auswahl stehenden Datenbestände.

Als Datenquelle der folgenden Untersuchungen dient ein frei verfügbare Datensatz des britischen Data-Science Unternehmen „Dunnhumby“. Der Datensatz „transaction_complete“ gehört zum Datenbündel „The complete Journey“.²⁵ „The complete Journey“ umfasst dabei sämtliche, durch Kundenkarten aufgezeichnete Einkaufstransaktionen 2.500 verschiedener Haushalte bei verschiedenen Stores eines bestimmten Lebensmitteleinzelhändler. Der Beobachtungszeitraum beträgt dabei zwei Jahre.

Der Datensatz „transaction_complete“ enthält sämtliche Details zu den Transaktionen der Haushalte. So gleichen die Ausgangsvariablen den Inhalten eines Kassensbons. Die relevanten Variablen werden im Anhang (A1) kurz skizziert. Kurz erwähnt werden soll, dass zu der Variable „PRODUCT_ID“ keine näheren Informationen vorliegen. Zur Produktzuordnung muss deshalb auf die Zugehörigkeit in der „SUB_COMMODITY_DESC“ (Produktunterkategorie) zurückgegriffen werden. Diese wiederum fasst die Artikel in sehr engen, also informativen Untergruppen zusammen.²⁶

In den Vorwgen der Analyse wurde aus dem Datensatz eine Stichprobe genommen, die den Betrachtungszeitraum auf die ersten 29 Wochen beschränkt. Zusätzlich wird das Handelsunternehmen als Ganzes betrachtet und die Storedaten dementsprechend nicht disaggregiert. Die Stichprobe eines einzelnen Stores wäre zu gering, um reliable Ergebnisse zu gewinnen. Die abgeleiteten Erkenntnisse sind dementsprechend allgemeingültig und reflektieren nicht unbedingt die Gegebenheiten jedes einzelnen Geschäfts. Dies kann aber insofern auch als Vorteil betrachtet werden, dass die Resultate unabhängiger von geschäftsspezifischen Einflussfaktoren sind, wie es beispielsweise die Warenplatzierung ist.

²⁵ Dunhumby (2014)

²⁶ Auf eine Übersetzung der (englischsprachigen) Sortimentsteile wird verzichtet.

3.2 Datenbereinigung

In der Datenbereinigung erfolgt eine erste Sichtung der integrierten Daten. Ziel ist es, die Datenqualität zu erhöhen.²⁷ Beim „Data-Cleaning“ müssen im Wesentlichen fünf Problemfelder beachtet werden. Diese sind fehlende Werte, fehlerhafte Werte, Ausreißerwerte, Redundanzen und Inkonsistenzen. Hinzukommen bei einer Datenanreicherung, also dem Nutzen von externen Datenquellen, die unverständlichen Werte oder Variablen.

In der Praxis sind fehlende Werte relativ problemlos zu erkennen. Derweil ermöglichen mehrere Optionen die Beseitigung fehlender Werte. Aufgrund der großen Datenmenge wurden Transaktionen, die fehlende Werte aufwiesen oder unverständlich erschienen, eliminiert. Das Auffinden von fehlerhaften Werten ist sehr komplex und oftmals nur im Rahmen von Verfahren zur Mustererkennung möglich. Redundanz in den Daten meint die Speicherung derselben Informationen an unterschiedlichen Stellen. Inkonsistenz definiert differierende Attributausprägungen bei semantisch gleichen Datenwerten.²⁸

In der Datenaufbereitung des transaktionsbasierten Datensatzes sind folgende Transaktionen fehlerhafter oder unverständlicher Werte eliminiert worden:

- Alle Transaktionen, die eine Produktanzahl von „0“ aufwiesen aufgrund der nicht nachvollziehbaren, fehlenden oder falschen Einkaufsmenge.
- Alle Transaktionen, bei denen die Variablen Sales_Value, Retail_Disc und Coupon_Disc allesamt einen Wert von „0“ aufwiesen. In diesen Fällen konnte angenommen werden, dass die Produkte kostenfrei zu erwerben sind. Es handelte sich ausschließlich um „Snack Bags“ und Coupons, die für die Warenkorbanalyse akzidentell sind.
- Alle Transaktionen der Produkte, die in der SUB_COMMODITY „Gasoline Reg – unleaded“ zusammengefasst worden sind, da es sich um Coupons handelt, bei denen die verkaufte Anzahl nicht in Verbindung mit dem Sales_Value standen.

Mit hoher Wahrscheinlichkeit wurde der Datensatz vor der Freigabe bereits geprüft, wodurch keine fehlenden, redundante oder inkonsistente Werte in ihm vorkommen. Die Untersuchung auf vorliegende Ausreißerwerte erfolgt im Zuge der Verfahrensanwendungen.

3.3 Erzeugte Datensätze

Auf Basis der datenbereinigten Ausgangsdaten wurden für bestimmte Analysearbeiten modifizierte Datensätze kreiert. Ziel dabei war es, die Datenstruktur möglichst übersichtlich darstellen zu können und folglich Fehler bei der Anwendung quantitativer Methoden zu vermeiden. Des Weiteren waren strukturelle Anpassungen teilweise notwendig im Zuge der

²⁷ Vgl. Ng/Soo, 2017, S. 2

²⁸ Vgl. Beekmann, 2003, S. 23 f.

Anwendung bestimmter Analyseverfahren. Die Struktur der neuen Datensätze soll im Folgenden kurz skizziert werden.

3.3.1 Warenkorbdaten

Im Dataset „Warenkorbdaten“ wurden die einzelnen Transaktionen zu einem Warenkorb zusammengefasst. Die Variablen des Datensatzes waren in der Ausgangsform identisch mit denen aus dem Datensatz „transaction_complete“. Bei nominalen oder ordinalen Merkmalsausprägungen konnten dabei die Merkmalsausprägungen übernommen werden. Lediglich bei metrischen Merkmalen wurden die Ausprägungen der einzelnen Transaktionen summiert. Der Datensatz diente als Grundlage zur Generierung warenkorbspezifischer Informationen.

3.3.2 Dataset_transformiert_aggregiert

Der Datensatz „Dataset_transformiert_aggregiert“ basiert auf einer strukturellen Anpassung des Ausgangsdatsatzes „Warenkorbdaten“. Hierbei werden die einzelnen Produkte, Commodities, Sub Commodities und Departments allerdings als separate Variable dargestellt. Die metrischen Merkmalsausprägungen ergeben sich aus der Anzahl der spezifischen Items im zugrundeliegenden Warenkorb. Diese Datenstruktur wurde benötigt, um mittels IBM SPSS STATISTICS 25 eine Korrelations- bzw. Affinitätsanalyse durchzuführen. Auch für die Assoziationsanalyse ist diese Datenanordnung teilweise verwendet worden.

3.4 Attributsmanipulation

Bei Vorliegen eines bereinigten Datenbestandes können folglich zusätzliche Attribute erzeugt werden. Dabei werden verschiedene Zielsetzungen verfolgt. Zunächst einmal können neue Variablen für die Problemstellung relevant sein. Des Weiteren ist die Reduktion der Problemkomplexität ein Ziel der Attributsmanipulation. Dies kann durch die Zusammenfassung bestehender Attribute zu einem Attribut oder die Einschränkung an Merkmalsausprägungen ermöglicht werden.²⁹

Im Rahmen der Attributsmanipulation sind drei neue Variablen aus den bestehenden Attributen generiert worden.

- **WarenkorbValue:** Der WarenkorbValue definiert die Summe, die ein Kunde innerhalb einer Einkaufstransaktion tatsächlich für den kompletten Warenkorb gezahlt hat. Die metrische Ausprägung ergab sich aus der Differenz von SALES_VALUE und COUPON_DISC eines aggregierten Warenkorbes.

²⁹ Vgl. ebd., S. 27 f.

- **Wochentag:** Der Wochentag bestimmt den Tag der Woche, an dem die Transaktion stattgefunden hat. Hierfür wurden die numerischen Ausprägungen der Variable DAY in eine String Variable transformiert. Die Ausprägung 1 steht dabei für den Wochentag Mittwoch. Der darauffolgende Tag („2“) ist dementsprechend ein Donnerstag, Tag 3 ein Freitag usw. Die weiteren Wochentage ergaben sich aus dem 7-tägigen Wochenrhythmus.

Dass der erste Tag ein Mittwoch sein musste, lies sich aus der Anzahl an Tagesausprägungen in WEEK_NO = 1 ableiten. Da die ersten 5 Tage noch der Woche 1 zugeordnet worden sind, ergab sich die Information, dass der 6. Tag ein Montag ist.

- **Tageszeit:** Die neue Variable Tageszeit enthält vier Merkmalsausprägungen. Diese sind „morgens/vormittags“, „mittags“, „abends“ und „nachts“, welche sich aus den ordinalen Merkmalsausprägungen der Variable „TRANS_TIME“ ergaben. Jede neue Attributsausprägung umfasst dabei sechs Zeitstunden aus der Ausgangsvariable:

Tabelle 1: Merkmalszusammensetzung der Variable „Tageszeit“ (Quelle: Eigene Darstellung)

Ausgangsattribut (TRANS_TIME)	Neues Attribut (Tageszeit)
0 bis 559	nachts
600 bis 1159	morgens / Vormittag
1200 bis 1759	mittags
1800 bis 2359	abends

4 Univariat deskriptive Warenkorbanalyse

Univariate Analysen beziehen sich immer nur auf ein Merkmal. Das Kernstück der Deskription bildet dabei die univariate statistische Verteilungsanalyse. Relevante Aspekte der Verteilungsanalyse sind die Lage, die Streuung, die Konzentration und die Wölbung einer Verteilung.³⁰ Einfache deskriptive Warenkorbanalysen bieten daher die Möglichkeit, empirische Einkaufsdaten zu quantifizieren, zu ordnen und zu visualisieren. Dem Management stehen in Folge der Durchführung von univariat deskriptiven Methoden, die Daten präzise in Form von Kennzahlen oder Grafiken zur Verfügung.³¹ Das Handelsmanagement kann diese aufbereiteten Daten als Entscheidungsgrundlage verwenden, da bereits univariat deskriptive Verfahren diverse Erkenntnisse generieren.³²

4.1 Kennzahlen der univariat deskriptiven Analyse

Kennzahlen der deskriptiven Analyse dienen der Informationsverdichtung eines Datensatzes mit dem Ziel, eine unmissverständliche Beschreibung der Datencharakteristik zu ermöglichen. Der Fokus dieser univariaten Datenanalyse liegt auf der Charakterisierung der Lage sowie der Streuung der Verteilung. Im Zuge dessen folgt eine Erläuterung theoretischer Grundlagen dieser Verteilungsaspekte.

4.1.1 Lagemaße

Zur Ermittlung des „Zentrums“ einer Verteilung werden sogenannte Lageparameter genutzt. Lageparameter sind Kennzahlen, die in bestimmter Weise ausgezeichnete Werte bestimmen. Der bekannteste Lageparameter ist das **arithmetische Mittel** (umgangssprachlich auch Mittelwert genannt). Das arithmetische Mittel \bar{x} errechnet sich als Durchschnittswert aller Beobachtungen

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i . \quad (4.1.)$$

Die Verwendung des arithmetischen Mittels erfordert metrische skalierte Merkmale. Im Gegensatz dazu, kann der sog. **Modus** bei jedem Skalenniveau ermittelt werden. Als Modus wird der häufigste Wert einer Verteilung bezeichnet.

³⁰ Vgl. Heumann/Toutenburg, 2008, S. 49

³¹ Vgl. Eckstein, 2019, S. 75

³² Vgl. Weins, 2010, S. 65

Der **Median** hingegen ist der Wert in der Mitte einer der Größe nach geordneten Datenreihe. Dies impliziert, dass mindestens 50% der beobachteten Werte kleiner oder gleich dem Median sind und mindestens 50% der beobachteten Werte größer oder gleich dem Median sind.

Liegen Einzelwerte in einer geordneten Datenreihe vor berechnet sich der Median X_m aus der Intervallmitte.

$$X_m = x_{\left(\frac{n+1}{2}\right)}, \text{ falls } n \text{ ungerade ist} \quad (4.2.)$$

$$X_m = \frac{1}{2} \left[x_{\left(\frac{n}{2}\right)} + x_{\left(\frac{n}{2}+1\right)} \right], \text{ falls } n \text{ gerade ist.} \quad (4.3.)$$

Besteht die Datenbasis allerdings aus absoluten oder relativen Häufigkeiten ist die Berechnung der kumulierten Häufigkeiten notwendig. Falls die 50%-Marke der relativen kumulierten Häufigkeiten bei einer Merkmalsausprägung überschritten wird, entspricht diese Merkmalsausprägung dem Median. Andernfalls berechnet sich der Median durch Mittelung dieser und der folgenden Merkmalsausprägung.³³

Eine Verallgemeinerung der Idee des Medians sind die **Quantile**. Der Median teilt einen nach Größe geordneten Datensatz in zwei Anteile derselben Größe ($p=0,5$). Bei einem spezifischen p -Quantil hingegen werden die beobachteten Werte in die Anteile p und $1 - p$ zerlegt. Da bei nominalen Merkmalen eine Beobachtungsreihe nicht der Größe nach geordnet werden kann, sind Quantilsbestimmungen nicht möglich.³⁴

Eine große Bedeutung in der quantitativen Methodik kommen **Extrem- bzw. Ausreißerwerte** zu Gute. Diese sind gemessene oder erhobene Werte, die nicht den Erwartungen der restlichen Werte einer Verteilung entsprechen. Das Vorliegen dieser Werte kann die Validität quantitativer Kennzahlen oder Analysen gefährden. Im Rahmen einer (univariaten) Ausreißeranalyse werden die Ausreißer und Extremwerte bestimmt. Zu diesem Zweck existieren in der Praxis verschiedene Methoden. Im Kontext dieser wissenschaftlichen Arbeit sind Ausreißer (Extremwerte) definiert als Werte, deren Abstand vom 25%-Perzentil nach unten bzw. vom 75%-Perzentil nach oben zwischen dem 1,5-fachen und dem 3-fachen (mehr als das 3-fache) der Boxenhöhe liegt.

4.1.2 Streuungsmaße

Lagemaße allein charakterisieren eine Verteilung nur unzureichend. Lageparameter beschreiben primär die Schwerpunkte eines Merkmals einer empirischen Verteilung. Dabei fehlt der Aspekt der Variation der Merkmalswerte gänzlich. Streuungswerte hingegen

³³ Vgl. Eckey/Kosfeld/Türck, 2008, S. 60 ff.

³⁴ Vgl. Heumann/Toutenburg, 2008, S. 52 ff.

informieren über die Homogenität bzw. Heterogenität der Variablenwerte eines Datensatzes.³⁵

Auch der **Quartilsabstand** QA errechnet sich aus der Differenz zweier zentraler Werte einer Verteilung. Im Gegensatz zur Spannweite werden nicht das Minimum und das Maximum, sondern das 25%- sowie das 75%-Quantil verwendet. Der Quartilsabstand ermittelt demzufolge den Bereich, in welchem sich die mittleren 50% der Merkmalswerte bewegen.

Die **Varianz** s^2 als auch die **Standardabweichung** s basieren im Unterschied zu den bisher behandelten Streuungsmaßen auf den Abweichungen der Merkmalsausprägungen von einem Mittelwert. Insofern berücksichtigen die beiden Kennzahlen nicht nur die Position einzelner zentraler Werte, sondern jeden einzelnen Messwert.³⁶ Die Varianz bildet den Mittelwert aus den quadrierten Abweichungen aller Einzelwerte vom arithmetischen Mittel der Verteilung, d.h. es gilt:

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \quad (4.4.)$$

In der Literatur ist die Bezeichnung für die Varianz nicht konsistent. Häufig wird auch eine Formel verwendet, die die Streichung eines Freiheitsgrades ($n-1$) im Zuge einer Stichprobenuntersuchung implementiert. Es entsteht die korrigierte Stichprobenvarianz:

$$s_{\text{korr}}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \quad (4.5.)$$

Die korrigierte Stichprobenvarianz bietet im Zuge des Schätzens und Testens geeignetere Eigenschaften. Die Unterschiede in der deskriptiven Verteilungsanalyse hingegen sind marginal.³⁸

Ein positiver Aspekt der Varianz und der Verwendung quadrierter Abweichungen ist die Abwendung einer gegenseitigen Aufhebung von positiven und negativen Werten. Der Kernnutzen dieses Dispersionsmaß basiert allerdings auf der relativen Anpassung der Abweichungswerte. So vergrößern (verkleinern) sich große (kleine) Abstandswerte in Relation zueinander durch das Quadrieren. Die Varianz informiert demzufolge über die Variabilität der gemessenen oder erhobenen Werte.

Die Interpretation der Varianz hingegen wird aufgrund der quadrierten Maßeinheit erschwert. Um eine den Merkmalswerten entsprechende Maßeinheit zu erhalten, ist eine Radikation mit der Quadratwurzel notwendig. Es entsteht die Standardabweichung s

$$s = \sqrt{s^2} \quad (4.6.)$$

³⁵ Vgl. Mittag, 2016, S. 70

³⁶ Vgl. Eckey/Kosfeld/Türck, 2008, S. 98

³⁷ Vgl. Mittag, 2016, S. 70 f.

³⁸ SPSS Statistics 25 verwendet die Formel der korrigierten Stichprobenvarianz.

In Anlehnung an Formel 4.5. resultiert die korrigierte Standardabweichung nach dem Wurzelziehen aus der korrigierten Stichprobenvarianz:

$$s_{korr} = \sqrt{s_{korr}^2} \quad (4.7.)$$

Die Standardabweichung weist eine durchschnittliche Abweichung der Merkmalswerte vom empirischen arithmetischen Mittel aus.

4.2 Ergebnisse der univariat deskriptiven Warenkorbanalyse

Die Ergebnisse der praktischen univariat deskriptiven Analysen werden im Folgenden präsentiert. Als Datenbasis dienen die vorgestellten Datensätze aus Kapitel 3. Die spezifischen Ergebnisse werden nach dem untersuchten Merkmal gegliedert.

4.2.1 Warenkörbe

Im Rahmen der univariat deskriptiven Analyse der Warenkörbe sind vor allem die Warenkorbgröße (Anzahl an Items) sowie der Umsatzwert eines Warenkorbes von Relevanz. Die deskriptive Analyse der Warenkorbgröße lieferte die Ergebnisse in Abbildung 1.

Die gültige Anzahl N (ohne Ausreißereliminierung) gibt dabei zunächst die Stichprobengröße, also die Anzahl an Warenkörben innerhalb der empirischen Erhebung an. Demzufolge haben die 2.500 Kunden innerhalb des Erhebungszeitraums insgesamt 53.755 Einkaufstransaktionen abgeschlossen.

Abbildung 1: Deskriptive Kennzahlen der Warenkorbgröße mit und ohne Ausreißer (Quelle: Eigene Darstellung)

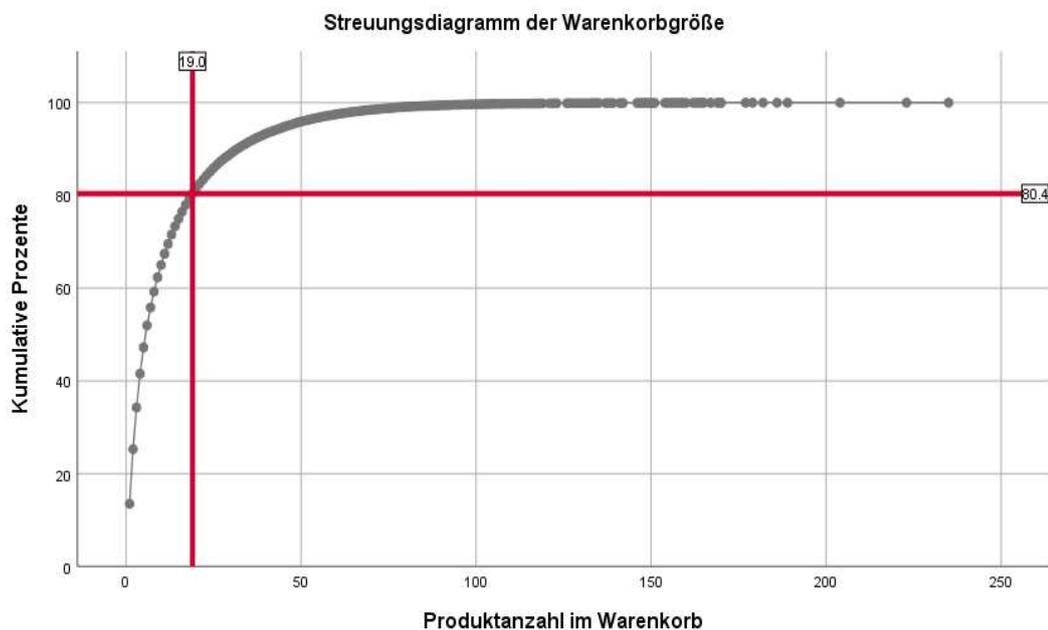
Anzahl Produkte im Warenkorb			Anzahl Produkte im Warenkorb nach Ausreißereliminierung		
Summe von QUANTITY			Summe von QUANTITY		
N	Gültig	53755	N	Gültig	49603
	Fehlend	0		Fehlend	0
Mittelwert		12,49	Mittelwert		8,67
Median		6,00	Median		5,00
Modus		1	Modus		1
Std.-Abweichung		16,608	Std.-Abweichung		8,549
Varianz		275,823	Varianz		73,085
Minimum		1	Minimum		1
Maximum		235	Maximum		37
Perzentile	25	2,00	Perzentile	25	2,00
	50	6,00		50	5,00
	75	16,00		75	12,00

Der größte Warenkorb beinhaltete dabei 235 Items und der kleinste Einkauf lediglich ein Item. Auffällig ist vor allem der Aspekt, dass die minimale Produktanzahl im Warenkorb zugleich den Modus darstellt. Zudem zeigt das 25%-Perzentil, dass mindestens ein Viertel der Einkäufe lediglich zwei oder weniger Items enthalten. Der Mittelwert weist im Gegensatz zum Modus (1) und zum Median (6) einen vergleichsweise hohen Wert auf (12,49). Auch die Standardabweichung zeigt einen hohen Wert. Dieser bedeutet, dass die Anzahl an Produkten im Warenkorb durchschnittlich um 16,608 Produkte vom Mittelwert abweicht.

Die hohen Werte sind vor allem durch die Ausreißersensibilität des arithmetischen Mittels zu erklären. Die zentralen Werte der Fünf-Zahlen-Statistik kann in Kombination mit den Streuungsparametern, die Verteilung der empirischen Transaktionslänge skizzieren. Eine graphische Auseinandersetzung mit den empirischen Daten erfolgt mittels einer Summenhäufigkeitskurve (Abbildung 2).

Das Diagramm weist auf der X-Achse die Produktanzahl im Warenkorb sowie auf der y-Achse die kumulierten relativen Häufigkeiten auf. Aus der Darstellung kann entnommen werden, dass über 80% der Warenkörbe maximal 19 Produkte enthalten. Zudem flacht die Summenhäufigkeitskurve mit steigender Warenkorbblänge ab. Dadurch wird ein abnehmender kumulierter Anteil mit steigender Warenkorbgröße angezeigt.

Abbildung 2: Streuungsdiagramm der Warenkorbgröße (Quelle: Eigene Darstellung)



Die bisherigen Ergebnisse basierten auf der Analyse sämtlicher Ausprägungswerte. Ausreißer sowie Extremwerte sind demnach in der empirischen Stichprobe enthalten. Im Vorwege der erweiterten Fünf-Zahlen-Statistik aus Abbildung 1b fand eine Ausreißer- bzw. Extremwerteliminierung statt. Gemäß der Erläuterung aus Kapitel 4.1.1. liegen die ermittelten Ausreißergrenzen bei -19 (untere Ausreißergrenze) sowie 37 (obere Ausreißergrenze). Da das

Minimum der Warenkorbgröße „1“ beträgt, müssen untere Ausreißer- sowie Extremwertgrenzen nicht beachtet werden.

Die Differenz der gültigen Anzahl N aus Abbildung 1a und Abbildung 1b ergeben, dass 4.152 Warenkörbe mehr als 37 Produkte enthielten und demnach eliminiert worden sind. Der Mittelwert sowie die Standardabweichung verringerten sich im Vergleich deutlich. Die Werte für den Median sowie dem Modus blieben gleich (Modus) oder relativ konsistent (Median). Bei der Interpretation der Ergebnisse werden vor allem die Resultate aus der deskriptiven Analyse ohne Ausreißereliminierung verwendet. Die eliminierten Werte unterscheiden sich zwar deutlich von den anderen Werten der empirischen Erhebung, sind aber reliabel.³⁹

Zusätzlich zur Warenkorbgröße sind die erzielten Warenkorbumsätze relevant für das Handelsmanagement. Die Abbildung 3 zeigt die quantitativen Analyseergebnisse des Warenkorbumsatzes vor und nach Beseitigung der Ausreißer- und Extremwerte. Die Ausreißergrenzen betragen dabei 78,065 \$ nach oben und -38,215 \$ nach unten.

Abbildung 3: Deskriptive Kennzahlen des Warenkorbumsatzes (Quelle: Eigene Darstellung)

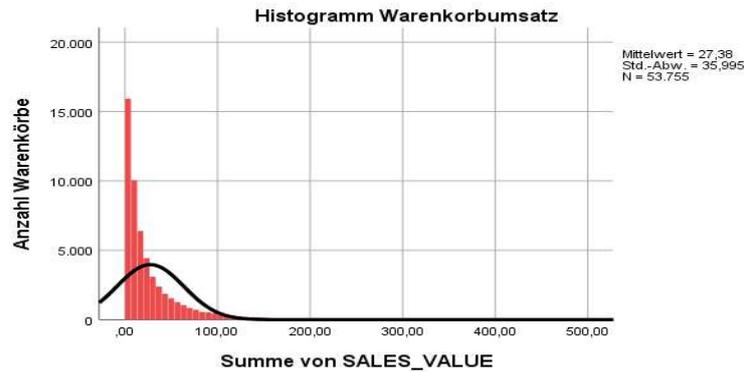
Warenkorbumsatz			Warenkorbumsatz nach Ausreißerbereinigung		
Summe von SALES_VALUE			Summe von SALES_VALUE		
N	Gültig	53755	N	Gültig	49350
	Fehlend	0		Fehlend	0
Mittelwert		27,3846	Mittelwert		18,8305
Median		14,1000	Median		12,2800
Modus		1,00	Modus		1,00
Std.-Abweichung		35,99479	Std.-Abweichung		18,24439
Varianz		1295,625	Varianz		332,858
Minimum		,01	Minimum		,01
Maximum		465,70	Maximum		78,05
Perzentile	25	5,3900	Perzentile	25	4,9800
	50	14,1000		50	12,2800
	75	34,4600		75	27,0300

Der Vergleich der beiden Ergebnisse zeigt die Anzahl der eliminierten Warenkörbe an (4.405). Das arithmetische Mittel beträgt bei der Betrachtung aller Ausprägungen gerundet 27,39\$. Das heißt, im Durchschnitt generiert der Handel diesen Betrag pro Einkauf. Dieser Wert wird auch als „Durchschnittsbetrag“ bezeichnet. Die Standardabweichung weist dabei einen höheren Wert auf als der Mittelwert und ist dementsprechend groß. Eindeutig lässt sich zudem auch die Tendenz zu kleineren Einkaufstransaktionen erkennen. So zeigen sowohl der Modus (1,00\$) als auch das 25%-Perzentil (5,39\$) die Neigung der Verteilung.

Das Histogramm in Abbildung 4 unterstützt diese Annahme grafisch. In der Darstellung wird die linkssteile Verteilung der empirischen Daten – im Vergleich zur erwarteten Normalverteilungskurve – visualisiert.

³⁹ Vgl. Hatzinger/Nagel, 2013, S. 206

Abbildung 4: Verteilung des Warenkorbumsatzes (Quelle: Eigene Darstellung)



4.2.2 Items

Im Rahmen einer Warenkorb- und Verbundkaufanalyse werden unter dem Begriff „Item“ die Objekte⁴⁰ verstanden, die in einem Warenkorb zusammengefasst werden können. Der Fokus der Analyse liegt auf der abgesetzten Anzahl der spezifischen Items. Da keine Informationen über die Beschaffungskonditionen vorliegen, kann die spezifische Marge nicht behandelt werden, obgleich diese einer der relevantesten Erfolgsfaktoren darstellt.

Die Abbildung 5 zeigt die erweiterte Fünf-Zahlen-Statistik der Produkte, Produktober- sowie Produktunterkategorie auf. Es ist zu erkennen, dass die 2.500 Haushalte im Beobachtungszeitraum 45.120 Produkte aus 2034 Unter- sowie 297 Oberkategorien bezogen haben. Bei der Betrachtung der univariat deskriptiven Kennzahlen der Produktverkäufe bieten vor allem die Ausprägungen des 25%-Perzentil sowie des Medians die Möglichkeit eines Erkenntnisgewinns.

Abbildung 5: Deskriptive Kennzahlen der Sortimentshierarchiestufen (Quelle: eigene Darstellung)

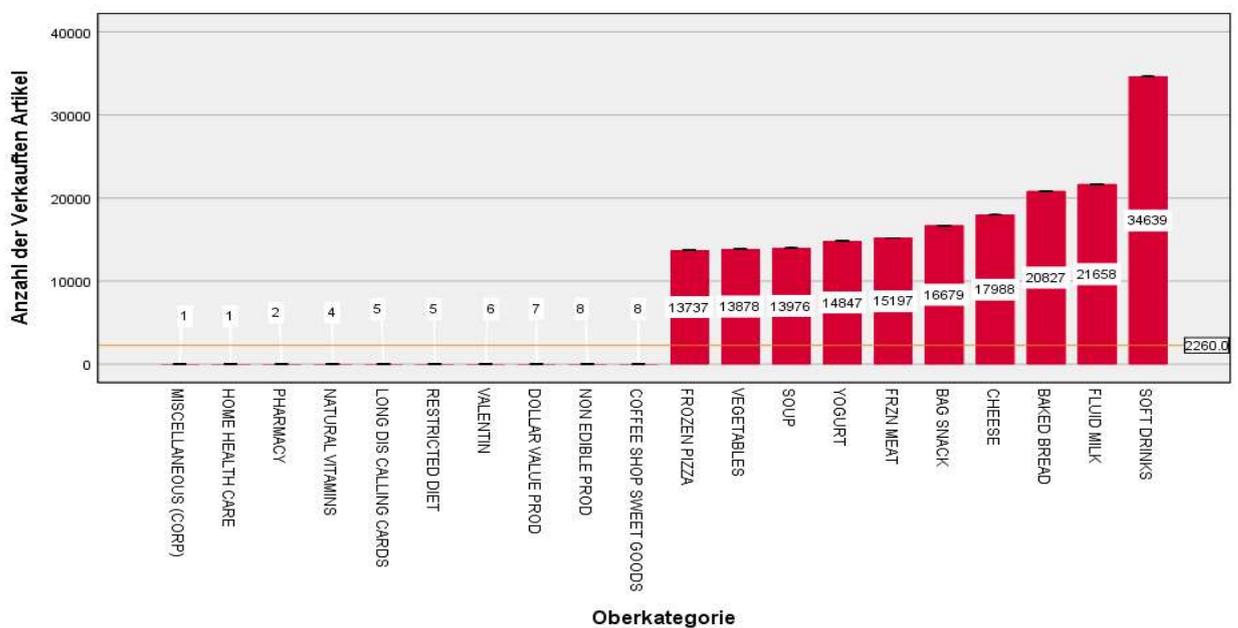
ANZAHL VERKÄUFE PRODUKTE			ANZAHL VERKÄUFE UNTERKATEGORIE			ANZAHL VERKÄUFE OBERKATEGORIE		
Summe von QUANTITY			AnzahlVerkaufe			AnzahlVerkaufe		
N	Gültig	45120	N	Gültig	2034	N	Gültig	297
	Fehlend	0		Fehlend	0		Fehlend	0
Mittelwert		14,88	Mittelwert		330,09	Mittelwert		2260,65
Median		3,00	Median		53,00	Median		846,00
Modus		1	Modus		1	Modus		13
Std.-Abweichung		69,417	Std.-Abweichung		931,726	Std.-Abweichung		3904,960
Varianz		4818,719	Varianz		868113,020	Varianz		15248716,22
Minimum		1	Minimum		1	Minimum		1
Maximum		6178	Maximum		17208	Maximum		34639
Perzentile	25	1,00	Perzentile	25	8,00	Perzentile	25	158,00
	50	3,00		50	53,00		50	846,00
	75	10,00		75	264,25		75	2694,00

⁴⁰ Die Objekte können sich auf verschiedener Sortimentshierarchiestufe befinden, z.B. Produkte oder Warengruppen.

Diese bedeuten, dass mindestens ein Viertel der Produkte maximal ein Mal sowie mindestens die Hälfte der Produkte maximal drei Mal im Rahmen der empirischen Beobachtung verkauft worden sind. Die Werte sind als äußerst gering einzustufen. Aus der Häufigkeitsanalyse der Produktunterkategorie geht eine - in Relation zum arithmetischen Mittel - große Standardabweichung hervor. Dieses kann einerseits in der Ausreißersensibilität der Verfahren begründet sein. Andererseits ist die hohe Standardabweichung ein potenzielles Indiz für wesentliche Unterschiede in der Absatzanzahl.

Eine wesentliche Erkenntnis, die das Handelsmanagement durch univariat deskriptive Warenkorbanalysen generiert, ist die Kenntnis über die absatzbezogene Relevanz der Items.⁴¹

Abbildung 6: Absatzstärken der Oberkategorien



Beispielsweise lassen sich auch aus der univariaten Absatzanalyse der Oberkategorien wertvolle Beschaffungstendenzen der Verbraucher ableiten. Das Balkendiagramm 6 dokumentiert die zehn absatzstärksten sowie die zehn absatzschwächsten Oberkategorien in Relation zum arithmetischen Mittel (2.260 Stück). Dabei verkauften sich beispielsweise 34.639 Artikel aus der Oberkategorie „Soft Drinks“ sowie 21.658 Produkte aus der Oberkategorie „Fluid Milk Products“, aber nur zwei Artikel, die der Rubrik „Pharmacy“ zugeordnet werden können.

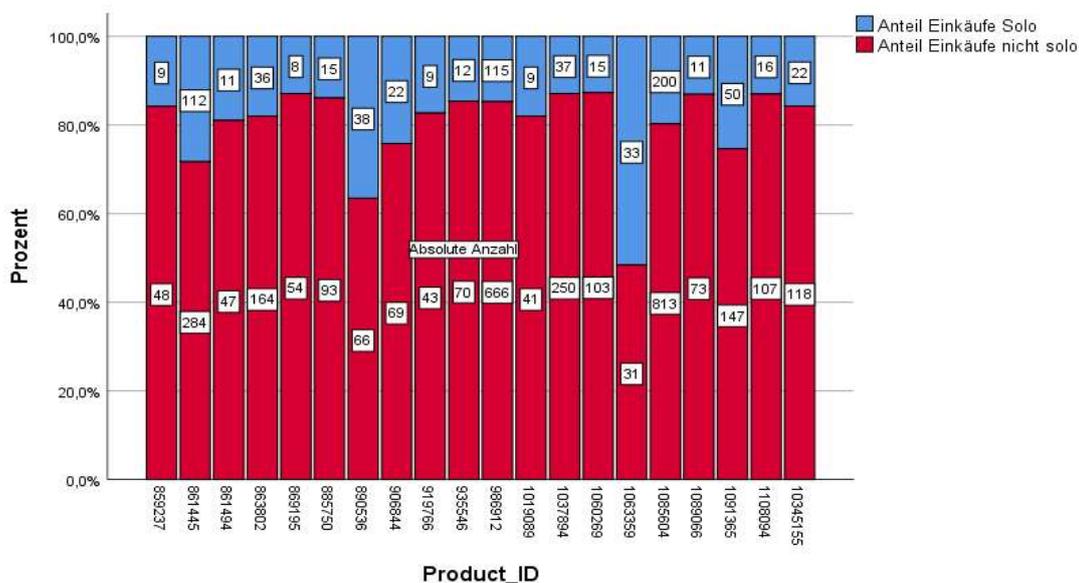
Die Abbildung 1 identifiziert die Tendenz zu kleinen Einkaufstransaktionen. Die Abbildung 7 soll bei der Faktorensuche helfen. Es stellt die relativ am häufigsten solo bezogenen Produkte

⁴¹ Eine Darstellung der absatzstärksten Artikel befindet sich im Anhang (A2).

dar (bei mind. 50 Gesamteinkäufen), um dem Handelsmanagement aufzuzeigen, welche Artikel geringe Ausstrahlungseffekte haben.⁴²

Bei der Product_ID „1060269“ ist der relative Anteil demnach am größten und beträgt über 50%. Das Produkt wurde 33-mal in einer Einzeltransaktion bezogen und lediglich 31-mal in Kombination mit anderen Artikeln. Das Produkt „1085604“ hingegen wurde in absoluten Zahlen am häufigsten solo bezogen (200 Mal). Allerdings ist dabei auch die gesamte Kaufanzahl vergleichsweise hoch.

Abbildung 7: Solobezogene Artikel (Quelle: Eigene Darstellung)



Aus weiteren Untersuchungen entstand die Erkenntnis, dass es sich bei 10 von den 20 Produkten um Getränke handelt (Wasser, Bier und Softdrinks). Mögliche Ursachen dafür, sind in weiteren Analysen zu überprüfen.⁴³

4.2.3 Bonreichweitenanalyse

Aus der Literatur entstammen weitere warenkorbbasierte Kennzahlen der univariaten Warenkorbanalyse. Ein Indikator für den Nutzungsgrad von Warengruppen⁴⁴ ist die sogenannte mittlere warengruppenspezifische Käuferfrequenz der Warengruppe⁴⁵ nach Fischer.⁴⁶ Die Kennzahl wird als Quotient aus der Anzahl der Warenkörbe, die Produkte aus der betrachteten Warengruppe enthalten, und der Anzahl aller Kunden bzw. Transaktionen

⁴² Die Gründe dafür können mannigfaltig sein und sind im weiteren Verlauf zu überprüfen.

⁴³ Produktbeschreibungen zu den erwähnten ID's (Identifikationsnummern) befinden sich im Anhang (A3).

⁴⁴ Die Bonreichweitenanalyse ist auf jeglicher Sortimentshierarchiestufe anwendbar.

⁴⁵ Der modernere Begriff ist „Bonreichweite“.

⁴⁶ Vgl. Fischer, 1993, S. 73 ff.

der Einkaufsstätte berechnet. *Fischer (1993)* präferiert die Kennzahl zur Ermittlung von Itemakzeptanzen der Konsumenten.

Die Ertragssicht kann durch Hinzunahme der Deckungsbeiträge der Warengruppe in die Analyse integriert werden. Aufgrund fehlender Deckungsbeitragsinformationen konzentriert sich dieses Kapitel auf die Bonreichweite.⁴⁷

Im Folgenden wird die mittlere warengruppenspezifische Käuferfrequenz ausgewählter Oberkategorien im Vergleich zur absoluten Absatzanzahl dargestellt. Die Ergebnisse der Oberkategorie „Tropical Fruits“ geben einen Hinweis auf die bestehende Diskrepanz zwischen der absoluten Absatzanzahl eines Items und der mittleren Käuferfrequenz bzw. der Bonreichweite.

Die Gesamtanzahl der warengruppenspezifischen Verkäufe (6.873) deutet im Gegensatz zur mittleren Käuferfrequenz der Oberkategorie (0,122) auf eine unwesentliche Warengruppe hin.

Tabelle 2: Bonreichweite der Oberkategorien (Quelle: Eigene Darstellung)

Oberkategorie	Anzahl Warenkörbe	Anzahl Einkaufstransaktionen	Bonreichweite	Anzahl Verkäufe
Soft Drinks	15.795	53.755	0,293	34.639
Soup	3.806	53.755	0,071	13.976
Yogurt	3.598	53.755	0,067	14.847
Beef	7.647	53.755	0,142	10.148
Tropical Fruits	6.543	53.755	0,122	6.873

4.3 Interpretation der Ergebnisse und Nutzungsmöglichkeiten

Die Ergebnisse der univariat deskriptiven Warenkorbanalyse dienen vor allem der Informationsverdichtung. Ferner entstehen Kennzahlen oder Grafiken zur Beschreibung der zentralen Lage der Elemente des Datensatzes sowie solche zur Charakterisierung der Streuung.

Die Ergebnisse aus Kapitel 4.2. zeigen dabei eine klare Verteilungstendenz der Warenkorbstruktur. So ergibt sich, dass über 25% der Warenkörbe maximal zwei Produkte beinhalten (siehe Abbildung 1) und mindestens ein Viertel der Einkaufstransaktionen lediglich einen Umsatz von 5,39\$ (siehe Abbildung 3).

Die Standardabweichungen sowie die Veränderung des arithmetischen Mittels weisen zusätzlich auf das Vorhandensein von Ausreißern und Extremwerten hin. Diese Werte sind allerdings reliabel und werden dementsprechend in den Analysen berücksichtigt. Es zeigt allerdings auf, dass die Streuung der Warenkorbblänge bzw. des monetären Umsatzes

⁴⁷ Vgl. Städler/Fischer, 1999, S. 343

vergleichsweise hoch ist. Die Erforschung der absatzstärke der Oberkategorien verdeutlicht zudem die Diskrepanz zwischen den Absatzmengen.

Einen weiteren zentralen Impuls generiert die Analyse der separat beschafften Produkte. Die Auswertungen aus Kapitel 4.2.1. ergaben eine große Anzahl von Warenkörben, die lediglich ein Item beinhalteten. Die Analyse der relativ am häufigsten bezogenen Einzelprodukte weist darauf hin, dass es sich bei der Hälfte der Produkte um Getränke handelt.

Das Handelsmanagement kann aus den Erkenntnissen der univariat deskriptiven Warenkorbanalyse wichtige Tendenzen ableiten. Strategische Entscheidungen werden dabei allerdings selten nur auf dieser Informationsbasis getroffen. Vielmehr eröffnen sich zentrale Fragestellungen, die in tiefergreifenderen Analysen final erörtert werden sollten.

Die Resultate aus Kapitel 4.2. informieren demnach über wesentliche Neigungen des Konsumentenverhaltens. Diese Hypothesen sollten folglich mittels Filial- bzw. Unternehmensübergreifender Vergleiche überprüft werden, um Leistungsverhältnisse an den Ergebnissen anderer Betriebe zu messen.⁴⁸

Die Kenntnis über die absatzstärksten Artikel, Warengruppen und Abteilungen sind für das Handelsmanagement in mannigfaltiger Hinsicht von großer Bedeutung. Der naheliegendste Aspekt ist der Einfluss der Absatzanzahl auf den relativen Anteil am Gesamtdeckungsbeitrag eines Unternehmens.⁴⁹ Zudem dienen die Informationen als Fundament zur optimierten Sortiments- und Verkaufsraumgestaltung. So bietet die Bonreichweite elementare Hinweise zur Akzeptanz der einzelnen Items. Es wird die Frage beantwortet, für welche Komponenten der spezifischen Sortimentshierarchiestufe, die Konsumenten die Einkaufsstätte betreten.⁵⁰

In Kombination mit Kundenlaufstudien und Verbundkaufanalysen⁵¹ kann folglich eine optimale Platzierung innerhalb eines Marktes evaluiert werden.⁵² So bietet es sich beispielsweise an, die Oberkategorien mit den höchsten mittleren Käuferfrequenzen nicht in der Nähe der Kasse zu platzieren. Ein verkaufslogistischer Einzelhandel sollte so aufgebaut sein, dass die Produkte des häufigen Bedarfs die Kunden durch die Einkaufsstätte führen. Die hohe Impulskaufrate führt folglich zu größeren Einkaufstransaktionen. Die Platzierung der Oberkategorie „Soft Drinks“ sollte aufgrund der Kennzahlen der Bonreichweite und den Ergebnissen der einzeln gekauften Artikel überprüft werden.

Zusammengefasst liefern die Resultate aus der univariat deskriptiven Warenkorbanalyse eine kompakte und übersichtliche Informationsbasis der empirischen Daten. Dabei werden die Informationen eines großen Datensatzes verdichtet und visualisiert. Aufbauend auf diesem Fundament entstehen Tendenzen und Hypothesen, die in weiteren Analysen überprüft werden müssen. Die Resultate der univariat deskriptiven Analyse eignen sich nicht als alleinige

⁴⁸ Vgl. Barth/Hartmann, Schröder, 2007, S. 418 ff.

⁴⁹ Vgl. Barth/Barth, 2013, S. 228

⁵⁰ Vgl. Städler/Fischer, 1999, S. 343

⁵¹ In der Praxis können weitere Determinanten, wie die „Mental Map“ oder Usability Prinzipien zum Einsatz kommen.

⁵² Vgl. Städler/Fischer, 2001, S. 216

Entschlussgrundlage, wenngleich die Erkenntnisse strategische Entscheidungen des Handelsmanagement beeinflussen können.

5 Bivariate Warenkorbanalyse

Die bivariate deskriptive Warenkorbanalyse hingegen fokussiert sich auf die Identifikation von Zusammenhängen zwischen zwei Merkmalen. Die Zusammenhänge können dabei gerichtet oder ungerichtet untersucht werden. Eine gerichtete bivariate Analyse definiert vorab die abhängige sowie die unabhängige Variable.⁵³ Das folgende Kapitel behandelt zunächst noch nicht die Untersuchung von Zusammenhängen einzelner Sortimentsteile, sondern fundiert vielmehr auf den Kassensbondaten als Ganzes.

5.1 Theoretische Einführung in die statistischen Mittelwertvergleiche

Mit Hilfe von Mittelwertvergleichen ist es möglich, die Zusammenhänge zwischen einer abhängigen und zwei oder mehr unabhängigen Variablen zu messen. Die abhängigen Variablen sind zumindest intervallskaliert und werden per arithmetischem Mittel erfasst. Im Gegensatz dazu, sind die Prädiktoren nominalskaliert.⁵⁴ Erfasste Mittelwertunterschiede innerhalb einer Stichprobe können dabei entweder auf einen realen Unterschied in der Grundgesamtheit zurückgeführt werden oder auf eine zufällig auftretende Differenz, die durch die Zufallsauswahl entstanden ist. Es ist dabei unerlässlich statistische Testverfahren einzusetzen, um zu überprüfen, ob die Unterschiede auch für die Grundgesamtheit repräsentativ sind. Im Rahmen von statistischen Tests ist dies der Fall, wenn die Ergebnisse *signifikant* sind.⁵⁵

Die statistische Signifikanz quantifiziert die Wahrscheinlichkeit, mit der die empirischen Daten eine statistische Hypothese stützen und folglich nicht der Zufall für das Vorliegen eines postulierten Phänomens verantwortlich ist. Liegt die statistische Signifikanz unter dem vorab definierten Signifikanzniveau⁵⁶, kann die sogenannte *Nullhypothese* verworfen werden und die statistischen Ergebnisse, bspw. die Mittelwertunterschiede, gelten als statistisch signifikant.⁵⁷ Um signifikante Ausprägungsunterschiede zwischen verschiedenen Gruppen einer abhängigen Variablen festzustellen, wird die einfaktorielle Varianzanalyse verwendet.⁵⁸

⁵³ Vgl. Weins, 2010, S. 73

⁵⁴ Vgl. Janssen/Laatz, 2017, S. 327

⁵⁵ Vgl. Frost, 2017, S. 10 ff.

⁵⁶ Für sämtlichen Analysen dieser wiss. Ausarbeitung wurde ein Signifikanzniveau von $\alpha = 0,05$ festgelegt.

⁵⁷ Vgl. Huber/Meyer/Lenzen, 2014, S. 15 f.

⁵⁸ Vgl. ebd., S. 43

Das Konstrukt der einfaktoriellen Varianzanalyse fundiert auf der mathematischen Ermittlung eines empirischen F-Wertes. Die Berechnung des empirischen F-Wertes soll im Folgenden skizziert werden.⁵⁹

Im ersten Schritt wird die Varianz der Stichprobe berücksichtigt, indem die **quadrierte Gesamtsummenabweichung** SS_t vom Mittelwert der Stichprobe bestimmt wird:

$$SS_t = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (5.1.)$$

Im weiteren Verlauf wird SS_t in eine **durch die Gruppen erklärte** (SS_b) und eine **innerhalb der Gruppen zufällige** Komponente (SS_w) unterteilt. Zur Berechnung des Gruppeneffektes wird die quadrierte Abweichung der jeweiligen Gruppenmittelwerte vom Gesamtmittelwert aufsummiert:

$$SS_b = \sum_{g=1}^G K * (\bar{y}_g - \bar{y})^2 \quad (5.2.)$$

Der Zufallseffekt SS_w ergibt sich als Differenz aus SS_t und SS_b .

$$SS_w = SS_t - SS_b \quad (5.3.)$$

Die Stichprobengröße wird durch die Integration der Freiheitsgrade in der Berechnung geschätzt. Die Anzahl der Freiheitsgrade ist die Anzahl der Werte, die frei geändert werden können, ohne den relevanten statistischen Parameter oder ein zur Berechnung des statistischen Parameters benötigtes Zwischenergebnis zu ändern. **Die Anzahl der Freiheitsgrade** (df_b) ergibt sich für SS_b , indem „1“ von der Gruppenanzahl subtrahiert wird. Für die zufällige Komponente (SS_w) entsteht die Anzahl der Freiheitsgrade (df_w) aus der Differenz von der Anzahl der Beobachtungen und der Anzahl der Gruppen.

Im Folgenden ist es nun möglich, den **empirischen F-Wert rechnerisch** zu bestimmen. Der empirische F-Wert ergibt sich als Quotient aus der erklärbaren und der zufälligen Varianz der Stichprobe:

$$F - Wert_{emp} = \frac{\left(\frac{SS_b}{df_b} \right)}{\left(\frac{SS_w}{df_w} \right)}. \quad (5.4.)$$

Intuitiv beantwortet der empirische F-Werte die Frage, ob die Gesamtsummenabweichung auf den Gruppeneffekt zurückzuführen ist. Die (Überschreitungs-)Wahrscheinlichkeit (p-Wert) kann unter Zuhilfenahme einer statistischen Verteilung, der sogenannten F-Verteilung, ermittelt werden und folglich mit dem vorab definierten Signifikanzniveau verglichen werden.

⁵⁹ Im Folgenden wird die ANOVA-Varianzanalyse näher skizziert.

Die Resultate der Varianzanalyse mit SPSS geben als Ergebnis ein Signifikanzniveau aus, zu welchem der jeweilige Effekt erkennbar ist.⁶⁰

Ein statistisches Testverfahren, das die Mittelwerte von lediglich zwei Stichproben vergleicht, ist der sogenannte T-Test. Hierbei wird zwischen dem ungepaarten (unabhängige Stichproben) und gepaarten T-Test (abhängige Stichproben) unterschieden.⁶¹ Der **t-Wert** ergibt sich bei einem ungepaarten T-Test aus der Differenz der Mittelwerte der Stichproben X und Y geteilt durch den Standardfehler der Differenzen beider Mittelwerte:

$$t = \frac{\bar{x} - \bar{y}}{SF(\bar{x} - \bar{y})} \quad (5.5.)$$

Der **Standardfehler** SF ist ein Maß für die Abweichung eines Stichprobenmittelwertes von dem tatsächlichen Mittelwert der Grundgesamtheit. Er ist definiert als Quotient aus der Standardabweichung der Stichprobe und der Wurzel aus dem Stichprobenumfang:

$$SF = \frac{s_x}{\sqrt{n}}. \quad (5.6.)$$

Der Standardfehler der Mittelwertdifferenzen ergibt sich folglich aus:

$$SF(\bar{x} - \bar{y}) = \sqrt{\frac{s_x^2}{n_1} + \frac{s_y^2}{n_2}} \quad (5.7.)$$

Zur Beurteilung der Nullhypothese wird der spezifisch berechnete p-Wert (aus der t-Verteilung) mit dem festgelegten Signifikanzniveau verglichen.

Die Auswahl des statistischen Tests ist abhängig von diversen Eigenschaften des empirischen Datensatzes.⁶² Eine der Auswahldeterminanten ist die Verteilung der Daten. Eine ursprüngliche Prämisse parametrischer Tests, wie die dargestellte ANOVA-Varianzanalyse, der t-Test oder der sogenannte Welch-Test, ist das Vorliegen von normalverteilten Daten. Aktuellere wissenschaftliche Auseinandersetzungen mit dem Thema weisen allerdings auf die Robustheit parametrischer Varianzanalysen gegen die Verletzung der Normalverteilungsannahme hin.⁶³

Eine vorab zu prüfende Prämisse ist zusätzlich die Varianzhomogenität der Untersuchungsgruppen. Der Levene-Test auf Varianzhomogenität findet in Kapitel 5.2. Anwendung. Auf die Erläuterung der mathematischen Grundlagen sei in dieser wissenschaftlichen Ausarbeitung verzichtet. Grundsätzlich prüft der Levene-Test, ob die Nullhypothese - „Die Varianzen in den Untergruppen sind homogen“ – verworfen werden kann. Handelt es sich um nicht parametrische Daten, dann sollte die Untersuchung der Varianzhomogenität auf Basis des Medians erfolgen.

⁶⁰ Formeln in Anlehnung an Huber/Meyer/Lenzen, 2014, S. 44 ff.

⁶¹ Im Folgenden wird sich auf den ungepaarten T-Test fokussiert, da dieser in der Analyse verwendet wird.

⁶² Für eine detailliertere Betrachtung der Voraussetzungen, die in dieser wiss. Ausarbeitung nicht dargestellt werden können, wird Frost (2017) empfohlen.

⁶³ Blanca/Alarcón/Arnau B. et al, 2017, S. 552

Bei vorliegender Varianzheterogenität wird anstatt der ANOVA-Varianzanalyse oder dem T-Test der Welch-Test verwendet, bei dem die Standardabweichung der einzelnen Gruppen nach ihrem Stichprobenumfang gewichtet wird. Zudem berechnen sich auch die Freiheitsgrade different. Als Folge wird der F- bzw. t-Wert korrigiert. Weist ein Einflussfaktor mehr als zwei Faktorstufen auf, so gilt es mittels Post-Hoc-Test zu identifizieren, welche der Faktorstufen zu den signifikanten Gruppenunterschieden führen.⁶⁴ Hierzu sind bei varianzhomogenen Daten die Scheffé-Prozedur und bei varianzheterogenen Daten der Games-Howell-Test geeignet.

Das SPSS-Outputblatt zeigt dabei Signifikanzen für jeden paarweisen Vergleich der einzelnen Faktorstufen. Anhand der Identifikation signifikanter Effekte kann noch keine Aussage über die Stärke dieses Einflusses getroffen werden. Hierzu ist die Effektstärke mittels des Eta-Quadrates η^2 zu ermitteln. Eta-Quadrat setzt den erklärbaren Anteil der Varianz in Relation zu der Gesamtstreuung und informiert folglich über den Erklärungsanteil der Prädiktorvariable.⁶⁵

5.2 Ergebnisse der bivariaten Warenkorbanalyse

Im Folgenden werden die Ergebnisse durchgeführter Mittelwertvergleiche dargestellt. Dabei wurde zwischen zwei verschiedenen Anwendungsfeldern differenziert.

5.2.1 Einkaufsfrequenz

Ein Anwendungsgebiet für statistische Mittelwertvergleiche innerhalb der Warenkorb- bzw. Bondatenanalyse liegt in der Evaluierung hochfrequentierter Einkaufszeiten. Im Rahmen einer Varianzanalyse kann die mittlere Warenkorbanzahl in Abhängigkeit der Einkaufszeitpunkte auf Signifikanz geprüft werden.

Dafür wurde zunächst der 197. Tag aus den Daten entfernt, da für diesen Tag keine vollständige Datengrundlage vorliegt. Wenngleich die Varianzanalyse ein sehr ausreißersensibles Verfahren ist, wurde auf die Eliminierung von Ausreißerwerten verzichtet. Zum einen begründet die vorliegende Reliabilität der Daten die Entscheidung. Zum anderen manipuliert die geringe Menge an aufgezeichneten Daten zu Beginn der empirischen Erhebung die Ausreißergrenzen der Einkaufstransaktionen/Zeitraum.

Das Diagramm aus Abb. (Abbildung) 8 visualisiert die mittlere Transaktionshäufigkeit in Abhängigkeit vom Einkaufszeitpunkt. Die Faktorgruppe „Einkaufszeitpunkt“ ergibt sich dabei aus einer Kombination der Wochentage und der Tageszeit (siehe Tabelle 1).

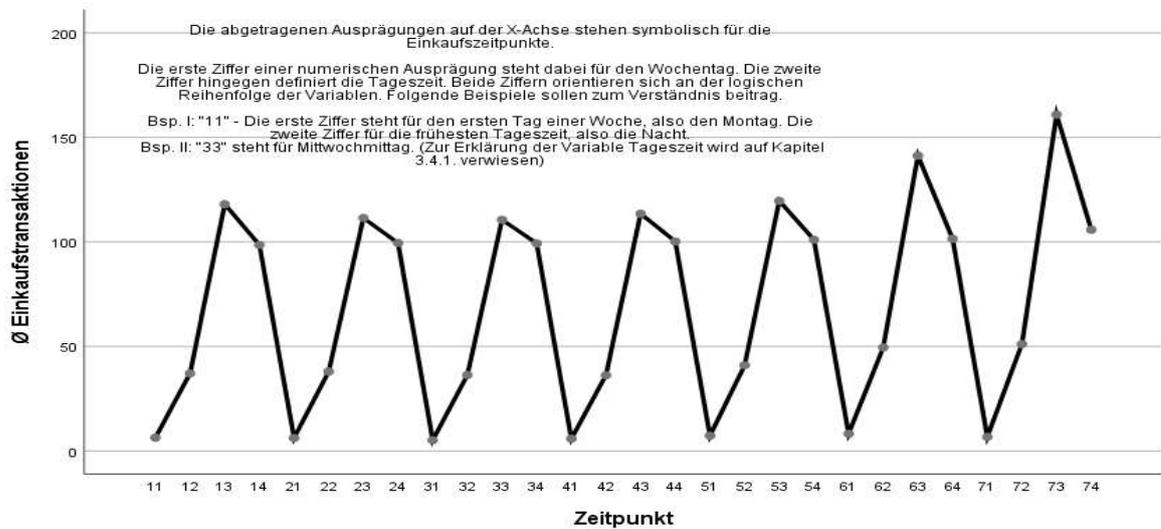
Der Verlauf der Interpolationslinie deutet auf starke Unterschiede in den Mittelwerten hin. So ist aus der Grafik entnehmbar, dass an jedem Wochentag die Einkaufsfrequenz mittags am

⁶⁴ Huber/Meyer/Lenzen, 2014, S. 84

⁶⁵ Rasch/Friese/Hofmann/Naumann, 2006, S. 7

höchsten und nachts am geringsten ist. Es zeigt sich zudem eine leichte Tendenz zu Wochenendeinkäufen. Ziel der folgenden statistischen Untersuchung ist es, die visualisierten Mittelwertdifferenzen auf Signifikanz zu überprüfen.

Abbildung 8: Mittlere Einkaufshäufigkeiten pro Einkaufszeitpunkt (Quelle: Eigene Darstellung)



Kennzahlenbasierte und grafische Tests ergaben dabei, dass die zu untersuchenden Daten nicht normalverteilt sind. Der zentrale Grenzwertsatz besagt allerdings, dass bei großen Zufallsstichproben die Mittelwerte approximativ normalverteilt sind.⁶⁶ Auf Basis der sehr großen Datengrundlage dürfen demzufolge parametrische Tests verwendet werden.

Abbildung 9: Levene Test auf Varianzhomogenität I (Quelle: Eigene Darstellung)

Test der Homogenität der Varianzen		Levene-Statistik	df1	df2	Signifikanz
Einkaufstransaktionen	Basiert auf dem Mittelwert	32,578	27	753	,000
	Basiert auf dem Median	17,098	27	753	,000
	Basierend auf dem Median und mit angepassten df	17,098	27	378,701	,000
	Basiert auf dem getrimmten Mittel	31,241	27	753	,000

Der Levene-Test auf Varianzhomogenität ergab eine Signifikanz, die kleiner ist, als das vorab festgelegte Signifikanzniveau ($p=0,00 < \alpha=0,05$).⁶⁷ Die Nullhypothese ist demnach abzulehnen. Die Varianzen der untersuchten Untergruppen sind heterogen. Folglich ist der robustere Welch-Test und nicht die ANOVA-Varianzanalyse anzuwenden.⁶⁸

Die festgestellte Signifikanz ($\approx 0,00$) ist hierbei kleiner als das vorab festgelegte Signifikanzniveau ($\alpha=0,05$). Die Nullhypothese ist abzulehnen, d.h. die durchschnittliche

⁶⁶ Vgl. Hatzinger/Nagel, 2013, S. 208

⁶⁷ Die Signifikanz auf Basis des Medians ist zusätzlich geprüft worden. Ein medianbasierter Homogenitätstest d. Varianzen geschieht primär bei nicht normalverteilten Daten.

⁶⁸ Alternativ kann auch der ebenfalls robuste Brown-Forsythe Test verwendet werden.

Transaktionsanzahl unterscheidet sich signifikant zwischen den Zeitpunktgruppen, $F^a(27, 268,377) = 64,251, p=0,000 < \alpha = 0,05$.

Abbildung 10: Robuste Mittelwerttests (Quelle: Eigene Darstellung)

Robuste Testverfahren zur Prüfung auf Gleichheit der Mittelwerte

Einkaufstransaktionen				
	Statistik ^a	df1	df2	Sig.
Weich-Test	64,251	27	268,377	,000
Brown-Forsythe	38,771	27	396,380	,000

a. Asymptotisch F-verteilt

Die inhaltliche Relevanz des Faktors „Einkaufszeitpunkt“ wird allerdings erst durch die Effektstärke ausgedrückt. Das Ergebnis der partiellen Eta-Quadrat⁶⁹ Berechnung berichtet über einen Erklärungsanteil der Gesamtstreuung von 0,582 durch den Erklärungsfaktor (Einkaufszeitpunkt). Die Effektstärke von 0,582 ist stark.

Zur Identifikation der Faktorstufen, die zu den signifikanten Mittelwertunterschieden führen, werden Post-hoc-Tests durchgeführt. Wenngleich in Kapitel 5.1.1. angemerkt wird, dass bei varianzheterogenen Daten, der Games-Howell-Test anzuwenden ist, folgt eine Identifikation mittels der Bildung von homogenen Untergruppen nach Scheffé.⁷⁰ Diese Variante des Mehrfachvergleiches identifiziert in sich homogene Untergruppen, die sich in ihrem durchschnittlichen Niveau signifikant voneinander unterscheiden.⁷¹ Die Auswertung besitzt auch für varianzheterogene Daten Gültigkeit, da die sich ergebenden Mittelwerte aus dem Games-Howell-Test sowie der Scheffé-Prozedur identisch sind.⁷²

Aus der Scheffé-Tabelle (Abb. 11) ist entnehmbar, dass signifikante Mittelwertunterschiede zwischen den nächtlichen Einkaufstransaktionen und den Einkaufszeitpunkten am Mittag und am Abend vorliegen. Die Höhe der angegebenen zeitpunktabhängigen Mittelwerte beweist dabei die Richtung der Mittelwertunterschiede.

So ist die Anzahl der durchschnittlichen Einkaufstransaktionen signifikant geringer als zu den anderen Zeitpunkten. Des Weiteren zeigt sich, dass die durchschnittliche Anzahl an Einkaufstransaktionen an den Nachmittagen am Wochenende (Samstag & Sonntag) signifikant höher ist als in den Morgenstunden der ganzen Woche. Zusätzlich gibt es im Vergleich an den Abenden der Werkstage signifikant mehr Kunden als in den Morgenstunden der Werkstage. Diese Erkenntnis ist insoweit einzuschränken, dass sich der Mittwochabend nicht signifikant vom Freitagmorgen differenziert.

⁶⁹ In einer einfaktoriellen Varianzanalyse gilt: $\eta^2 = n^2 / N^2$

⁷⁰ Hauptgrund dafür ist die Möglichkeit einer übersichtlicheren, komprimierteren Darstellung.

⁷¹ Vgl. Eckstein, 2012, S. 131

⁷² Vgl. Huber/Meyer/Lenzen, 2014, S. 86

Abbildung 11: Scheffé-Prozedur der Einkaufszeitpunkte (Quelle: Eigene Darstellung)

Einkaufstransaktionen							
Scheffé-Prozedur ^{a,b}	Zeitpunkt	N	Untergruppe für Alpha = 0.05.				
			1	2	3	4	5
	31	28	5,14				
	41	28	5,86				
	21	28	6,21				
	11	28	6,36				
	71	28	6,75				
	51	28	7,29				
	61	28	8,25				
	42	28	36,21	36,21			
	32	28	36,32	36,32			
	12	28	37,07	37,07			
	22	28	38,00	38,00			
	52	28	41,00	41,00	41,00		
	62	27	49,52	49,52	49,52	49,52	
	72	28	51,11	51,11	51,11	51,11	
	14	28		98,57	98,57	98,57	98,57
	34	28		99,29	99,29	99,29	99,29
	24	28		99,46	99,46	99,46	99,46
	44	28		100,21	100,21	100,21	100,21
	54	28		101,04	101,04	101,04	101,04
	64	27		101,48	101,48	101,48	101,48
	74	28		105,82	105,82	105,82	105,82
	33	28			110,57	110,57	110,57
	23	28				111,43	111,43
	43	28				113,46	113,46
	13	28				118,00	118,00
	53	28				119,61	119,61
	63	27					141,22
	73	28					160,89
	Signifikanz		,922	,060	,061	,054	,247

Die Mittelwerte für die in homogenen Untergruppen befindlichen Gruppen werden angezeigt.

a. Verwendet ein harmonisches Mittel für Stichprobengröße = 27,889.

b. Die Gruppengrößen sind nicht identisch. Es wird das harmonische Mittel der Gruppengrößen verwendet. Fehlerniveaus des Typs I sind nicht garantiert.

5.2.2 Evaluierung von Lockangeboten

Eine weitere Möglichkeit durch Mittelwertvergleiche relevante Erkenntnisse zu gewinnen, besteht in der Evaluierung von verschiedenen Lockangeboten. Ein Lockangebot wird im Einzelhandel eingesetzt, um den Geschäftsgewinn zu steigern. Eine Untersuchung der Absatzveränderung des Aktionsartikeln erweist sich zur Erfolgsmessung ungeeignet, da die positive Absatzentwicklung auf unerwünschtes Konsumverhalten zurückzuführen ist (bspw. Vorratskäufe).⁷³

Grundsätzlich ist daher die Evaluierung der Veränderung von Warenkorbparametern erfolgsversprechender. Als geeignete zu untersuchende Warenkorbparameter gelten die Marge, der Einfluss auf die Kundenfrequenz und die Verbundwirkung. Da der Datenbestand keine Informationen über die Marge enthält und zudem lediglich bekannte Haushalte beobachtet werden, entfallen die ersten beiden Parameter als Untersuchungsobjekte.

⁷³ Vgl. Senkler, 2014, S. 130

Aufgrund der verringerten Marge der Lockartikel ist ein positiver Ausstrahlungseffekt ein zentraler Erfolgsfaktor der Lockangebote. Die Messung der Verbundwirkung eines Aktionsartikels erfolgt über die Betrachtung der Warenkorbumfänge,⁷⁴ wobei die mittleren Warenkorbumfänge der Untersuchungsobjekte auf Signifikanz überprüft werden sollten. Ein Vergleich zwischen mehreren Lockangeboten kann zudem die aussichtsreichsten Lockartikel identifizieren. Als Vergleichsobjekt dient die ausgelöste prozentuale Veränderung der Warenkorbumfänge.

Im Folgenden wird exemplarisch die Verbundwirkung der Aktionsartikel aus den Unterkategorien „Mainstream White Bread“, „Yogurt Multipacks“ und „Adult Cereal“ verglichen, um die Eignung der Produkte als Lockartikel zu evaluieren.

Zunächst war es dafür notwendig, die Anzahl der jeweils untersuchten Aktionsartikel anzupassen. So sind potenzielle Mehrfachkäufe des Aktionsartikels eliminiert worden. Als Folge wird der Einfluss von Vorratskäufen des rabattierten Produkts verworfen. Im Folgenden musste die Variable „Coupon“ binär codiert werden, um die Warenkörbe ausfindig zu machen, die den jeweiligen Artikel rabattiert enthielten.

Da die Anzahl der Warenkörbe, die den jeweiligen Artikel als Lockangebot enthielten deutlich geringer war als die Anzahl Warenkörbe, die den Artikel nicht rabattiert beinhalteten, wurde eine gleichgroße Stichprobe gezogen. Aus diesen Stichproben sind die Ausreißer- und Extremwerte eliminiert worden, um die Validität der Ergebnisse nicht zu beeinflussen. Da diese Stichproben vergleichsweise klein ausfielen, war eine Verteilungsanalyse mittels des Tests nach Kolmogorov Smirnov durchzuführen.

Abbildung 12: Tests auf Normalverteilung Adult Cereal / Mainstream w. Bread (Quelle Eigene Darstellung)

Tests auf Normalverteilung Adult Cereal				Tests auf Normalverteilung - Mainstream white Bread			
Warenkörbe enthalten Adult Cereal...	Kolmogorov-Smirnov ^a			Warenkörbe enthalten Mainstream white Bread als...	Kolmogorov-Smirnov ^a		
	Statistik	df	Signifikanz		Statistik	df	Signifikanz
Nicht als Aktionsartikel	,117	31	,200 [*]	Nicht als Aktionsartikel	,132	21	,200 [*]
Als Aktionsartikel	,146	35	,056	Als Aktionsartikel	,145	22	,200 [*]

*. Dies ist eine untere Grenze der echten Signifikanz.
a. Signifikanzkorrektur nach Lilliefors

Die Ergebnisse (Darstellungen 12) zeigen, dass bei den Untergruppen „Adult Cereal“ sowie „Mainstream white Bread“ sowohl die rabattierten als auch die nicht rabattierten Warenkörbe eine Signifikanz aufweisen, die größer ist wie das vorher definierte Signifikanzniveau von 5%. Die Nullhypothesen, die von einer vorliegenden Normalverteilung ausgehen, sind somit nicht zu verwerfen. Folglich sind die Stichproben normalverteilt.

⁷⁴ Vgl. Tauberger, 2006, S. 370 ff.

Im Gegensatz dazu zeigt die Abbildung 13 knapp signifikante Resultate für die Stichproben der Unterkategorie Jogurt Multipacks. Die Nullhypothese ist dementsprechend zu verwerfen. Die Daten gelten als nicht normalverteilt. Aufgrund der minimalen Unterschreitung des Signifikanzniveaus sowie der Stichprobengrößen größer 30 werden für die folgenden Analysen normalverteilte Daten angenommen. Folglich sind parametrische Tests im Rahmen des Mittelwertvergleiches anwendbar.

Abbildung 13: Test auf Normalverteilung Jogurt Multipacks (Quelle: Eigene Darstellung)

Warenkörbe enthalten Jogurt Multipacks...	Kolmogorov-Smirnov ^a		
	Statistik	df	Signifikanz
Nicht als Aktionsartikel	,155	32	,048
Als Aktionsartikel	,154	33	,045

a. Signifikanzkorrektur nach Lilliefors

Inwiefern die Stichproben voneinander abhängig sind, konnte nicht final evaluiert werden. Aufgrund der Eliminierung von Vorratskäufen sowie differenzierten Transaktionszeitpunkten⁷⁵ wird von einer Unabhängigkeit der Stichproben ausgegangen. Im Folgenden werden deshalb die Ergebnisse unabhängiger T-Tests dargestellt.⁷⁶

Die Ergebnisse aus der Tabelle 3 zeigen zunächst die jeweilige Stichproben- bzw. Warenkorbanzahl. Des Weiteren entscheiden die Resultate des Levene-Tests auf Varianzhomogenität, welcher der T-Tests jeweils zu interpretieren ist. Die Nullhypothese („Die Varianzen der einzelnen Stichproben unterscheiden sich nicht“) ist, bei der Untersuchung der Sortimentsteile „Mainstream white Bread“ und „Adult Cereal“ abzulehnen. Demzufolge ist der Welch-Test bei der Interpretation zu präferieren.

Tabelle 3: Statistische Mittelwerttests Warenkorbumfänge (Quelle: Eigene Darstellung)

Mainstream White Bread	N	Levene-Test		T-Test				
Nicht als Aktionsartikel enthalten	21	F-Wert	30,965	Varianzen sind gleich	T-Wert / df	3,635 / 41	Signifikanz (2-Seitig)	0,001*
Als Aktionsartikel enthalten	22	Signifikanz	0,000*	Varianzen sind nicht gleich	T-Wert / df	3,71 / 24,463	Signifikanz (2-Seitig)	0,001*
Jogurt Multipacks	N	Levene-Test		T-Test				
Nicht als Aktionsartikel enthalten	33	F-Wert	3,188	Varianzen sind gleich	T-Wert / df	0,834 / 65	Signifikanz (2-Seitig)	0,407
Als Aktionsartikel enthalten	34	Signifikanz	0,79	Varianzen sind nicht gleich	T-Wert / df	0,837 / 62,177	Signifikanz (2-Seitig)	0,406
Adult Cereal	N	Levene-Test		T-Test				
Nicht als Aktionsartikel enthalten	31	F-Wert	18,818	Varianzen sind gleich	T-Wert / df	3,622 / 64	Signifikanz (2-Seitig)	0,001*
Als Aktionsartikel enthalten	35	Signifikanz	0,000*	Varianzen sind nicht gleich	T-Wert / df	3,766 / 49,866	Signifikanz (2-Seitig)	0,000*

*Alle Ergebnisse auf einem Niveau von $\alpha = 0,05$ signifikant

⁷⁵ Der Verfasser meint damit die Zeitabstände, die zwischen den Einkäufen eines Haushaltes liegen. Das Risiko, das ein Einkaufsvorgang den nachkommenden signifikant beeinflusst, wird als gering angesehen.

⁷⁶ Ein zur Kontrolle durchgeführter abhängiger T-Test ergab dieselben Signifikanzerkennnisse.

Die dargestellten T-Tests weisen darauf hin, dass die Lockartikel aus der Unterkategorie „Mainstream white Bread“ oder „Adult Cereal“ signifikant (Signifikanzniveau $\alpha = 0,05$) unterschiedliche mittlere Warenkorbumfänge hervorrufen können. Im Gegensatz dazu, konnten für die Sub-Kategorie „Jogurt Multipacks“ keine signifikant unterschiedlichen Warenkorbgrößen ermittelt werden. Zur detaillierteren Interpretation werden in Tabelle 4 die jeweiligen Mittelwerte sowie die prozentuale Steigerung dargestellt.

Tabelle 4: Prozentuale Veränderung der Warenkorbumfänge in Abhängigkeit der Lockartikel (Quelle: Eigene Darstellung)

Mainstream White Bread	N	mittlerer Warenkorbumfang	Prozentuale Steigerung
<i>Nicht als Aktionsartikel enthalten</i>	21	13,24	175,30%
<i>Als Aktionsartikel enthalten</i>	22	36,45	
Jogurt Multipacks	N	mittlerer Warenkorbumfang	Prozentuale Steigerung
<i>Nicht als Aktionsartikel enthalten</i>	33	25,85	12,65%
<i>Als Aktionsartikel enthalten</i>	34	29,12	
Adult Cereal	N	mittlerer Warenkorbumfang	Prozentuale Steigerung
<i>Nicht als Aktionsartikel enthalten</i>	31	23,13	83,18%
<i>Als Aktionsartikel enthalten</i>	35	42,37	

Die mittleren Warenkorbumfänge steigen demnach, wenn die Sortimentsteile als Aktionsartikel enthalten sind. Alle Lockartikel weisen eine positive Verbundwirkung auf. Des Weiteren zeigt sich im Vergleich mit dem Durchschnittswarenkorb der gesamten Stichprobe (siehe Abbildung 1), dass alle untersuchten Sortimentsteile im Zuge überdurchschnittlich großer Einkaufstransaktionen beschafft werden. Dabei kann es sich beispielsweise um Wocheneinkäufe handeln. Die prozentuale Steigerung der mittleren Warenkorbumfänge ist als Effektstärke interpretierbar. Die erzeugte prozentuale Steigerung der Lockartikel „Adult Cereal“ (83,18%) sowie „Mainstream white Bread“ (175,30%) beweist die starke Verbundwirkung dieser Lockangebote.

5.3 Diskussion der Ergebnisse

Die Ergebnisse der Varianzanalyse beweisen signifikante Unterschiede in der durchschnittlichen zeitabhängigen Einkaufsfrequenz. Die Mittagszeit an den Wochenendtagen ist dabei der präferierte Einkaufszeitpunkt der Kunden. Im Gegensatz dazu, fällt die Anzahl der Einkaufstransaktionen in der Nacht gering aus. Des Weiteren sind allgemeine Nutzungspräferenzen des stationären Einzelhandels zu den Mittags- sowie Abendzeiten erkennbar. Der Erklärungsanteil der Streuung in der Einkaufsfrequenz durch den Einkaufszeitpunkt ist zudem als hoch zu deklarieren. Die Ergebnisse der Einkaufsfrequenzmessung sind dementsprechend valide.

Das Handelsmanagement des stationären Einzelhandels kann diese Erkenntnisse speziell in der Personaleinsatzplanung nutzen. Wesentliches Ziel ist es, den Personaleinsatz an die Kundenfrequenz fortlaufend anzupassen. Die Anzahl an Kassensbons pro Zeitraum repräsentiert hierbei die Kundenfrequenz.⁷⁷ Eine datenangepasste Personaleinsatzplanung kann dem Handelsmanagement dabei verhelfen, die vorhandenen Arbeitskraftressourcen effizient einzusetzen.

Im Rahmen der Evaluierung verschiedener Lockangebote kann durch statistische Mittelwertvergleiche eine Verbundmessung einzelner Aktionsartikel überprüft werden. Obgleich lediglich die preisreduzierten Produkte aus den Unterkategorien „Mainstream white Bread“ und „Adult Cereal“ signifikant (Signifikanzniveau $\alpha = 0,05$) unterschiedliche mittlere Warenkorbumfänge hervorrufen konnten, zeigten alle Lockangebote eine positive Verbundwirkung. Die positive Verbundwirkung ist ein zentraler Erfolgsfaktor gewinnsteigernder Aktionsartikel. Aufgrund der Steigerung der mittleren Warenkorbumfänge sind die Produkte der drei geprüften Unterkategorie als Lockartikel geeignet, wengleich die prozentuale Steigerung der Sub-Kategorien „Adult Cereal“ sowie „Mainstream white Bread“ unerwartet hoch ausfallen. Dies kann durch die vergleichsweise geringe Datenmenge der Warenkörbe, die die Artikel als Aktionsartikel erhalten, hervorgerufen worden sein. Vielmehr können aber auch rationale Gründe des Konsumentenverhaltens für die Steigerungsrate verantwortlich sein. Es ist zum Beispiel möglich, dass Kunden auf Grundlage preisreduzierter Produkte des täglichen Bedarfs ihren Großeinkauf in den spezifischen Lebensmitteleinzelhandel verlegen. Statistische Mittelwertvergleiche identifizieren keine Ursachen für die erhaltenen Erkenntnisse.

Der Vergleich der Warenkorbumfänge zwischen Einkaufstransaktionen, die keine Lockartikel enthalten, und welchen, in denen die rabattierten Sortimentsteile integriert sind, geben ein weiteres Indiz bezüglich der Eignung als Lockangebot. Es lässt sich vermuten, dass die analysierten Produktkategorien vor allem in größeren Einkaufstransaktionen integriert werden. Als Kausalfolge wird möglicherweise das Risiko minimiert, dass potenziell angelockte Neukunden nur den rabattierten Artikel im spezifischen Lebensmitteleinzelhandel beziehen und der ökonomische Erfolg der Aktion gering bleibt.⁷⁸

Mittelwertvergleiche und statistische Signifikanztests bieten die Möglichkeit, durch eine oder mehrere Prädiktoren hervorgerufene Durchschnittsunterschiede zu erkennen und diese Differenzen auf Übertragbarkeit auf die Grundgesamtheit hin zu überprüfen. Auf Grundlage dieser Erkenntnisgewinne ist es dem Management möglich, effizientere Entscheidungen zu treffen. So werden beispielsweise Einsatzpläne nur adjustiert, sollten die Mittelwertunterschiede der durchschnittlichen Kundenanzahl pro Einkaufszeitraum nicht auf den Zufall zurückzuführen sein.

⁷⁷ Vgl. Städler/Fischer, 2001, S. 16

⁷⁸ Diese Hypothese sollte in weiteren spezifischeren Analysen überprüft werden.

6 Verbundkaufanalyse

Warenkorbdaten stellen ein empirisches Fundament zur Analyse von Kaufverbundeffekten dar.⁷⁹ Der empirischen Erforschung von Kaufzusammenhängen wird daher in der Praxis eine große Bedeutung beigemessen. Das zentrale Thema der Verbundanalyse im Handelsbereich ist die Messung der Intensität von Kaufverbänden. Dabei basiert die Verbundstärke grundsätzlich auf der Häufigkeit des gemeinsamen Kaufes.⁸⁰

Die aufgedeckten Verbundphänomene stellen dem Handelsmanagement ein zentrales Informationsfundament zur Ausgestaltung handelsbetrieblicher Aktionsparameter dar.⁸¹ So profitiert besonders das Marketing eines Einzelhändlers von der Identifikation relevanter Beziehungsgeflechte zwischen einzelnen Teilen eines Warensortiments. Die Erkenntnisse fungieren als Entscheidungsbasis in zentralen Sortiments- und Platzierungs- und Preisfestsetzungsentscheidungen. Des Weiteren sind fundierte Verbundkenntnisse elementar für ein gezieltes Category Management.⁸²

Die Untersuchung von Zusammenhängen zwischen mehreren Komponenten einer spezifischen Sortimentshierarchie blickt in der Wissenschaft auf eine große Historie zurück. Aus dieser Forschungshistorie entstammen vielfältige methodische Ansätze der Verbundkaufanalyse. Im Folgenden Kapitel sollen vier explorative Methoden vorgestellt werden.⁸³ Zunächst werden dafür die mathematischen Grundlagen der quantitativen Verfahren erläutert. Folglich wird die praktische Anwendung auf Basis der Datengrundlage eines realen LEH (Lebensmitteleinzelhandel) durchgeführt. Es werden in diesem Passus Ergebnisse vorgestellt, interpretiert und die Nutzenpotenziale für das Handelsmanagement abgeleitet.

6.1 Korrelationsanalyse

Unter einer Korrelationsanalyse wird in der statistischen Methodenlehre eine sachlogisch begründete Analyse von statistischen Zusammenhängen zwischen mindestens zwei Erhebungsmerkmalen verstanden.

Die Maßkorrelationsanalyse fokussiert sich dabei auf die lineare Zusammenhangsanalyse zwischen zwei oder mehr metrischer Merkmale und wird durch den Korrelationskoeffizienten r_p nach Bravais-Pearson ausgedrückt.⁸⁴

⁷⁹ Vgl. Bensberg, 2001, S. 110

⁸⁰ Vgl. Buhr, 2006, S. 234 ff.

⁸¹ Vgl. Michels, 1995, S. 38 f.

⁸² Vgl. Decker, 2001, S. 99 ff.

⁸³ Wobei es sich bei drei der Verfahren um konventionellere Methoden handelt, die zwischenzeitlich miteinander verglichen werden.

⁸⁴ Vgl. Mittag, 2016, S. 128

Die Rangkorrelationsanalyse hingegen, misst den monotonen Zusammenhang zweier mindestens ordinalskalierten Merkmale. Hierbei wird der Rangkorrelationskoeffizient r_{SP} nach Spearman für die Bestimmung der Richtung und der Stärke des monotonen Zusammenhangs verwendet.

Die Korrelationsanalyse ist im Rahmen der Verbundmessung im Handel ein relativ simpel anwendbares Verfahren. Mit Hilfe der Korrelationsanalyse kann ein linearer bzw. monotoner Zusammenhang zwischen zwei Sortimentsteilen, inklusive dessen Richtung, identifiziert werden. Der errechnete Korrelationskoeffizient trifft zudem eine Aussage über die Stärke des Verbundphänomens.⁸⁵

6.1.1 Theoretische Grundlagen

Der **Maßkorrelationskoeffizient r_p nach Bravais-Pearson** ergibt sich als Quotient aus der Kovarianz zweier metrischer Merkmale, geteilt durch das Produkt der Standardabweichungen der Merkmale. Die **Kovarianz S_{xy}** bildet dabei das arithmetische Mittel der Kreuzprodukte der metrischen Merkmale:

$$S_{xy} = \frac{1}{n} \sum_i^n (x_i - \bar{x}) * (y_i - \bar{y}). \quad (6.1.)$$

Der Korrelationskoeffizient r_p nach Bravais-Pearson ist ein Zusammenhangsmaß, das aus einer Normierung der Kovarianz hervorgeht. Hierfür wird die Kovarianz durch das Produkt der Standardabweichungen s_x und s_y dividiert:

$$r_p = \frac{S_{xy}}{s_x * s_y}. \quad (6.2.)$$

Es ergibt sich folgender Wertebereich:

$$-1 \leq r_p \leq 1. \quad (6.3.)$$

Wobei der Wert „-1“ für eine perfekte lineare negative Abhängigkeit der Merkmale und der Wert „+1“ für eine perfekte lineare positive Abhängigkeit der Merkmale steht. Bei einem $r_p = 0$ herrscht lineare Unabhängigkeit zwischen X und Y.

Im Unterschied zum Korrelationskoeffizienten r_p nach Pearson wird in der Rangkorrelationsanalyse ein monotoner Zusammenhang der Merkmale X und Y untersucht. Die Formel zur Berechnung des Korrelationskoeffizienten r wird dafür modifiziert. **Der Korrelationskoeffizient r_{SP} nach Spearman** berechnet sich dabei aus den separaten Rangwerten der Variablen und nicht aus den originären metrischen Ausprägungen. Dazu werden die in Formel 6.1. angegebenen Merkmalsausprägungen x_i und y_i der Datenpaare durch dessen Rangposition (Rg.) [Rg(x_i), Rg(y_i)] ersetzt. Folglich werden zudem die Mittelwerte

⁸⁵ Vgl. Eckey/Kosfeld/Türck, 2008, S. 170 ff.

der Rangplätze Rg_x und Rg_y zur Ermittlung der Rangkovarianz sowie der Rangstandardabweichungen (Analog zu 6.1. & 6.2.) verwendet. Es ergibt sich folgende Formel zur Berechnung des Rangkorrelationskoeffizienten r_{SP} nach Spearman:

$$r_{SP} = \frac{\sum_{i=1}^n (rg(x_i) - \overline{rg_x}) * (rg(y_i) - \overline{rg_y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (rg(x_i) - \overline{rg_x})^2} * \sqrt{\sum_{i=1}^n (rg(y_i) - \overline{rg_y})^2}} \quad (6.4.)$$

Da r_{SP} sich als Anwendung des Korrelationskoeffizienten nach Bravais-Pearson auf Paare von Rangpositionen interpretieren lässt, gilt derselbe Wertebereich (siehe 6.3.).⁸⁶

Der Rangkorrelationskoeffizient ist im Gegensatz zum Maßkorrelationskoeffizienten sehr robust gegenüber Ausreißerwerten. Der Nachteil der Rangkorrelation im Vergleich zur Maßkorrelation ist hingegen der hohe Informationsverlust, der durch die Beschränkung auf die Ranganalyse eintritt.⁸⁷ Die Maßkorrelationsanalyse sollte in jedem Fall zusammen mit der Rangkorrelationsanalyse interpretiert werden, wobei im Zweifel Streuungsdiagramme zur visuellen Evaluierung der Zusammenhangesart behilflich sein können.⁸⁸

6.1.2 Ergebnisdarstellung und Interpretation

Die quantitativen Methoden der Verbundkaufanalyse können für die Komponenten der verschiedenen Sortimentshierarchiestufen angewandt werden. Im Rahmen der Korrelationsanalyse soll der Fokus auf den Unterkategorien (Sub-Commodities) liegen. Da auf Produktebene keine detaillierten Informationen vorliegen, handelt es sich bei der Unterkategorie um die kleinstmögliche Sortimentshierarchiestufe, zu der valide Aussagen zur Kausalität abgeleitet werden können. Die Korrelationsanalyse umfasst dabei nur Unterkategorien mit mindestens 30 Verkäufen innerhalb des Erhebungszeitraumes.

Die Tabelle 5 zeigt die Unterkategorien mit dem stärksten gemessenen Zusammenhang. Aus der Tabelle sind sowohl der Korrelationskoeffizient r_P nach Bravais-Pearson, als auch der Korrelationskoeffizient r_{SP} nach Spearman zu entnehmen, wobei die Interpretation der Rangkorrelation zu präferieren ist.⁸⁹

Die Ergebnisse zeigen, dass die Sub-Kategorien „Frosting“ und „Layer-Cake-Mix“ den stärksten monotonen Kaufverbund ($r_{SP} = 0,629$) haben. Zudem ist festzuhalten, dass alle Korrelationen aus der Tabelle signifikant (bei einem Signifikanzniveau $\alpha=0,05$) sind.

⁸⁶ Vgl. Mittag, 2016, S. 134 f.

⁸⁷ Vgl. Arrenberg, 2020, S. 141

⁸⁸ Vgl. Steland, 2016, S. 60

⁸⁹ Die Gründe dafür sind die abweichenden Korrelationskoeffizienten, die auf den Einfluss von Ausreißern hindeuten können, welcher in der Rangkorrelation kleiner ist. Zudem legten Streuungsdiagramme einen vorwiegend monotonen Zusammenhang nahe. Zusätzlich ist r_{SP} bei wenig verschiedenen Beobachtungspaaren zu präferieren.

Tabelle 5: Korrelationen der Unterkategorien (Quelle: Eigene Darstellung)

Sub-Kategorie I	Sub-Kategorie II	Korrelation nach Bravais-Pearson	Rangkorrelation nach Spearman
Frosting	Layer-Cake Mix	0,6034*	0,629*
Hair Conditioners and Rinses	Shampoo	0,4677*	0,493*
Bars – Granola/Snacks	Candy/Chocolate	0,3913*	0,426*
Baby Food Beginner	Baby Food Junior (All Brands)	0,275*	0,425*
Frozen Entrees	Frozen Meal Combo	0,4723*	0,399*
Mainstream (Pasta Sauce)	Spaghetti Dry	0,348*	0,377*
Beans Green	Corn	0,3551*	0,374*
Bourbon/Whiskey	Tea Bags & Bulk Tea	0,3716*	0,366*
Hamburger Buns	Hot Dog Buns	0,355*	0,352*
Cider	Non-Carb Juice (over 50% Juice)	0,3215*	0,334*
Natural Bulk	Meat: Turkey Bulk	0,3148*	0,317*

*Alle Ergebnisse signifikant auf einem Niveau von $\alpha=0,05$

Die monotonen Kaufzusammenhänge zwischen den Unterkategorien „Hair Conditioners and Rinses“ und Shampoo, „Bars – Granola/Snacks“ und „Candy/Chocolate“ sowie „Frozen Entrees“ und „Frozen Meal Combo“ können als mittelstarker monotoner Kaufverbund interpretiert werden. Die weiteren Werte (0,307-0,374) des Korrelationskoeffizienten nach Spearman weisen auf einen schwachen bis mittelstarken monotonen Zusammenhang der Sortimentsteile hin.

Bei einem monotonen Zusammenhang bewegen sich die Werte der Merkmale tendenziell in dieselbe relative Richtung. Die Merkmalswerte verändern sich dabei allerdings nicht zwangsläufig in einer konstanten Rate. Dies bedeutet, dass der Absatz der Unterkategorien „Hair Conditioners and Rinses“ sowie „Shampoo“ zwar mittelstark zusammenhängen und dementsprechend die Verkaufszahl tendenziell steigen, wenn die Absatzzahl sich bei dem jeweils anderen Sortimentsteil erhöht. Es bedeutet allerdings nicht, dass die Verkaufsmenge vom „Shampoo“ sich gleichmäßig mit der von „Hair Conditioners and Rinses“ erhöht.

Es konnten keine relevanten negativen Kaufzusammenhänge ermittelt werden.

Bei der Interpretation von Korrelationsmaßen sei abschließend darauf hingewiesen, dass diese keine Aussage zu den Kausalitäten beinhalten. Die Ergebnisse aus Tabelle 5 scheinen aber in dem Sinne kausal, dass keiner der ermittelten Kaufverbünde abwegig erscheint. So könnten die Sortimentspaare alle auf dem Bedarfsverbund der Konsumenten beruhen.⁹⁰

⁹⁰ Vgl. Boztug/Silberhorn, 2006, S. 100

6.2 Affinitätsanalyse (paarweise Assoziationsmaße)

Die sogenannten Verbund- oder Assoziationskoeffizienten zählen zu den paarweisen Assoziationsmaßen. Im Rahmen der Warenkorbanalyse ist diese quantitative Methode laut Decker (2001) „wahrscheinlich das in der Vergangenheit am intensivsten (wissenschaftlich) diskutierte Konzept dieser Art“.

6.2.1 Theoretische Grundlagen der Affinitätsanalyse

Die Basis für die Modellierung der Verbundbeziehungen geht aus der sogenannten Frequenzmatrix hervor. Die Frequenzmatrix erfasst die Häufigkeit des gemeinsamen Auftretens zweier unterschiedlicher Items in den Einkaufstransaktionen. Folglich kann eine paarweise Vierfeldertafel generiert werden, die die verschiedenen Beschaffungsdimensionen zweier Items enthält. Die Abbildung 14 zeigt den Aufbau einer paarweisen Vierfeldertafel.⁹¹

Abbildung 14: Paarweise Vierfeldertafel (Quelle: Decker, 2001, S. 101)

		Item i_k		
		„1“	„0“	
Item i_l	„1“	a	b	a + b
	„0“	c	d	c + d
		a + c	b + d	a + b + c + d

Legende:

Feld a: Anzahl der Transaktionen, die Item i_k und i_l enthalten

Feld b: Anzahl der Transaktionen, die Item i_l , aber nicht Item i_k enthalten

Feld c: Anzahl der Transaktionen, die Item i_k , aber nicht Item i_l enthalten

Feld d: Anzahl der Transaktionen, die weder Item i_l noch Item i_k enthalten.

Basierend auf den Werten dieser vier Felder werden anschließend Assoziationskoeffizienten berechnet, die die Verbundintensität der untersuchten Items ausdrücken. Die Auswahl des Assoziationskoeffizienten beeinflusst dabei die Ergebnisse stark. Der Jaccard-Koeffizient gilt allerdings, als am besten geeignet für die Analyse von Kaufverbundeffekten.⁹²

$$\text{Jaccard – Koeffizient} = \frac{a}{(a + b + c)} \quad (6.5.)$$

Es gilt dabei:

$$0 \leq \text{Jaccard – Koeffizient} \leq 1. \quad (6.6.)$$

Der Vorteil des Jaccard-Koeffizienten ist, dass dieses Maß die relative Häufigkeit des gemeinsamen Kaufes von zwei Sortimentsteilen an allen Warenkörben, die mindestens einen der Sortimentsteile enthalten, darstellt. Es besteht dementsprechend Unabhängigkeit von

⁹¹ Vgl. Decker, 2001, S. 101

⁹² Vgl. Reutterer/Hahsler/Hornik, 2007, S. 169

den Warenkörben, die keinen der beiden untersuchten Artikel enthalten.⁹³ Des Weiteren fokussiert sich der Jaccard-Koeffizient auf Items, die gemeinsam beschafft worden sind.

6.2.2 Ergebnisse der Affinitätsanalyse

Analog zur Korrelationsanalyse wird sich auch bei der Ermittlung paarweiser Assoziationsmaße auf die Unterkategorien fokussiert. Der Entscheidungsgrund ist - neben den in Kapitel 6.1.2. genannten Faktoren- die Möglichkeit einer methodenübergreifenden Vergleichbarkeit der Ergebnisse.

Da die Vierfeldmatrix nur die dichotomen Ausprägungen 1 (=enthalten) und 0 (=nicht enthalten) enthält, war es im Vorwege der Analyse notwendig, die Anzahl der Items im Warenkorb dementsprechend in binärer Ausprägung darzustellen. Die Warenkorbdaten enthielten folglich keine Aussage mehr über die Anzahl eines Items im Warenkorb, sondern lediglich über das Vorhandensein eines Items.

Tabelle 6: Ähnlichkeitskoeffizienten nach Jaccard der Unterkategorien (Quelle: Eigene Darstellung)

Sub-Kategorie I	Sub-Kategorie II	Ähnlichkeit nach Jaccard
Frosting	Layer-Cake Mix	0,459
Hair Conditioners & Rinses	Shampoo	0,319
Baby Food - Beginner	Baby Food - Junior	0,271
Bars - Granola/Snack	Candy Chocolate	0,268
Baby Cereal	Baby Food (no Age)	0,259
Spaghetti Dry	Mainstream (Pasta Sauce)	0,242
Beans Green: FS/WHL/CUT	Corn	0,239
Tea Bags and Bulk Tea	Bourbon/TN Whiskey	0,222
Hot Dog Buns	Hamburger Buns	0,222
Frozen Entrees	Frozen Meal Combo/Dinners	0,219
Poultry	Ham	0,209

Die Tabelle 6 zeigt die Items der Unterkategorie mit dem größten Ähnlichkeitswert nach Jaccard. Die Ergebnisse umfassen dabei ausschließlich Verbunde, die zumindest in 25 gemeinsamen Warenkörben identifiziert werden konnten.⁹⁴

Die stärkste Verbundintensität besteht zwischen den Sortimentsteilen „Frosting“ und „Layer-Cake-Mix“. Der Ähnlichkeitswert nach Jaccard beträgt 0,459. Dieser Wert kann so interpretiert werden, dass in 45,9% der Fälle, in denen zumindest ein Artikel aus der Unterkategorie „Frostings“ oder „Layer-Cake-Mix“ im Warenkorb enthalten war, auch ein Artikel der jeweils anderen Unterkategorie in derselben Einkaufstransaktion bezogen worden ist. Dieser Wert ist, im Rahmen der Verbundintensitätsmessung, als stark zu betrachten. Des Weiteren ist auch

⁹³ Vgl. Leyer/Wesche, 2007, S. 49

⁹⁴ Die ursprünglichen Ergebnisse enthielten diverse Ähnlichkeiten nach Jaccard, die auf wenigen, oftmals einmaligen gemeinsamen Einkäufen der Sortimentsteile fundierten.

die Verbundstärke zwischen Artikeln aus der Kategorie „Hair Conditioners & Rinses“ und „Shampoo“ vergleichsweise stark. Im Vergleich weisen die Ergebnisse aus Tabelle 6 mit denen der Rangkorrelationsanalyse (Tabelle 5) eine starke Ähnlichkeit auf. Demnach wurden innerhalb der paarweisen Assoziationsanalyse lediglich drei neuartige Verbundbeziehungen entdeckt: „Baby Cereal“ und „Baby Food (No Age)“, „Tea Bags and Balk Tea“ und „Bourbon/TN Whiskey“ sowie „Poultry“ und „Ham“. Zudem unterscheidet sich auch die Reihenfolge der Verbundstärke nur marginal.

Dieses Phänomen ist aufgrund der Ähnlichkeit der quantitativen Methoden wenig verwunderlich. So basieren beispielsweise beide Methoden auf der Annahme einer symmetrischen Verbundbeziehung. Diese Grundannahme führt dazu, dass auch die Ergebnisse der paarweisen Assoziationsmaße keinerlei Aussage über die Richtung des Einflusses treffen können.

6.3 Assoziationsanalyse (Assoziationsregeln)

Assoziationsregeln beschreiben gewisse Zusammenhänge und Regelmäßigkeiten zwischen verschiedenen Objekten, wie beispielsweise den Artikeln eines Einzelhandels. Dabei wird unterstellt, dass in den identifizierten Zusammenhängen implizite strukturelle Abhängigkeiten manifestiert sind. Die Verbundkaufanalyse mittels der Identifikation von Assoziationsregeln (auch Assoziationsanalyse genannt) kann einige Vorteile gegenüber den bisher vorgestellten Verfahren aufweisen (Siehe dazu auch Kapitel 6.4).

6.3.1 Theoretische Grundlagen

Die Assoziationsanalyse identifiziert Beziehungen zwischen nicht interpretierbaren, diskreten Dingen oder Entitäten. Im Rahmen der Warenkorbanalyse kann analog der Begriff „Artikel“ oder „Sortimentsteil“ verwendet werden. Der Buchstabe I definiert dabei die *Menge aller Items*. Die Assoziationsregeln werden aus den *Itemmengen* X und Y identifiziert, wobei gilt, dass sowohl Itemmenge X als auch Itemmenge Y aus der Menge aller Items I stammen und es sich um elementfremde Mengen handelt:

$$X \subset I, Y \subset I \quad (6.7.)$$

$$X \cap Y = \emptyset. \quad (6.8.)$$

Eine Assoziationsregel ist dabei eine logische Verknüpfung der Form $X \Rightarrow Y$. Die *Itemmenge* X definiert dabei die Prämisse wohingegen die *Itemmenge* Y als Konklusion dient. Es werden folglich die *Transaktionen* t aus der *Datenbasis* D analysiert, um Assoziationen zu identifizieren. Eine *Transaktion* t besteht dabei aus einer beliebigen Menge von Items. Zur tatsächlichen Identifikation von Assoziationsregeln wird die *Datenbasis* D auf Transaktionen

untersucht, die die spezifische Regel erfüllen. Eine Transaktion erfüllt die Regel, sollten alle Items aus jener Implikation in der Transaktion vorkommen:

$$X \cup Y \subseteq t. \quad ^{95} \quad (6.9.)$$

Um relevante Assoziationsregeln zu filtern, werden die Kenngrößen „Support“, „Konfidenz“ und „Lift“ eingesetzt.

Der **Support** (*sup*) definiert die relative Häufigkeit dafür, dass eine Transaktion *t* aus der Datenbasis *D* eine spezifische Regel erfüllt bzw. ein Itemset (*X*,*Y*) enthält. Der Wert eines Supports liegt demnach zwischen 0 und 1. Eine vereinfachte Formelschreibweise ist

$$\text{Support}(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{Anzahl Transaktionen die X und Y enthalten}}{\text{Gesamtmenge an Transaktionen}}. \quad (6.10.)$$

Die Interpretation dieser Kennziffer hilft dem Handelsmanagement, die Relevanz der Verbundeinkäufe der Items *X* und *Y* einzuschätzen. Ein Support von 5% bedeutet demnach, dass in 5% der Warenkörbe die beiden Itemmengen *X* und *Y* zusammen vorkommen.

Die **Konfidenz** (*con*) hingegen ist ein asymmetrisches Verbundmaß. Das bedeutet $\text{con}(X \Rightarrow Y)$ und $\text{con}(Y \Rightarrow X)$ sind nicht identisch. Die Konfidenz($X \Rightarrow Y$) definiert mit welcher bedingten Wahrscheinlichkeit die Regel $X \Rightarrow Y$ richtig ist. Als Folge ergibt sich die Erkenntnis, mit welcher Wahrscheinlichkeit die Itemmenge *Y* gekauft wird, wenn die Itemmenge *X* sich im Warenkorb befindet. Die Konfidenz($X \Rightarrow Y$) ergibt sich als Quotient des gemeinsamen Supports ($X \Rightarrow Y$) geteilt durch den Support der Itemmenge aus der Prämisse:

$$\text{Konfidenz}(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{sup}(X \Rightarrow Y)}{\text{sup}(X)}. \quad (6.11.)$$

Der Wertebereich der Konfidenz liegt zwischen „0“ und „1“, wobei eine Konfidenz von „0“ einen nicht vorhandenen Zusammenhang ausdrückt. Ein Anteilswert von „1“ hingegen signalisiert eine absolute Verbundenheit der Items. Eine typische Aussage des Konfidenzmaßes ist beispielsweise „Wenn das Item *X* im Warenkorb enthalten ist, dann ist in 20% dieser Transaktionen auch Item *Y* enthalten“. In diesem Beispiel betrüge der Konfidenzwert 0,2.

Der sogenannte **Lift** kann als Qualitätsmaß der Assoziationsregeln angesehen werden. Das Lift-Maß gibt an, um wie viel häufiger bzw. seltener die Itemmenge aus der Konklusion unter der Voraussetzung des Auftretens der Itemmenge aus der Prämisse auftritt, als dies in der Grundgesamtheit der Fall ist. Der Lift stellt dementsprechend den Zusammenhang zwischen beobachteten und erwarteten Support einer Regel dar.

$$\text{Lift}(X \Rightarrow Y) = (Y \Rightarrow X) = \frac{\text{sup}(X \Rightarrow Y)}{\text{sup}(X) * \text{sup}(Y)} = \frac{\text{con}(X \Rightarrow Y)}{\text{sup}(Y)} \quad (6.12.)$$

Der Lift ist dabei stets eine positive Zahl. Ein Lift von „1“ bedeutet eine unauffällige Auftrittswahrscheinlichkeit zwischen den Items. Es kann demnach keine Assoziationsregel

⁹⁵ Vgl. Senkler, 2014, S. 63

abgeleitet werden. Ein Lift größer als 1 wird als positive Abhängigkeitsstruktur interpretiert, wohingegen ein Wert kleiner als 1 eine negative Abhängigkeitsstruktur identifiziert. Ein Liftwert $(X \Rightarrow Y) = 3$ definiert demnach, dass Die Wahrscheinlichkeit für den Einkauf von Item X(Y) im Vergleich zur Grundgesamtheit dreimal höher ist, wenn Item Y(X) im Warenkorb identifiziert worden ist.⁹⁶

Zur Beurteilung der identifizierten Assoziationsregeln sollten die dargestellten Kenngrößen immer gemeinsam interpretiert werden. Folglich ist es möglich, die negativen Eigenschaften der einzelnen Bestimmtheitsmaße auszugleichen und elementare Assoziationsregeln herauszufiltern. Die Konfidenz als asymmetrisches Maß gibt Rückschlüsse über die Richtung der Abhängigkeitsbeziehung, beachtet dabei allerdings nicht die relative Wahrscheinlichkeit des Regelkopfes. Der Lift hingegen relativiert zwar das Auftreten einer Itemkombination zur Grundgesamtheit, beruht dabei allerdings auf der Annahme symmetrischer Abhängigkeitskonstrukte der Items.⁹⁷

Neben der Möglichkeit, die Kennwerte gemeinsam zu interpretieren, wird in der Praxis immer häufiger ein weiteres Qualitätsmaß genutzt; die **Conviction** (conv). Die Conviction eliminiert dabei die erwähnten Nachteile der Konfidenz und des Lifts und besitzt ggü. dem Lift zusätzlich eine bessere Trennschärfe.⁹⁸

Das Maß Conviction zur Beurteilung der Stärke basiert dabei auf den Aussagen der Logik. Eine Folgerung, dass Itemmenge X den Einkauf von Itemmenge Y beeinflusst, ist demnach genau dann wahr, wenn die Aussage, die Itemmenge X wird nicht ohne die Itemmenge Y beschafft, wahr ist. Es ergibt sich folgende Formel aus den Gesetzen der Wahrscheinlichkeitstheorie:

$$\text{Conviction } (X \Rightarrow Y) = \frac{\text{Prob}(X) * (1 - \text{Prob}(Y))}{\text{Prob}(X) - \text{Prob}(X \wedge Y)} \quad (6.13.)$$

Unter Berücksichtigung der wahrscheinlichkeitstheoretischen Bedeutung des Support- sowie des Konfidenzmaßes kann 6.13. auch wie folgt ausgedrückt werden:⁹⁹

$$\text{Conviction } (X \Rightarrow Y) = \frac{1 - \text{sup}(Y)}{1 - \text{con}(X \Rightarrow Y)} \quad (6.14.)$$

Die Conviction $X \Rightarrow Y$ kann dabei als Ratio aus der erwarteten Häufigkeit des Auftretens von Itemmenge X ohne Itemmenge Y bei Unabhängigkeit (=Häufigkeit, bei der die Assoziationsregel falsch prognostiziert) geteilt durch die beobachtete Häufigkeit falscher Prognosen interpretiert werden. Ein Convictionausmaß von 1,2 bedeutet dabei, dass die Assoziationsregeln zu 20% weniger eintreffen würde, wenn keinerlei Assoziation zwischen $X \Rightarrow Y$ bestehen würde.¹⁰⁰

⁹⁶ Vgl. Decker, 2001, S. 105 f.

⁹⁷ Vgl. Köppen, 2019, S. 44

⁹⁸ Vgl. Brin/Motwani/Ullman/Tsur, 1997, S. 160

⁹⁹ Vgl. Beekmann, 2003, S. 87

¹⁰⁰ Vgl. Zhang, 2019, <https://books.psychstat.org/rdata/market-basket-analysis.html>

Bei der Regelgenerierung werden zumeist Mindestwerte des Support- und Konfidenzmaßes verwendet, um lediglich relevante Assoziationsregeln zu berücksichtigen. Die Bestimmtheitsmaße Lift und Conviction werden abschließend zur Beurteilung der Abhängigkeitsbeziehungen ausgewertet.

Die eigentliche Regelgenerierung verläuft in zwei Abschnitten. In der ersten Phase werden Häufigkeitszählungen zur Ermittlung häufiger Itemkombinationen („frequent Itemsets“) durchgeführt. Der Supportwert der Itemkombinationen muss dabei mindestens dem vorab festgelegten Minimalsupport entsprechen. Aufgrund der Vielzahl an möglichen Itemsets¹⁰¹ ist die Anwendung eines geeigneten Algorithmus elementar. Der Apriori-Algorithmus nach *AGRAWAL und SRIKANT (1994)* stellt in der Praxis die Lösung des skizzierten Problems dar.¹⁰² Dabei basiert der Apriori-Algorithmus auf der Erkenntnis, dass die Obermengen einer nicht häufigen Itemmenge ebenfalls nicht häufig sind, d.h. ein Itemset kann kein häufiges Itemset sein, wenn bereits eine der enthaltenen Itemmengen (auch Subsets genannt) den Minimalsupport unterschreitet. Die Suche nach Frequent Itemsets kann demnach als iterativer Bottom-Up-Prozess erfolgen. Der Apriori-Algorithmus bestimmt zunächst die Häufigkeiten der einelementigen Itemmengen und sucht in jedem weiteren Durchlauf nach häufigen Itemsets auch in den Obermengen von häufigen Itemmengen. Hierzu bildet die sogenannte Apriori-gen Funktion aus den gefundenen häufigen Itemsets neue potenzielle Itemkombination (Kandidaten), die eine aktualisierten Hypothesenmenge darstellen. Die Kandidaten werden wiederum auf die Einhaltung des Minimalsupports überprüft. Der komplette Durchlauf ist beendet, sobald keine häufigen Itemmengen mit einer bestimmten Anzahl an Elementen mehr gefunden werden.¹⁰³

In der zweiten Phase der Regelgenerierung werden aus den frequent Itemsets diejenigen Regeln gefiltert, die die Mindestkonfidenz vorweisen.¹⁰⁴ Der iterative Suchprozess ist dabei vergleichbar mit der Suche nach häufigen Itemsets. Zunächst werden die Regeln mit lediglich einer Prämisse gebildet und deren Konfidenzmaße berechnet. Mithilfe der Apriori-gen Funktion werden folglich mögliche Regeln mit zwei Elementen als Prämissen zusammengestellt und deren Einhaltung der Mindestvorgaben überprüft.

6.3.2 Ergebnisse und Interpretation der Assoziationsanalyse (Assoziationsregeln)

Im folgenden Abschnitt werden die Ergebnisse der Assoziationsanalyse in Form von aufgestellten Assoziationsregeln präsentiert und interpretiert. Dabei wurde das Qualitätsmaß Conviction exemplarisch zu Beurteilungszwecken eingesetzt. Eine Beurteilung der

¹⁰¹ Bei n Items sind 2^n Itemmengen zu untersuchen.

¹⁰² Vgl. Senkler, 2014, S. 126

¹⁰³ Vgl. ebd., S.127

¹⁰⁴ Vgl. Beierle/Kern-Isberner, 2019, S. 151

Assoziationsregeln erfolgte derweil auch durch die kombinierte Interpretation der Kennziffern Support, Konfidenz und Lift.

Im kommenden Kapitel werden Assoziationsanalysen aus den Produktober- und Unterkategorien dargestellt. Auf die Generierung von Assoziationsregeln in der Artikelkategorie wird aufgrund hinreichender Problemfelder verzichtet. Zum einen fehlen detaillierte Informationen zu den einzelnen Produkten. Diese Tatsache würde abgeleitete Erkenntnisse nicht valide erscheinen lassen. Zum anderen haben durchgeführte Analysen weitere Problemfelder aufgezeigt, die gegen eine exemplarische Darstellung der Ergebnisse sprechen. So ist selbst auf dem geringstmöglichen Support- und Konfidenzniveau keine Assoziationsregel gefunden worden. Grund dafür dürfte das Verhältnis von Einkaufstransaktionen (55.375) und Artikeln (45.120) sein. Zudem konnte nicht abschließend erörtert werden, ob unterschiedliche Stores auch differente Produktidentifikationsnummern nutzen. Ein weiteres Experiment, in dem Assoziationsregeln für einen spezifischen Store generiert worden sind, scheiterte an der Reliabilität der Resultate. So konnten zwar Assoziationsregeln generiert werden, die jedoch dem Einkaufsverhalten einzelner oder weniger Haushalte zuzuordnen sind.

6.3.2.1 Ober- und Unterkategorie – allgemein

Aufgrund der Tatsache, dass keine detaillierten Informationen zu den einzelnen Produkt-Identifikationsnummern vorliegen, ist die Produkt-Unterkategorie die unterste Sortimentshierarchiestufe aus der valide Erkenntnisse abgeleitet werden können. Die Analyse der Produkt-Oberkategorien ermöglicht es, allgemeinere Kaufmuster der Konsumenten zu identifizieren.

Da beim Apriori-Algorithmus mitunter Laufzeitprobleme auftreten¹⁰⁵, ist es ratsam die Anzahl der Warenkörbe zu verringern. Als Grundlage für die Ergebnisse dient eine zufällig gezogene Stichprobe von 25.000 Transaktionen.

Bei der Generierung von relevanten Assoziationsregeln der Oberkategorie wurden zunächst die Mindestwerte für den Support (0,1) sowie der Konfidenz (0,45) festgelegt. Die Suche ergab folgende Assoziationsregel:

Tabelle 7: Assoziationsregeln der Oberkategorie I (Quelle: Eigene Darstellung)

Objekte: 297		Transaktionen: 25000		
Prämisse	Konklusion	Support	Konfidenz	Lift
Baked Bread/Buns/Rolls	Fluid Milk Products	0,111	0,482	1,897

*Minimalsupport: 0,10 – Minimalkonfidenz: 0,45

¹⁰⁵ Vgl. Beekmann, 2003, S. 15

Zusammengefasst besagt die Assoziationsregel, dass in 11,1% der Warenkörbe Artikel aus den Oberkategorien „Baked Bread/Buns/Rolls“ sowie „Fluid Milk Products“ enthalten sind. Dabei werden in 48,2% der Fälle, in denen „Baked Bread/Bund/Rolls“ auf dem Kassensbon identifiziert worden sind, auch „Fluid Milk Products“ identifiziert. Der Liftwert von 1,897 gibt an, dass der Kauf einer der Itemmengen um 89,7% wahrscheinlicher wird, sollte sich die jeweils andere Itemmenge im Warenkorb befinden. Da der Lebensmitteleinzelhandel bzw. SB-Warenhäuser Konsumenten mit sehr heterogenen Bedarfen aufweisen, ist der Supportwert von 11,1% vergleichsweise hoch. Da die Konfidenz - als asymmetrisches Beurteilungsmaß - dafür verantwortlich ist, dass lediglich die Assoziationsregel der obigen Logik aufgeführt wird, kann aus diesem Sachverhalt die vorrangige Richtung der Verbundbeziehung geschlossen werden. Der Liftwert hingegen deutet auf eine leicht positive gegenseitige Beeinflussung der Itemmengen hin.

Die iterative Anpassung der Mindestwerte der Kennziffern Support und Konfidenz soll zur Generierung selteneren, aber stärkeren Assoziationsregeln führen. Dabei ist darauf zu achten, dass der Mindestsupport noch einen Wert annimmt, der eine gewisse Relevanz für das Handelsmanagement bedeutet. Bei einem Mindestsupport von 0,05 und einer erhöhten Konfidenz von 0,55 sind die Assoziationsregeln aus Tabelle 8 gefunden worden. Zum besseren Vergleich der Verbundbeziehungen ist auch das Convictionmaß angegeben. Die Ergebnisse zeigen die Tendenzen, Assoziationsregeln zu generieren, die Itemmengen mit großer Bonreichweite in der Konklusion einschließen. Dieses Phänomen ist vor allem bei der Assoziationsanalyse höherer Sortimentshierarchien zu beobachten.

Tabelle 8: Assoziationsregeln der Oberkategorie II (Quelle: Eigene Darstellung)

Objekte: 297		Transaktionen: 25000			
Prämisse	Konklusion	Support	Konfidenz	Lift	Conviction
Fluid Milk Products - Cheese	Baked Bread/Buns/Rolls	0,053	0,63	2,735	2,080
Cold Cereal	Fluid Milk Products	0,063	0,65	2,558	2,131
Lunchmeat	Baked Bread/Buns/Rolls	0,055	0,58	2,514	1,832
Fluid Milk Products - Soft Drinks	Baked Bread/Buns/Rolls	0,053	0,557	2,416	1,737

*Minimalsupport 0,05; Minimalkonfidenz: 0,55

Das Convictionmaß identifiziert die Verbundbeziehung „Cold Cereal“ ⇒ „Fluid Milk Products“ als am bedeutsamsten. Diese Einkaufskombination hat zudem den höchsten Supportwert. Diese Verbundbeziehung wirkt - aufgrund der gemeinsamen Verwendungsmöglichkeit - ebenso plausibel, wie die Assoziationsregel „Lunchmeat“ ⇒ „Baked Bread/Buns/Rolls“. Der kaufindizierte Verbund könnte auf einen Bedarfsverbund fundieren.

Eine weitere Verringerung des Mindestsupports resultierte vorrangig in Assoziationsregeln, die kumuliert verhältnismäßig viele Itemmengen beinhalteten. Die potenziellen Verbundkonstrukte basieren daher vor allem auf Artikel des täglichen Bedarfs, die vergleichsweise konstant beschafft werden. Auf die Darstellung weiterer Ergebnisse der Oberkategorien wird daher verzichtet.

Die Assoziationsanalyse der Unterkategorien bietet die Möglichkeit der Generierung von Assoziationsregeln auf einer niedrigeren Sortimentshierarchiestufe. Die Produkte sind dabei auf minimalem Niveau zu Unterkategorien zusammengefasst. Insgesamt beinhaltet die Analyse 2034 Unterkategorien. Eine Regelgenerierung mit den voreingestellten Mindestmaßen aus Tabelle 8 brachte keine Itemkombination hervor. Eine Anpassung der Minimalwerte hingegen erzeugte 66 Assoziationsregeln von denen die zehn relevantesten - gemessen am Liftwert – in Tabelle 9 abgebildet werden.

Tabelle 9: Assoziationsregeln der Unterkategorie I (Quelle: Eigene Darstellung)

Objekte: 2034		Transaktionen: 25000			
Prämisse	Konklusion	Support	Konfidenz	Lift	Conviction
Hot Dog Buns	Hamburger Buns	0,015	0,401	9,245	1,597
Fluid Milk white only - IWS Single Cheese	Mainstream white Bread	0,011	0,469	4,460	1,685
Pasta: Canned	Mainstream white Bread	0,011	0,449	4,269	1,624
Bologna (Sauce)	Mainstream white Bread	0,012	0,439	4,171	1,594
Fluid Milk white only - Potato Chips	Mainstream white Bread	0,013	0,432	4,112	1,577
Fluid Milk white only - Kids Cereal	Mainstream white Bread	0,013	0,416	3,956	1,532
Macaroni & Cheese DNRS	Mainstream white Bread	0,011	0,407	3,869	1,509
Fluid White Milk only - All Family Cereal	Bananas	0,01	0,418	3,733	1,525
Fluid white Milk only - Dairy Case 100% Pure Juice(O)	Bananas	0,014	0,402	3,590	1,484
Mainstream white Bread - Kids Cereal	Fluid White Milk Only	0,013	0,756	3,323	3,169

*Minimalsupport: 0,01; Minimalkonfidenz: 0,4

Die Resultate bekräftigen die Theorie der Neigung zu Assoziationsregeln mit hochfrequentierten Itemmengen im Regelkopf. Dabei handelt es sich zumeist um Sortimentsteile, an denen der Großteil der Haushalte permanent Bedarf hat. Die hochfrequentierten Sortimentsteile beeinflussen dabei weniger den Kauf von weiteren Artikeln.

Die Verbundbeziehung „Hot Dog Buns“ ⇒ „Hamburger Buns“ dient als Ausnahme. Dabei ist festzuhalten, dass der Liftwert der Regel am größten ist. Der Vergleich zu den asymmetrischen Bestimmtheitsmaßen lässt auf einen interdependenten Kaufverbund schließen. Im Gegensatz dazu liegt bei der Assoziationsregel „Mainstream white Bread – Kids Cereal“ ⇒ eine gerichtete Assoziation vor. Die hohen Konfidenz- und Convictionmaße beweisen diese Hypothese. Es werden in über 75% der Warenkörbe, die „Mainstream white Bread“ und „kids Cereal“ enthalten, auch „Fluid white Milk only“ bezogen.

Der Vergleich der Kennziffern Lift, Konfidenz und Conviction dient als Beweis für die Empfehlung, die Kennwerte kombiniert zu interpretieren.

Eine Anpassung der Minimalwerte soll folglich zur Generierung verborgener Assoziationsregeln führen. Die Resultate zeigen zwei Verbundbeziehungen, die bereits im Rahmen vorangegangener Verbundanalysen entdeckt wurden. Dabei handelt es sich um „Frosting“ und „Layer-Cake-Mix“ sowie „Hair-Conditioners and Rinses“ und „Shampoo“. Die Verbundeffekte weisen sehr hohe Liftwerte auf, was die in den Kapiteln 6.1. und 6.2. festgestellte symmetrische Beziehung der Objekte bestätigt. Der große Mehrwert in der Assoziationsanalyse liegt nunmehr in der Bestimmung der Verbundrichtung. Es geht aus den Ergebnissen hervor, dass vor allem der Einkauf der Sortimentsteile aus der Prämisse den Absatz der Itemmengen aus der Konklusion positiv beeinflusst. Werden Artikel aus der Warengruppe „Frostings“ im Warenkorb identifiziert, enthält jener Warenkorb zu 68,3% auch mind. einen Artikel, der der Unterkategorie „Layer-Cake-Mix“ zugeordnet wird. Zudem wäre diese logische Implikation bei asymmetrischer Unabhängigkeit 3,1 Mal seltener aufgetreten.

Tabelle 10: Assoziationsregeln der Unterkategorie II (Quelle: Eigene Darstellung)

Objekte: 2034		Transaktionen: 25000			
Prämisse	Konklusion	Support	Konfidenz	Lift	Conviction
Frosting	Layer-Cake-Mix	0,007	0,683	50,972	3,100
Hair-Conditioners and Rinses	Shampoo	0,006	0,604	38,624	2,486
Dips (non-refrigerated)	Tortilla/Nacho Chips	0,006	0,613	13,350	2,451
Refrigerated Dips	Potato Chips	0,009	0,636	8,912	2,548
Mexican Season Mixes	Shredded Cheese	0,007	0,572	7,938	2,168
Potato Chips - Snack Cake (Multipack)	Mainstream white Bread	0,005	0,589	5,599	2,176
Fluid white Milk only - Strawberries	Bananas	0,010	0,620	5,540	2,336
Potato Chips - IWS single Chees	Mainstream white Bread	0,006	0,554	5,272	2,008
Apples (Gala)	Bananas	0,006	0,565	5,049	2,041
Mainstream White Bread - Chocolate Milk	Fluid white Milk only	0,006	0,835	3,669	4,686

*Minimalsupport: 0,005 / Minimalkonfidenz: 0,55

Die Assoziationsregeln liefern zudem Erkenntnisse über die Abhängigkeitsbeziehung von Chips und Dips. Die Verbundbeziehungen deuten auf einen gerichteten Verbundeffekt der Richtung Dips ⇒ Chips. Dabei präferieren die Konsumenten die Einkaufsbündel „Refrigerated Dips / Nacho Chips“ sowie „Non-refrigerated Dips/Potato Chips“. Diese Informationen können dem Handelsmanagement im Rahmen von geplanten Rabattaktionen nutzen. So könnte eine Preisreduzierung der Sortimentsteile „Dips“ sinnvoller sein, wie eine auf „Chips“ ausgelegte Rabattaktion. Die dargestellte Assoziationsregel „Mainstream white Bread“ – „Chocolate Milk“ ⇒ „Fluid white Milk“ basiert auf starken asymmetrischen Bestimmtheitsmaßen. Das Handelsmanagement kann daraus bestimmte Hypothesen ableiten, welche es in der Folge zu prüfen gilt (Siehe Kapitel 6.3.3.).

6.3.2.2 Großeinkäufe

Die Warenkorbbasis beinhaltet einen großen Anteil von kleineren Einkaufstransaktionen (siehe Abb. 1). Unter der Annahme, dass vorwiegend das Einkaufsverhalten von Großeinkäufern elementare Verbundbeziehungen aufdecken, sind im Folgenden Assoziationsregeln auf Basis von größeren Warenkörben (mind. 8 Unterkategorien) generiert worden. *BENSBERG (2001)* rät sogar zur Anwendung sog. Semantischer Constraints zur Reduzierung des Suchraumes.¹⁰⁶ Die folgende Darstellung enthält ausgewählte Assoziationsregeln aus der Auswertung.¹⁰⁷

Tabelle 11: Assoziationsregeln Unterkategorie – Großeinkäufe (Quelle: Eigene Darstellung)

Objekte: 2034		Transaktionen: 18372			
Prämisse	Konklusion	Support	Konfidenz	Lift	Conviction
Layer-Cake-Mix	Frosting	0,018	0,596	24,679	2,418
Frosting	Layer-Cake-Mix	0,018	0,752	24,679	3,913
Hair-Conditioners-and-Rinses	Shampoo	0,015	0,657	17,645	2,806
Peas Green	Beans green	0,013	0,485	8,687	1,819
Peas Green	Corn	0,013	0,469	7,395	1,779
Fluid white Milk only -Beans green	Corn	0,015	0,412	7,376	1,606
Spaghetti (dry)	Mainstream Pasta Sauce	0,030	0,469	5,695	1,727
Sour Creme - Mexican Season Mixes	Shredded Cheese	0,012	0,674	3,777	2,519
Kids Cereal - Chocolate Milk	Fluid white Milk only	0,010	0,887	1,951	4,838
Pancake-Mixes	Fluid white Milk only	0,011	0,687	1,510	1,741

*Minimalsupport: 0,01 / Minimalkonfidenz: 0,40

Neben einigen bereits bekannten Verbundbeziehungen konnten weitere relevante Kaufverbünde gefunden werden, die vorwiegend bei größeren Einkäufen entstehen. So beeinflusst der Kauf von „Peas green“ den Absatz der Itemmengen „Beans green“ und „Corn“ positiv. „Vice versa“ konnte keine gleichwertige Einwirkung auf das Kaufverhalten ermittelt werden. Die hohen Liftwerte könnten allerdings auf eine interdependente Verbundstruktur hinweisen.

Des Weiteren zeigen sich bei einigen „neuen“ Assoziationsregeln (gelb markiert) außerordentlich hohe Konfidenz- und Convictionwerte. Sofern keine gemeinsame Platzierung der Sortimentsteile vorliegt, ist die gemeinsame Platzierung dem Handelsmanagement zu empfehlen. Des Weiteren könnten stattdessen die Itemmengen auch zu einem Angebotsbündel zusammengefasst werden.

Das Handelsmanagement kann diese Informationen auch nutzen, um segmentspezifische Marketingmaßnahmen¹⁰⁸ einzuleiten. Zusätzlich kann die Warenplatzierung auch auf die kaufinduzierten Bedarfe der wichtigen Kunden ausgerichtet werden.

¹⁰⁶ Vgl. Bensberg, 2001, S. 107

¹⁰⁷ Ein Vergleich der Bestimmtheitsmaße ist aufgrund der veränderten Grundbedingungen nur bedingt sinnvoll.

¹⁰⁸ Hierzu müssen die „Großeinkäufer“ ermittelt werden können, bspw. aus einem Loyalty-Programm.

6.3.2.3 Zeitpunktabhängige Assoziationsregeln

Im Rahmen der Warenkorbanalyse im LEH (Lebensmitteleinzelhandel) können spezifische Faktoren dazu führen, dass das Kaufverhalten der Kunden variiert. In diesem Kontext wird auch von Kaufverbundstabilität gesprochen.¹⁰⁹ Dementsprechend sinnvoll ist es, neben der Verbundbeziehung der Sortimentsteile auch die Verbundenheit mit bestimmten Eigenschaften des Warenkorbes zu untersuchen.¹¹⁰

Eine dieser Charakteristiken kann der Zeitpunkt der Einkaufstransaktionen sein. Um die Instabilität der Verbundstrukturen exemplarisch zu untersuchen, werden im Folgenden Assoziationsregeln der Unterkategorien zu bestimmten Tageszeitpunkten generiert und verglichen. Die Tageszeiten morgens/vormittags sowie nachts scheinen als Determinanten am geeignetsten. Die spezifischen Transaktionsdaten sind dementsprechend aus der Datenbasis herausgefiltert worden. Die Tabelle 12 zeigt jeweils die zehn Assoziationsregeln mit dem höchsten Liftwert. Auf eine Darstellung des Convictionmaßes wird aufgrund der allgemeineren Betrachtung der Assoziationsregeln verzichtet.

Ein Vergleich der Assoziationsregeln beweist die zeitliche Instabilität von Verbundbeziehungen. Es ist davon auszugehen, dass die Einkaufszeiten morgens und nachts den maximal möglichen Kontrast der Tageszeiten widerspiegeln. Nichtsdestotrotz beweist gerade diese Extreme die Hypothese der variierenden Verbundstrukturen. Grundsätzlich deuten die unterschiedlichen Assoziationsanalysen auf differente Einkaufsmuster hin.

Die Verbundeffekte am Morgen weisen auf Einkaufstransaktionen sogenannter Basisprodukte (bspw. Milch, Bananen, Brot, Mehl) hin. Die Assoziationsregeln „Strawberries“ ⇒ „Bananas“ sowie „Grapes red“ ⇒ „Bananas“ deuten auf die präferierte Beschaffung von Obst und Früchten. Die Tendenz begründet sich allerdings durch die Verderblichkeit der Warengruppe. Auffällig ist vielmehr, dass die Bananen stets im Regelkopf zu finden sind und dementsprechend weniger als Auslöser für die Verbundeffekte angesehen werden sollten.

Wenngleich auch einige Basisprodukte (Brot, Milch) in den Assoziationsregeln der Nachteinkäufe vorkommen, vermitteln diese ein anderes Nachfragemuster. So scheinen in der Nacht speziell schnell verzehrbare Lebensmittel bzw. Gerichte nachgefragt werden. Die kaufinduzierten Verbünde könnten demnach im Bedarfsverbund der Sortimentsteile begründet liegen (beispielsweise „Molasses & Syrups“ ⇒ „Waffles/Pancakes“).

Zusammengefasst bleibt festzuhalten, dass die Verbundbeziehungen von diversen Faktoren (bspw. vom Zeitpunkt) abhängig sind und demzufolge in ihrer Stabilität variieren.

¹⁰⁹ Vgl. Buhr, 2006, S. 206 ff.

¹¹⁰ Vgl. Buhr, 2006b, S. 453 f.

Tabelle 12: Zeitabhängige Assoziationsregeln der Unterkategorie (Quelle: Eigene Darstellung)

Morgens/Vormittags

Objekte: 2033

Transaktionen: 8128

Prämisse	Konklusion	Support	Konfidenz	Lift
Hot-Dog Buns	Hamburger Buns	0,015	0,437	11,056
Sour Creams	Shredded Cheese	0,010	0,445	7,092
Fluid white Milk only - Strawberries	Bananas	0,012	0,653	5,461
Fluid white Milk only - IWS single Cheese	Mainstream white Bread	0,011	0,465	4,612
Strawberries	Bananas	0,019	0,534	4,467
Fluid white Milk only - Kids Cereal	Mainstream white Bread	0,013	0,450	4,465
Fluid white Milk only - Potato Chips	Mainstream white Bread	0,011	0,401	3,974
Fluid white Milk only - Mainstream Wheat	Bananas	0,010	0,469	3,921
Grapes Red	Bananas	0,011	0,443	3,703
Kids Cereal - Mainstream white Bread	Fluid white Milk only	0,013	0,845	3,698

Nachts

Objekte: 2034

Transaktionen: 1284

Prämisse	Konklusion	Support	Konfidenz	Lift
Molasses & Syrups	Waffles/Pancakes	0,010	0,619	24,087
Mainstream white Bread - Kids Cereal	Pasta Canned	0,011	0,438	15,604
Gluten Free (Cereal)	Poultry	0,012	0,469	15,047
Spaghetti Dry	IWS single Cheese	0,010	0,650	12,645
Mainstream white Bread - Pasta Canned	Kids Cereal	0,011	0,737	11,001
Lean (Beef)	Shredded Cheese	0,010	0,406	10,867
Lean (Beef)	Fluid white Milk o. - Mainstream white Bread	0,010	0,406	10,867
Macaroni & Cheese DNRS	Kids Cereal	0,012	0,652	9,737
Fluid white Milk only - Dairy case Juice Drink (U10)	Kids Cereal	0,010	0,650	9,705
All Family Cereal	Kids Cereal	0,012	0,625	9,331

*Mindestsupport: 0,01; Mindestkonfidenz: 0,40

6.3.3 Ableitung von Nutzenpotenzialen aus den Assoziationsregeln

Die Assoziationsregeln, als Resultat der Assoziationsanalyse, können die Informationsbasis des Handelsmanagement verbessern und grundlegend für Unternehmensentscheidungen sein. So ist die Kenntnis von allgemeinen Verbundstrukturen vor allem für die Sortimentspolitik und dem Category-Management von Bedeutung.¹¹¹ Zudem tragen Ergebnisse aus der gerichteten Verbundanalyse zur Vermeidung von vorschneller Auslistung unrentabler Sortimentsteile mit hoher Verbundkaufwirkung bei.¹¹² Aufgrund fehlender Informationen zu der Rentabilität der Produkte kann keine Assoziationsregel als Beispiel präsentiert werden.

Die vorgestellten Ergebnisse zeigen zwar eine klare Tendenz zur Generierung von Assoziationsregeln, die ein Item mit großer Bonreichweite im Regelkopf besitzen (siehe Tabelle 7, 8 & 9). Diese Verbundbeziehungen stellen jedoch nicht den Fokus einer Verbundkaufanalyse dar, wenngleich auch derartige Assoziationsanalysen ein gewisses Erkenntnispotenzial besitzen. So können Sortimentsteile, die vermehrt im Regelkopf vorkommen als Basisitemmenge angesehen werden. Diese Basiselemente sind von großer Relevanz für den Handel. Die Sortimentsteile, die sich in einer derartigen Regel im Rumpf befinden, könnten Konsumenten dazu verleiten einen Basiseinkauf, der zumeist größere

¹¹¹ Vgl. Decker, 2001, S. 99 ff.

¹¹² Vgl. Möhlenbruch, 1994, S. 342

Warenkörbe umfasst, durchzuführen. Die Folge wäre ein entscheidender Ausstrahlungseffekt.¹¹³ Der Verbundeffekt könnte aber auch auf einen Mitnahmeeffekt basieren. Dies trifft vor allem bei räumlich naher Platzierung der Produkte zu. Ein Beispiel hierfür kann die Assoziationsregel „Mainstream white Bread“ – „Chocolate Milk“ \Rightarrow „Fluid white Milk“ - siehe Tabelle 11 - sein. Brot deutet auf einen Basiseinkauf hin bei dem die „Chocolate Milk“ den Konsumenten daran „erinnert“, auch normale Milch einzukaufen.

Aus dem Wissen über die Richtung von Verbundstrukturen entstehen Optimierungspotenziale für die Sortiments- und Marketingpolitik sowie für die Warenplatzierung eines Einzelhandels. Die Assoziationsregel „Frostings“ \Rightarrow „Layer-Cake-Mix“ beispielsweise zeigt eine gegenseitige Kaufbeeinflussung (Liftwert), die aber maßgeblich durch das Sortimentsteil „Frostings“ ausgelöst wird. Für das Handelsmanagement kann es umsatzbedingt einen größeren positiven Effekt haben, wenn die Itemmenge aus der Prämisse rabattiert wird als andersherum. Bei komplementären Gütern, die vor allem eine interdependente Verbundstruktur aufweisen, kann zudem die Bildung von Angebotsbündeln sinnvoll sein. Ein Beispiel hierfür ist die Beziehungsstruktur der Produkte „Mainstream Pasta Sauce“ und „Spaghetti dry“ (Tabelle 11), die auf einen Bedarfsverbund hindeuten.

Als Kausalität der Assoziationsregeln „Peas Green“ \Rightarrow „Corn“ sowie „Peas Green“ \Rightarrow „Beans green“ kommen sowohl eine gemeinsame Warenplatzierung („Mitnahmeeffekt“) als auch ein Bedarfsverbund infrage. Diese Frage kann aufgrund mangelnder Informationen zur Warenplatzierung nicht final erörtert werden. Sollten die Sortimentsteile allerdings nicht in unmittelbarer Nähe zueinander platziert sein, kann sowohl die Verbundbeziehung als auch die Kundenzufriedenheit durch eine Anpassung der Anordnung verbessert werden. Die Kundenzufriedenheitssteigerung basiert auf der Reduktion von Suchzeiten.¹¹⁴

Die Erkenntnis, dass das Sortimentsteil „Peas Green“ Ausstrahlungseffekte hervorruft, prädestiniert es, um als Aktionsartikel verwendet zu werden.¹¹⁵ Generell werden dem Handelsmarketing Maßnahmen empfohlen, die zunächst den Absatz der Produkte aus den jeweiligen Regelrümpfen steigern. Voraussetzung dafür ist allerdings, dass die Bonreichweite der Itemmenge aus dem Regelkopf nicht deutlich größer ist.

Des Weiteren können Beziehungsmuster der Sortimentsteile Rückschlüsse über das Konsumentenverhalten geben. So präferieren „Potato-Chips“-Käufer die Verwendung eines „refrigerated Dips“, wohingegen „not refrigerated Dips“ vermehrt zu einem Einkauf von „Tortilla Chips“ führen. (Siehe Tabelle 10) Im Rahmen einer Angebotsbündelung der Warengruppen „Chips“ und „Dips“ ist dieses Wissen zu berücksichtigen.

Die festgestellte (zeitliche) Instabilität von Verbundeffekten sollte das Handelsmanagement dazu veranlassen, spezifischere Verbundanalysen durchzuführen. Die Informationen können

¹¹³ Vgl. Tauberger, 2006, S. 372

¹¹⁴ Vgl. Schröder, 2011, S. 177

¹¹⁵ Vgl. Tauberger, 2006, S. 373

einer dynamischen Nutzung der Warenfläche dienen, wie sie aus Sonderplatzierungen im Lebensmitteleinzelhandel bereits bekannt sind. Des Weiteren können zeitlich abhängige Verbundbeziehungen im Rahmen einer dynamischen Preisgestaltung genutzt werden. Eine nächtliche Preisminimierung bzw. optimierte Warenplatzierung des Sortimentsteil „Molasses & Syrups“ kann den ökonomischen Gewinn des Unternehmens verbessern, wenn sich dadurch der Absatz von Produkten der Kategorie „Waffles/Pancakes“ erhöht.¹¹⁶ Die identische Marketingmaßnahme kann am Tag durch entstehende Opportunitätskosten zu einer Gewinnminimierung führen. Die Opportunitätskosten ergeben sich aus der Umsatzveränderung anderer Sortimentsteile, die folglich geringwertiger platziert werden oder nicht mehr rabattiert werden.

Zusammengefasst bieten Assoziationsregeln dem Handelsmanagement Hilfestellungen in den Bereichen Sortiments- Platzierungs- und Werbeplanung.¹¹⁷ Die Verbundbeziehungen liefern dabei keine Kausalitätsbegründungen, wenngleich die Richtung des indizierten Kaufverbundes wichtige Hinweise zur Hypothesenaufstellung geben kann. So kann diversen Implikationen, wie bspw. „Cold Cereal“ ⇒ „Fluid Milk Products“, „Pancake-Mix“ ⇒ „Fluid Milk Products“ oder „Mainstream Pasta Sauce“ ⇒ „Spaghetti Dry“, ein Bedarfsverbund unterstellt werden. Letztlich liefern allerdings nur weitere - oftmals qualitative - Analysen ein reliables Ergebnis zur Kausalität.

6.4 Vergleich der konventionellen Verfahren der Verbundkaufanalyse

Mit Hilfe von quantitativen Methoden der Verbundkaufanalyse ist es dem Handelsmanagement möglich, Kaufverbünde der Konsumenten aufzudecken. Dabei besitzen die Verfahren einige Vor- und Nachteile, die sie mehr oder weniger als adäquates Instrument erscheinen lassen.¹¹⁸

Bei der Korrelations- sowie Affinitätsanalyse handelt es sich um vergleichsweise einfache Verfahren der Verbundkaufanalyse. Wenngleich hohe Korrelationskoeffizienten bzw. Assoziationsmaße zwischen den Absatzzahlen zweier Sortimentsbestandteile ein Indiz für einen Kaufzusammenhang geben, sind derartige Analysen oft nicht das präferierte Instrument in der Verbundkaufanalyse.

Die Gründe dafür sind durch die Schwachstellen der Methoden erklärbar. So vernachlässigen Korrelationsanalysen bzw. brauchbare Assoziationskoeffizienten die Relativierung zur absoluten Anzahl an Warenkörben. Die ermittelten Kaufzusammenhänge können demnach

¹¹⁶ Eine weitere Voraussetzung ist, dass das Sortimentsteil Waffles/Pancakes eine Marge hat, die evtl. Verluste aus der Rabattaktion ausgleichen.

¹¹⁷ Reutterer/Hahsler/Hornik, 2007, S. 176

¹¹⁸ Sämtliche erwähnten Vor- bzw. Nachteile sind dem Verfasser dieses Transkriptes in der praktischen Anwendung aufgefallen. Die verwendeten Quellen dienen vielmehr der systematischen Begründung/Bestätigung der Erkenntnisse.

wenig Relevanz für das Handelsmanagement besitzen. Des Weiteren führen die Umfänge der Korrelations- bzw. Affinitätsmatrizen zu erheblichem Mehraufwand.¹¹⁹ Hinzukommt, dass keine geeigneten Einschränkungskriterien für die Verbundbeziehungen definiert werden können.

Ein weiterer elementarer Nachteil entsteht durch die angenommene Symmetrie der Verbundbeziehungen, die die Aufdeckung von Interdependenzstrukturen verhindert.¹²⁰ Eine Richtung eines Kaufverbundes liegt vor, wenn in Kaufverbänden unterschiedlich starke Verbundintensitäten gemessen werden.¹²¹

Ein weiterer Kritikpunkt ist die Beschränkung auf lediglich zwei Sortimentsteile und die damit verbundene Aggregation der Warenkörbe.¹²² Die Aggregation der Transaktionsdaten geht mit einer Transitivitätsannahme bei der Betrachtung von Verbänden zwischen drei oder mehr Objekten einher. Transitivität ist dann gegeben, wenn sich aus den Beziehungen $X \leftrightarrow Y$ sowie $Y \leftrightarrow Z$ eine Beziehung $X \leftrightarrow Z$ ableiten lässt. In der Literatur wird trotz gewisser Bedenken im Einzelfall dazu geraten, die Transitivität als gegeben anzunehmen.¹²³

Wenngleich die frühen Empfehlungsmaschinen von Amazon lediglich auf einfachen Korrelationsanalysen basierten¹²⁴, sind die Kritikpunkte an dem Verfahren allgegenwärtig, sodass paarweise Assoziationsmaße dem Verfahren heutzutage vorgezogen werden.

Die Affinitätsanalyse bietet den Vorteil, dass in bestimmten Fällen Assoziationskoeffizienten genutzt werden können, die die Gesamtanzahl der Transaktionen berücksichtigt. Des Weiteren ist das Verfahren aufgrund der Binärität der Ausprägungswerte robuster gegen Ausreißerwerte, ohne dabei den immensen Informationsverlust wie die Rangkorrelation aufzuweisen. Ein weiterer Vorteil ist die Möglichkeit, die Assoziationskoeffizienten als Basis für eine Clusteranalyse zu verwenden.¹²⁵

„Eine wahre Renaissance“ (Decker 2001) hingegen hat die Verbundforschung erst durch die Anwendung der Assoziationsanalyse erfahren. Sie weist im Gegensatz zu den bisher erwähnten Verfahren entscheidende Vorteile auf. Zunächst sind im Rahmen der Assoziationsanalyse keine Annahmen über die Symmetrieeigenschaften von Verbundbeziehungen notwendig.¹²⁶ Assoziationsregeln informieren demzufolge auch über die Richtung einer Verbundbeziehung.

Zudem ist im Rahmen einer Assoziationsanalyse keine Vorauswahl von Sortimentsteilen zu treffen, die in die Verbunduntersuchung integriert werden sollen. Dies würde sowohl bei der

¹¹⁹ Vgl. Möhlenbruch, 1994, S. 349

¹²⁰ Vgl. Reutterer/Hahsler/Hornik, 2007, S. 174

¹²¹ Vgl. Böcker, 1975, 293 ff.

¹²² Vgl. Decker, 2001, S. 99

¹²³ Vgl. Merkle, 1981, S. 37

¹²⁴ Vgl. Garcke/Griebel/Thess, 2008, S. 118

¹²⁵ In Kapitel 6.5. geschieht dies im Rahmen einer K-Means-Clustering. Assoziationskoeffizienten können aber auch im Rahmen einer hierarchischen Clusteranalyse als Basis dienen.

¹²⁶ Vgl. Decker, 2001, S. 107

Korrelations- als auch bei der Affinitätsanalyse zur Informationsüberflutung führen.¹²⁷ Dies führt zu der Möglichkeit, auch unbekanntere Verbundeffekte aufzudecken, wenngleich minimale Vorgabewerte für den Support sowie der Konfidenz in sehr großen Mengen von trivialen Assoziationsregeln münden können.¹²⁸ Die Interpretation der verschiedenen Bestimmtheitsmaße kann hier Abhilfe schaffen und bei der Selektion relevanter Verbundbeziehungen helfen.

Die Überlegenheit der Assoziationsanalyse fundiert zudem auf der Gegebenheit, die komplexen Verbundwirkungen des Handels besser zu erfassen. Dabei helfen zwei Eigenschaften der Assoziationsanalyse. Zum einen können Verbundbeziehungen zwischen Itemmengen ermittelt werden, die mehr als ein Item enthalten und zum anderen kann eine Assoziationsanalyse auch Taxonomien betrachten.¹²⁹ Letzteres beschreibt eine hierarchiestufenübergreifende Verbundanalyse.¹³⁰

Nichtsdestotrotz weist auch die Assoziationsanalyse einige Nachteile auf. Die generierten Assoziationsregeln zeigen die Neigung zur Aufnahme hochfrequenter Sortimentsteile im Regelkopf. Experimente bestätigen die Theorie und begründen sie durch die systematische Beeinflussung der Maße durch die Kaufhäufigkeit.¹³¹ Dadurch werden häufig auch erwartete und triviale Verbundbeziehungen aufgedeckt, die wenig Erkenntnisgewinn bieten. Zudem können auch Assoziationsregeln keine valide Aussage über die Ursachen der Verbundbeziehungen treffen, wenngleich eine Interpretation der Qualitätsmaße bei der Hypothesenherleitung nützlich sein kann. Der Kritikpunkt entsteht aus der exploratorischen Bedingung. Innerhalb der Untersuchungen zeigte sich zusätzlich, dass im Rahmen der Korrelations- bzw. Affinitätsanalyse entdeckte Verbundeffekte, nicht als Assoziationsregel generiert worden. Dies kann zum einen durch eine zu geringe Konfidenz ausgelöst werden. Zum anderen kann der Minimalsupport den Output verhindert haben. Ein zu starkes Herabsetzen der Bestimmtheitswerte kann zu Laufzeitproblemen des Computersystems führen, sodass nicht immer die komplette Bandbreite an seltenen Verbundbeziehungen aufgedeckt werden können.

Zusammengefasst ist aufgrund der hinreichend dargestellten Vorzüge, die Assoziationsanalyse für eine explorative Verbundkaufanalyse zu empfehlen. Sie stellt in der Praxis demnach das geeignetste Instrument zur Verbunduntersuchung dar, obgleich sie dabei teilweise durch explanative Ansätze unterstützt wird.

¹²⁷ Im Rahmen dieser Analysen sind vorab diverse, unwichtige erscheinende, Sortimentsteile eliminiert worden. Des Weiteren mussten Matrizen mit enormer Größe ausgewertet werden.

¹²⁸ Vgl. Hettich/Hippner, 2001, S. 444ff.

¹²⁹ Vgl. Srikant/Agrawal, 1995, S. 1 ff.

¹³⁰ In dieser wissenschaftlichen Arbeit ist auf taxonomische Assoziationsanalysen verzichtet worden, da dieses vor allem bei Integration der Articlebene sinnvoll ist. Auf dieser Ebene basieren die detailliertesten Informationen bereits auf der nächsthöheren Sortimentsebene.

¹³¹ Reutterer/Hahsler/Hornik, 2006, S. 604

6.5 Clusteranalyse (Warenkorbprototypen)

Ein vergleichsweiser neuartiger Ansatz zur Analyse des Kaufverbundes ist die prototypenbasierte Verbundanalyse. Hierbei werden die binären Transaktionsdaten mittels Verfahren der Vektorquantisierung zu Warenkorb-Prototypen zusammengefasst.¹³² Dadurch werden die Warenkorbdaten erst in einem späteren Stadium aggregiert, wodurch komplexe Verbundstrukturen realistischer betrachtet werden können.¹³³ Die Menge der Prototypen definieren dabei eine bestimmte Klasse von Warenkörben, die intern jeweils besondere Kaufverbundstrukturen repräsentieren sollen.¹³⁴

6.5.1 Theoretische Grundlagen

Eine Clusteranalyse versucht, verschiedene Objekte anhand ihrer Merkmale zu gruppieren. In der Praxis existieren differente methodische Vorgehensweisen, die auf verschiedenen Algorithmen basieren. Ein Verfahren, das der Vektorquantisierung zugeordnet werden kann, ist die sogenannte k-Means-Clusteranalyse. Namensgeber der Methode ist der sogenannte k-Means-Algorithmus, der iterativ versucht, die Binnenheterogenität bzw. die Binnenvarianz der Gruppen zu minimieren.¹³⁵ Dabei muss zunächst die Anzahl der Cluster k bestimmt werden. Folglich werden zufällige Clusterzentren bestimmt und die Objekte dem nächstliegenden Cluster(-Zentrum) zugeordnet. Der Algorithmus berechnet daraufhin die Clusterzentren neu und optimiert die Gruppenzuordnung der Objekte. Dieser Durchlauf wird so oft wiederholt bis die vorgegebene Anzahl an Iterationen erreicht ist, oder keine weitere Veränderung der Clusterzentren zu verzeichnen ist.

Reutterer (2001) empfiehlt im Rahmen der Verbundkaufanalyse, Clustermedoide als Zuordnungsbasis der Objekte zu verwenden.¹³⁶ Ein Medoid m_k wird als jener Warenkorb verstanden, dessen durchschnittlicher Abstand zu allen anderen Transaktionen im selben Cluster C_k minimal ist. Für die Lösung eines K-Medoid-Problem (siehe 6.15) wird das sogenannte Partitioning Around Medoids (PAM) Verfahren angewendet:

$$\sum_{k=1}^K \sum_{n \in C_k} d(x_n, m_k) \rightarrow \min_{C, (m_k)_1^K} \quad (6.15.)$$

Zur Validierung einer geeigneten Clusteranzahl stehen verschiedene Prüfungsgrößen zur Verfügung. Im nachfolgenden Analysebeispiel wird der Silhouettenkoeffizient interpretiert. Zusammengefasst quantifiziert dieser die Abweichung zwischen den durchschnittlichen

¹³² Vgl. Reutterer/Hahsler/Hornik, 2007, S. 171

¹³³ Vgl. Boztug/Silberhorn, 2006, S. 114

¹³⁴ Vgl. Ebd, S. 114

¹³⁵ Vgl. Wiedenbeck/Züll 2001, S. 13

¹³⁶ Ein Medoid-Prototyp ist im Gegensatz zum Zentroid-Prototyp ein „realer“ Warenkorb, der die Warenkörbe aus dem zugeordneten Cluster repräsentiert. Ein elementarer Vorteil ist zudem die Robustheit gegen Ausreißerwerte.

Unähnlichkeiten der Datenpunkte innerhalb eines Clusters und den spezifischen Datenpunkte des nächstgelegenen Clusters.¹³⁷

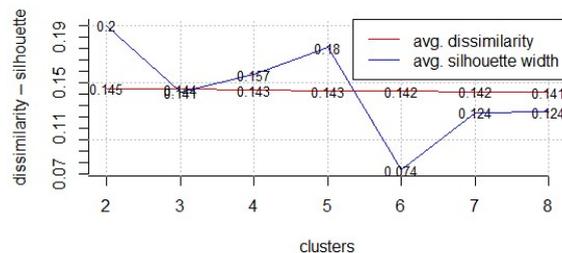
Das Fundament der PAM-Methode bildet eine Distanzmatrix der Warenkörbe. Als geeignetes Maß gilt das Jaccard-Distanzmaß, welches sich als Differenz von 1 und dem jeweiligen Jaccard-Ähnlichkeitskoeffizienten (siehe 6.5.) ergibt.

6.5.2 Ergebnisse der Clusteranalyse

Da die Warenkorbtypisierung allgemeinere Verbundbeziehungen aufdecken soll, ist es ratsam, die Warengruppen (Oberkategorien) der Transaktionen als Itemmenge zu untersuchen. Da vor allem relevante, komplexere Verbundmuster erkannt werden sollen, sind die Oberkategorien mit weniger als 3% Bonreichweite sowie Warenkörbe mit weniger als zwei identifizierten Warengruppen eliminiert worden. Aus den übrig gebliebenen Transaktionsdaten wurde eine Stichprobe von 1.000 Warenkörben gezogen.

Auf Basis der Distanzmatrix der Warenkörbe bietet das Paket ClusterR in R die Möglichkeit, bereits im Vorfeld der eigentlichen Analyse geeignete Clusteranzahlen zu evaluieren.

Abbildung 15: Geschätzter Silhouettenkoeffizient (Quelle: Eigene Darstellung)



Der Silhouettenkoeffizient aus der Darstellung 15 schätzt, dass besonders die zwei-, drei-, vier- und Fünfclusterlösung geeignet sein könnte. Da zwei Cluster die Heterogenität der Konsumenten des LEH nicht widerspiegeln könnte, wurde sich folglich auf die anderen bereits genannten Clusterlösungen konzentriert. Dabei ergab sich bei dem Ergebnis mit fünf homogenen Gruppen der größtmögliche Silhouettenkoeffizient.

Die Clusterergebnisse werden in Tabelle 13 zusammengefasst. Die Resultate zeigen neben der Anzahl und der Größe der Cluster auch die maximale Unähnlichkeit sowie die durchschnittliche Unähnlichkeit innerhalb eines Clusters. Die Werte besitzen durchweg ein hohes Ausmaß. Die erheblichen klasseninternen Streuungen ergeben sich dabei vielmehr aus

¹³⁷ Vgl. Reutterer/Hahsler/Hornik, 2007, S. 171

der großen Anzahl an Variablen (211) und definieren nicht unbedingt die Qualität der Ergebnisse. Die „Separation“ ist eine Messzahl für die Trennschärfe einer Clusterlösung.

Sie definiert die kleinste Unähnlichkeit zwischen zwei Objekten aus unterschiedlichen, aber benachbarten Clustern.

Tabelle 13: Ergebnisse der Clusteranalyse mittels PAM (Quelle: Eigene Darstellung)

Cluster	Anzahl Warenkörbe	Max dissimilarity	Average dissimilarity	Separation
1	278	0,907407394	0,732902303	0,517241395
2	187	0,953488352	0,775928511	0,526315801
3	189	0,925925897	0,76935204	0,526315812
4	147	0,954545415	0,772557547	0,545454579
5	199	0,944444398	0,761479811	0,517241395

Die relevanten Erkenntnisse für das Handelsmanagement ergeben sich folglich aus der Betrachtung der prototypischen Warenkörbe. Dabei kann aufgrund der binären Ausprägung der Warengruppen (1= enthalten, 0= nicht enthalten), die durchschnittliche Ausprägung der Clusterinternen Warenkörbe als Wahrscheinlichkeit für einen Einkauf interpretiert werden. Stark positive Abweichungen von Warengruppenkombinationen zwischen den Clustern bzw. eines Clusters mit der unbedingten Kaufwahrscheinlichkeit signalisieren komplementäre Verbundbeziehungen zwischen den spezifischen Sortimentsteilen, wohingegen stark negative Differenzen auf sich ausschließende Verbundbeziehungen hindeuten können.¹³⁸

Exemplarisch werden folglich die prototypischen Einkaufsmuster der Cluster 1, 2 und 4 analysiert, um aus diesen Verbundstrukturen ableiten zu können.¹³⁹

Das Cluster 1 zeigt hierbei allgemein eine große Anzahl hoher Werte, die sich auch im Vergleich zu den Kaufwahrscheinlichkeiten der gesamten Stichprobe bestätigten. Im Besonderen bei den Warengruppen „Vegetables – Shelf-Stable“ (+24% Prozentpunkte), „Soup“ (+17%), „Pasta Sauce“ (+20%), „Meat Shelf-Stable“ (+18%), „Frozen Pizza“ (+21%), „Potato/Rice Dry“ (+22%), „Dinner Mxs: Dry“ (+19%), „Condiments/Sauces“ (+19%) ist die Einkaufswahrscheinlichkeit deutlich höher wie im Gesamtdurchschnitt. Dahingegen werden „Tropical Fruits“ (-8%) und „Yogurt“ (-7%) seltener im Warenkorb identifiziert.

Es könnte sich aber eine substitutive Beziehungsstruktur der Warengruppen „Vegetables – Shelf-Stable“ und „Tropical Fruits“ abzeichnen. Des Weiteren könnten die Sortimentsteile „Pasta Sauce“ und „Condiments/Sauces“ komplementär verwendet werden. Eine plausible Erklärung der kompletten Verbundstruktur des Warenkorbprototypen könnte sein, dass die Einkaufstransaktionen sogenannten Vorratskäufen zugeordnet werden können. Dies würde die Menge an überdurchschnittlichen Einkaufswahrscheinlichkeiten genauso erklären, wie die Tendenz zu unverderblichen Produkten („Meat Shelf-Stable“, „Frozen Pizza“, „Vegetables

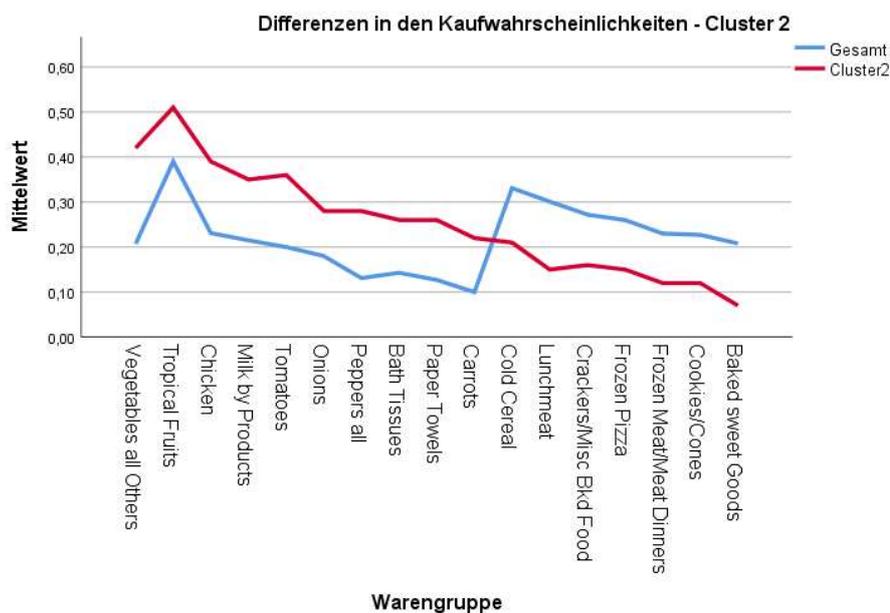
¹³⁸ Vgl. ebd., S. 171

¹³⁹ Im Anhang befindet sich neben der Clusterzuordnung der einzelnen Warenkörbe auch eine Auswertung über die partiellen Kaufwahrscheinlichkeiten der Cluster.

Shelf-Stable“, „Potato/Rice“). Zudem erscheint der Verzicht auf verderblichere Sortimentsteile („Tropical Fruits“ & „Yogurt“) dadurch plausibel

Das Cluster 2 hingegen zeigt vor allem in Warengruppen eine überdurchschnittliche Einkaufswahrscheinlichkeit, die mit gesunder Ernährung assoziiert werden können („Vegetables all others“, „Tropical Fruits“, „Chicken“, „Tomatoes“, „Onions“, „Carrots“). Zwischen diesen Sortimentsteilen kann eine gemeinsame Verbundstruktur angenommen werden. Die Einkaufsmuster beinhalten passend dazu unterdurchschnittliche Einkaufswahrscheinlichkeiten von sonstigen Fleischprodukten („Lunchmeat“, „Frozen Meat“) sowie ungesünderen Sortimentsteilen („Crackers“, „Frozen Pizza“, „Cookies“, „Baked sweet Goods“). Zwischen den gesünderen und ungesünderen Sortimentsteilen können negative Verbundeffekte abgeleitet werden. Das Liniendiagramm (Abb. 16) visualisiert die Differenzen der Kaufwahrscheinlichkeiten des Clusters 2 in Relation zur gesamten Stichprobe.

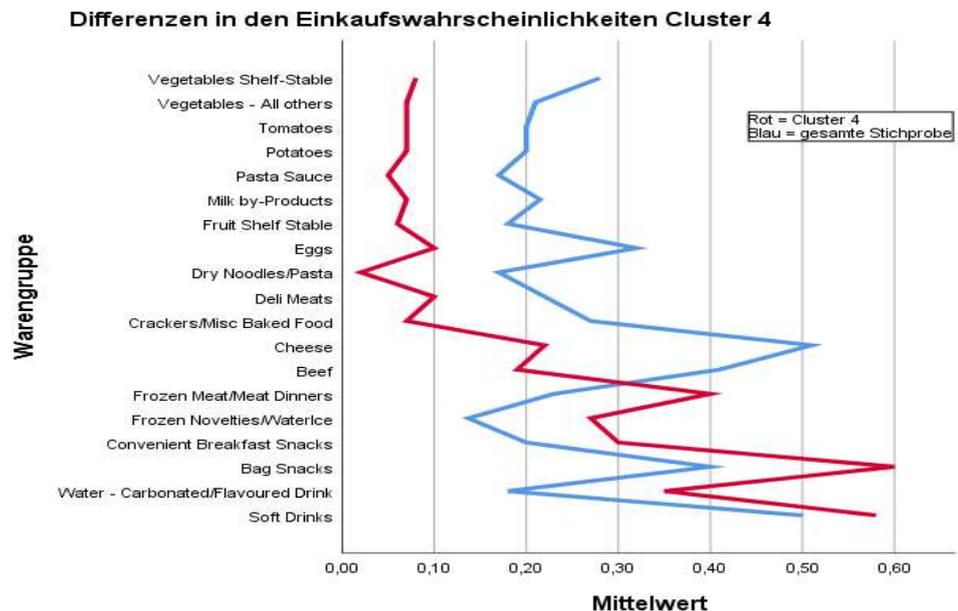
Abbildung 16: Liniendiagramm der Kaufwahrscheinlichkeitsdifferenzen – Cluster 2 (Quelle: Eigene Darstellung)



Der prototypische Warenkorb aus Cluster 4 (Abb. 17) wird primär durch eine große Anzahl an geringeren Kaufwahrscheinlichkeiten definiert. Dies führt zu der Annahme, dass die Warenkorbgröße unterdurchschnittlich groß ist. Eine eindeutige Prägung erhalten die Einkaufsmuster durch hohe Kaufwahrscheinlichkeiten verzehrfertiger Produkte („Bag Snacks“, „Frozen Novelties“ & „Convenient Breakfast Snacks“) sowie Getränke („Soft Drinks“ & „Water – flavoured Drink“). Die Plausibilität der interdependenten Verbundstruktur verzehrfähiger Sortimentsteile erklärt sich durch die Bedarfssituation der Konsumenten. So kauft ein Kunde mehrere Fertigprodukte, um seine Bedürfnisse zu befriedigen. Die stark negativen Abweichungen in den Kategorien, die entweder zum sofortigen Verzehr ungeeignet erscheinen („Potatoes“, „Noodles“, „Vegetables Shelf-Stable“, „Fruit Shelf-Stable“, „Eggs“) oder häufig im Verbund mit unbelegtem Brot verzehrt werden („Cheese“, „Deli-Meats“),

deuten auf Substitutionseffekte hin. Der Eindruck von einer Präferenz hin zu Convenience-Produkten wird bekräftigt.

Abbildung 17: Liniendiagramm der Kaufwahrscheinlichkeitsdifferenzen – Cluster 4 (Quelle: Eigene Darstellung)



Zusätzlich könnte der Cluster 4 entweder einen typischen Getränkecluster repräsentieren oder auf die Kaufverbundenheit von verzehrfertigen Produkten und Getränken hindeuten. Aufgrund der Tendenz, dass Getränke vor allem in kleineren Einkaufstransaktionen identifiziert werden (siehe Kapitel 4.2.) scheinen beide Hypothesen plausibel. Die endgültige Kausalität sollte durch weitere Verfahren final erörtert werden.

6.5.3 Evaluierung der prototypenbasierten Verbundanalyse

Die Verbundanalyse mittels Warenkorbprototypen bieten einige Vorzüge gegenüber den konventionelleren Verfahren. Aufgrund der disaggregierten Betrachtungsweise können komplexere Verbundstrukturen dargestellt werden. Zudem lassen sich Erkenntnisse über substitutive Beziehungsmuster ableiten. Die Hypothesenableitung setzt dabei allerdings ein Grundverständnis über die Bedarfsstrukturen der Konsumenten voraus, da das Methodenergebnis keine spezifische Verbundbeziehung, sondern einen Warenkorbprototypen mit (möglicherweise) abhängigen Sortimentsteilen enthält.

In der gegenwärtigen Handelspraxis ist eine disaggregierte Kaufverbundanalyse vor allem dann sinnvoll, wenn personalisierte Transaktionsdaten¹⁴⁰ vorliegen. Es eröffnet sich dadurch

¹⁴⁰ Der Einbezug von personalisierten Transaktionsdaten wird der explanativen Warenkorbanalyse zugeordnet und findet keine weitere Beachtung in diesem Transkript.

die Möglichkeit, die prototypischen Warenkörbe den Kundensegmenten zuzuordnen. Das Marketing kann diese Informationen folglich zur effektiveren und effizienteren Kundenansprache nutzen.¹⁴¹

Als Nachteil kann die teilweise willkürliche Zuordnung von Sortimentsteilen zu einem Prototyp angesehen werden, bspw. „Bath Tissues“ und „Paper Towels“ im Cluster 2. Eine Verbundenheit der beiden Warengruppen scheint plausibel, jedoch ist die Zuordnung zu der homogenen Untergruppe nicht erklärbar. Des Weiteren wurden teilweise, logisch erscheinende und starke Assoziationsregeln („Cold Cereal \Rightarrow „Fluid Milk Products“, „Lunchmeat“ \Rightarrow „Baked Bread/Buns“) nicht in den Prototypen wiederentdeckt. Die zufällige Bestimmung der Clustermedoide zum Start führt zudem lediglich zur Ermittlung eines lokalen Minimums der Clustervarianzen.

¹⁴¹ Vgl. Reutterer/Hahsler/Hornik, 2007, S. 171

7 Erkenntnisgewinn und Fazit

Informationen sind für das Handelsmanagement zu einer Ressource geworden. Die sinnvolle Nutzung und Erschließung dieser zählt zu den zentralen Erfolgsfaktoren im Handelsgewerbe. Diese wissenschaftliche Ausarbeitung hat aufgezeigt, wie das Handelsmanagement, Informationen aus der Anwendung explorativer Methoden der Warenkorb- und Verbundkaufanalyse gewinnen kann. Die Nutzenpotenziale der generierten Erkenntnisse sind mannigfaltig und können das zentrale Ziel, die Gewinnmaximierung, elementar beeinflussen.

Die Warenkorbanalytischen Methoden sind dabei in vielerlei Hinsicht different. Die vergleichsweise einfache univariat deskriptive Analyse kann die Datenflut des EZH komprimieren und daraus diverse allgemeine Tendenzen ableiten, die Grundlage für weitere Analyse sein können. Im Besonderen die Bonreichweitenanalyse ist ein einfaches, aber erkenntnisbringendes Verfahren der Sortimentsevaluierung.

Mit Hilfe von statistischen Mittelwertvergleichen kann zusätzlich der Einfluss spezifischer Prädiktoren erfasst, und auf eine (wahrscheinliche) Anwendbarkeit für die Grundgesamtheit hin, geprüft werden. Es existieren zahlreiche Einsatzmöglichkeiten für Mittelwertvergleiche im Handelsgewerbe. Diese wissenschaftliche Ausarbeitung untersuchte bspw. die Eignung von Sortimentsteilen als Lockangebot, wengleich nicht alle Determinanten betrachtet werden konnten. In der Praxis bieten sich weitere zu prüfende Prädiktoren, wie z.B. die Regal- oder Gangplatzierung der Produkte, an.

Die relevanteste Komponente der explorativen Warenkorbanalyse ist die kaufindizierte Verbundforschung. Diese kann dem Handelsmanagement diverse Erkenntnisse bieten, die folglich in Maßnahmen münden, die den monetären gewinn maximieren.¹⁴² Die Praxistauglichkeit der Methoden der Verbundforschung differiert in Abhängigkeit von den Umständen. Korrelations- bzw. Affinitätsanalysen sind vergleichsweise einfachere Verfahren, die eine geringere Rechnerleistung und weniger Know-how zur Interpretation voraussetzen. Sie können zur grundlegenden Ermittlung von interdependenten Beziehungsmustern im Rahmen kleinerer, trivialer Sortimente sinnvoll sein. Die Nachteile der Verfahren, wie die ausschließliche Betrachtung symmetrischer Abhängigkeiten, die Beschränkung auf zwei Sortimentsteile sowie die Missachtung der relativen Wichtigkeit führt unweigerlich zu enormen Informationsverlust oder Kontrollarbeit¹⁴³.

Die praktische Anwendung der Assoziationsanalyse bekräftigt die theoretische Ansicht, dass es sich dabei um den fortschrittlichsten, weil erkenntnisbringenden, Ansatz der expl. quantitativen Verbundforschung handelt.

¹⁴² Zu diesen Handlungspotenzialen zählen u.a. eine optimierte Sortimentsgestaltung, eine verbesserte Warenplatzierung, effiziente Rabattaktionen oder segmentspezifisch, gezieltere Marketingmaßnahmen.

¹⁴³ Kontrollarbeit meint die Überprüfung der Verbundkäufe auf relative Relevanz für das Handelsmanagement, also die Eliminierung o. Präferenz von Produktbeziehungen aufgrund niedrigem/hohem Vorkommen.

Auf Grundlage der asymmetrischen Betrachtung informiert eine Assoziationsregel auch über die Richtung des Kaufverbunds. Des Weiteren schafft es der Apriori-Algorithmus mehrere Sortimentsebenen miteinander zu verknüpfen.¹⁴⁴ Der größte Vorteil liegt aber in der Integration von Itemsets, die mehr als ein Sortimentsteil beinhalten. Die versch. Bestimmtheitsmaße bieten die Möglichkeit, nur spezifisch relevante Verbundbeziehungen zu untersuchen, erfordern aber gleichermaßen ein hohes Verständnis der Kennzahlen sowie des Handelsgewerbes. Das neuartigere Convictionmaß kann helfen, die Interpretation zu vereinfachen. Die Bestimmtheitsmaße werden zusätzlich von der absoluten Kaufhäufigkeit beeinflusst, was zu einer Vielzahl von trivialen Assoziationsregeln führt, die folglich weniger Beachtung finden sollten. Eine Voraussetzung für die Assoziationsanalyse sind Systeme mit starker Leistungsfähigkeit, speziell dann, wenn auf Artelebene auch seltene Kaufverbünde aufgedeckt werden sollen.

Der Ansatz mit Hilfe von Warenkorbprototypen, Verbundbeziehungen zu untersuchen, ist relativ modern. Es konnten im praktischen Teil dieser Arbeit spezifische Kaufmuster erkannt und basierend darauf komplexere Abhängigkeitskonstrukte abgeleitet werden. Aus diesen prototypischen Warenkörben konnten auch mögliche substitutive bzw. sich ausschließende Sortimentsteilbeziehungen erfasst werden. Dennoch zeigte sich dabei auch, dass einige zentrale Verbünde keine Beachtung fanden. Hinzukommt, dass sehr viel Interpretationsaufwand erforderlich ist, der durch eine teilweise nicht nachvollziehbare Zuordnung von Sortimentsteilen erschwert wird. Die Verfahren der Vektorquantisierung eignen sich deshalb vor allem, wenn die Warenkörbe den Kundensegmenten zugeordnet werden können. Als zentrale Methode der Verbundforschung scheint sie hingegen untauglich.

Zusätzlich zeigten Experimente in dieser wissenschaftlichen Arbeit, dass Verbundbeziehungen variieren, also instabil sein können. Die Variationsfaktoren sind dabei vielfältig, bspw. zeitlich oder Kundensegmentspezifisch (Großeinkäufer). Eine größtmögliche Wirkung erzielt die Verbundkaufanalyse, wenn diese auch spezifiziert werden und eine regelmäßige Überprüfung erfolgt. Der Online-Handel hat hierbei gewisse Vorteile, da diese Veränderungen von Kaufmustern in Echtzeit erfasst werden können und Produktempfehlungen den Warenkorb der Kunden berücksichtigen. Generell gilt allerdings auch, dass die Methoden der explorativen Warenkorbanalyse keine Aussagen zu den Kausalitäten treffen können. Eine Verknüpfung mit explanativen Verfahren oder qualitativen Methoden bietet die Chance, kennzahlenbasierte Erkenntnisse auch kausal erklären zu können, um folglich die Informationen besser einzuordnen.

In Zukunft könnten quantitative Methoden der Warenkorb- und Verbundkaufanalyse weiter an Relevanz gewinnen, vor allem im stationären EZH, wenn dort KI-Technologie vermehrt genutzt wird.

¹⁴⁴ Diese Erkenntnis fundiert zwar auf praktischer Überprüfung, ist aber nicht Bestandteil dieser Arbeit.

Quellenverzeichnis

Arrenberg, J. (2020): Wirtschaftsstatistik für Bachelor, 4. Auflage, Stuttgart

Ausschuss für Definitionen zu Handel und Distribution (2006), Institut für Handelsforschung an der Universität zu Köln: E. Definitionen zu Handel und Distribution, 5. Ausgabe, Köln

Barth, K.; Hartmann, M.; Schröder, H. (2007): Betriebswirtschaftslehre des Handels, 6. Auflage, Wiesbaden

Beekmann, F. (2003): Stichprobenbasierte Assoziationsanalyse im Rahmen des Knowledge Discovery in Databases, 1. Auflage, Wiesbaden

Beierle, C; Kern-Isberner, G. (2019): Methoden wissensbasierter Systeme. Grundlagen, Algorithmen, Anwendungen, 6. Auflage, Wiesbaden

Bensberg, F. (2001): Warenkorbanalyse im Online-Handel, in: Buhl, H. (Hrsg.): Information Age Economy; 5. Internationale Tagung Wirtschaftsinformatik 2001, 1. Auflage, Heidelberg, S. 3-116

Blanca, M. J.; Alarcón, R.; Arnau, J.; Bono, R.; Bendayan, R. (2017): Non-normal data: Is ANOVA still a valid option?, in: Psicothema, Volume 29(4), S. 552–557

Blattberg, R.C., Glazer, R. (1994): Marketing in the Information Revolution, in: Blattberg, R.C.; Glazer, R.; Little, J.D.C. (Hrsg.): The Marketing Information Revolution, 1. Auflage, Boston, S. 9–29

Böcker, F. (1975): Die Analyse des Kaufverbundes – Ein Ansatz zur bedarfsorientierten Warentypologie, in: Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung, Jahrgang 27, Heft Nr. 5, S. 290-306

Boztug, Y; Silberhorn; N. (2006): Modellierungsansätze in der Warenkorbanalyse im Überblick in Journal für Betriebswirtschaftslehre, Nr. 56, S. 105-128

Brin, S.; Motwani, R.; Ullman, J. D.; Tsur, S. (1997): Dynamic itemset counting and implication rules for market basket data. In: Peckham, J. (Hrsg.): Proceedings of the 1997 ACM SIGMOD international conference on management of data, Tucson

Buhr, C.C. (2006): Theoretische und empirische Untersuchungen zur Stabilität von Kaufverbundstärken, in: Trommsdorff, V. (Hrsg.): Handelsforschung 2006, 1. Auflage, Stuttgart, S. 230-245

Buhr, C.C. (2006b): Verbundorientierte Sortimentspolitik auf Artekelebene – dargestellt am Beispiel der Auswahl von Sonderangebotsartikeln, in: Olbrich, R. (Hrsg.): Marketing-Controlling mit POS-Daten, 1. Auflage, Frankfurt am Main, S. 425-456

Decker, R. (2001): Empirischer Vergleich alternativer Ansätze zur Verbundanalyse im Marketing, in: Schumacher, E.; Streichfuss, K. (Hrsg.): Proceedingsband zur KSFE 2001, Stuttgart, S. 99-110

Dunhumby (2014): The complete Journey - Dunhumby source file; Version 1.0 Venkatesan, R.; Download unter: <https://www.dunhumby.com/source-files/> (Aufruf am: 03.01.2020)

- Eckey, H; Kosfeld, R; Türck, M. (2008): Deskriptive Statistik, 5. Auflage, Wiesbaden
- Eckstein, P. (2019): Statistik für Wirtschaftswissenschaftler – eine realdatenbasierte Einführung mit SPSS, 6. Auflage, Wiesbaden
- Fischer, T. (1993): Computergestützte Warenkorbanalyse aus Schriften zu Distribution und Handel Nr. 11, 1. Auflage, Frankfurt am Main, Berlin, New York, Paris, Wien
- Frost, I. (2017): Statistische Testverfahren, Signifikanz und p-Werte. Allgemeine Prinzipien verstehen und Ergebnisse angemessen interpretieren, 1. Auflage, Wiesbaden
- Garcke, J.; Griebel, J.; Thess, M. (2008): Data-Mining für die Angebotsoptimierung im Handel, in: Gröschel, M. (Hrsg.), B. et. al.: Produktionsfaktor Mathematik – Wie Mathematik Technik und Wirtschaft bewegt, 1. Auflage, Heidelberg, S. 111-126
- Gary, J.; Petersen, A (2000) in Analysis of Cross Category Dependence in Market Basket Selection, Journal of Retailing, Volume 76(3), S. 367-392.
- Hatzinger, R.; Nagel, H. (2013): Statistik mit SPSS – Fallbeispiele und Methoden, 2. Auflage, München
- Held, U. (2010): Tücken von Korrelationen: die Korrelationskoeffizienten von Pearson und Spearman, von Swiss Medical Forum, Nr. 38 (2010), S. 652-653, Download unter: <https://medicalforum.ch/de/detail/doi/smf.2010.07285> (Aufruf am: 01.02.2021)
- Hettich, S.; Hippner, H. (2001): Assoziationsanalyse, in: Hippner, H.; Küsters, U.; Meyer, M.; Wilde, K. (Hrsg.): Handbuch Data Mining im Marketing, 1. Auflage, Wiesbaden
- Heumann, C.; Toutenburg, H (2008): Deskriptive Statistik – Eine Einführung in Methoden und Anwendungen mit R und SPSS, 6. Auflage, Heidelberg
- Hildebrandt, L.; Boztug, Y. (2007): Ansätze zur Warenkorbanalyse im Handel, in: Schuckel, M., Toporowski, W. (Hrsg.): Theoretische Fundierung und praktische Relevanz der Handelsforschung, 1. Auflage, Wiesbaden, S. 217-234
- Huber, F.; Meyer, F.; Lenzen, M. (2014): Grundlagen der Varianzanalyse. Konzeption – Durchführung -Auswertung, 1. Auflagen, Wiesbaden
- Janssen, J.; Laatz, W. (2017): Statistische Datenanalyse mit SPSS. Eine anwendungsorientierte Einführung in das Basissystem und das Modul Exakte Tests., 9. Auflage, Berlin/Heidelberg
- Jenny, M.; Meißner, A.; Glende, S.; Dellbrügge, G.; Kruse, A; Will, Niels; Nowak, A (2019): Perspektiven der künstlichen Intelligenz für den Einzelhandel in Deutschland, von: Bundesministerium für Wirtschaft und Energie; Download unter: <https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Publikationen/Studien/perspektiven-kuenstliche-intelligenz-fuer-einzelhandel.html> (Aufruf am 27.01.2021)
- King, S. (2014): Big Data – Potenzial und Barrieren der Nutzung im Unternehmenskontext, 1. Auflage, Wiesbaden

Köppen, V. (2019): Warenkorbanalyse für Empfehlungssysteme in wissenschaftlichen Bibliotheken, in: Berliner Handreichungen zur Bibliotheks- und Informationswissenschaft, Heft 438

Lobe, A. (2019): Der Netflix Algorithmus macht Kunst berechenbar, <https://www.sueddeutsche.de/medien/netflix-algorithmus-daten-house-of-cards-1.4280852> (Aufruf am 30.01.2021)

Leyer, I; Wesche, L. (2007): Multivariate Statistik in der Ökologie, 1. Auflage, Heidelberg

Merkle, E. (1981): Die Erfassung und Nutzung von Informationen über den Sortimentsverbund in Handelsbetrieben, 1. Auflage, Berlin

Michels, E. (1995): Datenanalyse mit Data Mining: Kassenbons – die analysierbaren Stimmzettel der Konsumenten, in: Dynamik im Handel, Nr. 11 (1995), S. 37-43

Mittag, H. (2016): Statistik – eine Einführung mit interaktiven Elementen, 4. Auflage, Heidelberg

Möhlenbruch, D. (1994): Sortimentspolitik im Einzelhandel. Planung und Steuerung, 1. Auflage, Wiesbaden

Moldenhauer, C.; Lange, V.; Schmidt, J.; Bosch, N. (2017): Warenkorbanalyse: Kaufverhalten der Kunden mit mathematischen Modellen analysieren, in: Gleich, R. (Hrsg.), B.et. al.: Strategische Unternehmensführung mit Advanced Analytics, 1. Auflage, München, S. 205-220

Ng, A.; Soo, K (2017): Data Science – was ist das eigentlich?! Algorithmen aus dem maschinellen Lernen verständlich erklärt, 1. Auflage, Berlin

o.V. (2020): Entwicklung des grenzüberschreitenden Warenhandels, <https://www.bpb.de/nachschlagen/zahlen-und-fakten/globalisierung/52543/entwicklung-des-warenhandels#:~:text=F%C3%BCr%20die%20Globalisierung%20ist%20die,5%20Billionen%20US%2DDollar%20hatte> (Aufruf am: 15.01.2021)

Olbricht, R. (2012): Marktforschung. Ein einführendes Lehr- und Übungsbuch, 1. Auflage, Berlin/Heidelberg

Rasch, B.; Friese, M.; Hofmann, W.J.; Naumann, E. (2006): SPSS Ergänzungen, in: Quantitative Methoden Band II, 2. Auflage, Heidelberg

Reutterer, T.; Hahsler, M.; Hornik, K. (2007): Data Mining und Marketing am Beispiel der explorativen Warenkorbanalyse, in: Marketing ZFP, 29. Jahrgang, 3/2007, S. 163 – 179, Download unter: <https://doi.org/10.15358/0344-1369-2007-3-163> (Aufruf am: 04.02.2021)

Reutterer, T.; Hahsler, M.; Hornik, K. (2006): Implications of Probabilistic Data Modeling for Mining Association Rules, in: Spiliopoulou, M.; Kruse, R.; Borgelt, Ch.; Nürnberger, A.; Gaul, W. (Hrsg.): Studies in Classification, Data Analysis and Knowledge Organization: From Data and Information Analysis to Knowledge Engineering, 1. Auflage, Berlin, New York, S. 598-605

Runker, T. (2015): Data Mining – Modelle und Algorithmen intelligenter Datenanalyse, 2. Auflage, Wiesbaden

Schröder, H. (2011): Handelsmarketing – Strategien und Instrumente für den stationären Einzelhandel und für Online-Shops, 2. Auflage, Heidelberg

Senkler, H. (2014): Die Warenkorbanalyse im Absatzmarketing des Lebensmitteleinzelhandels (n.v. Dissertation, Agrarökonomie), Download unter: <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:gbv:8-diss-145378> (Aufruf am: 13.01.2021)

Seufer, A (2016): Die Digitalisierung als Herausforderung für Unternehmen: Status Quo, Chancen und Herausforderungen im Umfeld BI & Big Data, in: Fasel, D. (Hrsg.), B. et. al.: Big Data, 1. Auflage, Wiesbaden, S. 39-58

Srikant,R; Agrawal, R. (1995): Mining Generalized Association rules, Research Report, Download unter: http://rakesh.agrawal-family.com/papers/vldb95tax_rj.pdf (Aufruf am 01.02.2021)

Städler, M.; Fischer, J. (1999): Warenkorb- und Bondatenanalyse im Computer Integrated Trading, in: Hippner, H.; Meyer, M; Wilde, K. (Hrsg.): Computer Based Marketing, 2. Auflage, Wiesbaden, S. 339-348

Städler, M.; Fischer, J. (2001): Auswertungspotenziale einer Data Warehouse-gestützten Warenkorb- und Bondatenanalyse, in: Behme, W; Mucksch, H. (Hrsg.): Data Warehouse-gestützte Anwendungen: Theorie und Praxiserfahrungen in verschiedenen Branchen, 1. Auflage, Wiesbaden, S. 203-231

Steland, A. (2016): Basiswissen Statistik. Kompaktkurs für Anwender aus Wirtschaft, Informatik und Technik, 4. Auflage, Berlin/Heidelberg

Tauberger, J. (2006): Steuerung der Verkaufsförderung auf der Basis von Warenkorbanalysen, in: Olbrich, R.: Marketing-Controlling mit POS-Daten, 1. Auflage, Frankfurt am Main, S. 368-400

Weins, C. (2010): Uni- und bivariate deskriptive Statistik, in Wolf, C.; Best, H. (Hrsg.): Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse, 1. Auflage, Wiesbaden, S. 65-90

Wiedenbeck, M.; Züll, C. (2001): Klassifikation mit Clusteranalyse: Grundlegende Techniken hierarchischer und K-means-Verfahren, in: ZUMA how-to-Reihe, Nr. 10, S. 1-18

Zhang, Z. (2019): Market Basket Analysis, Download unter: <https://books.psychstat.org/rdata/market-basket-analysis.html> (Zugriff am: 06.02.2021)

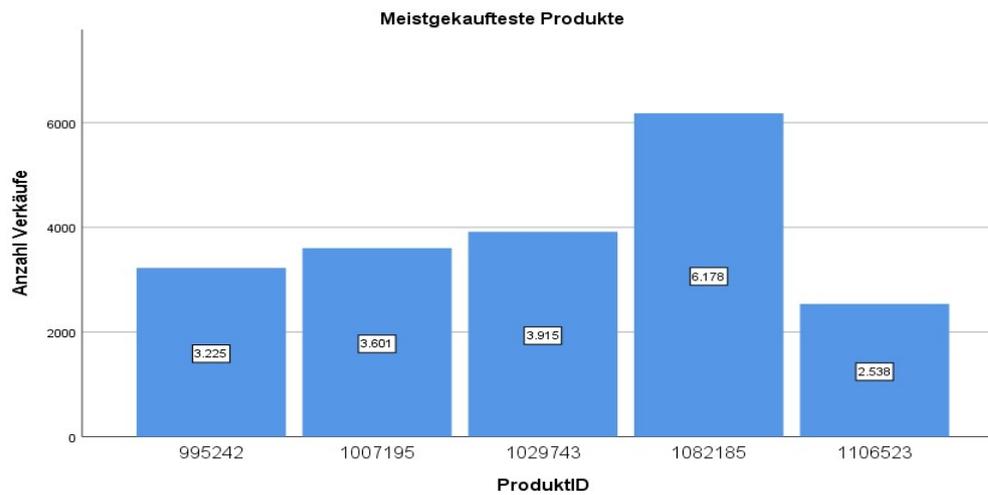
Anhangsverzeichnis

A1: Tabelle Variablenbeschreibung des Datensatzes „transaction_Complete“.....	XIII
A2: Balkendiagramm: meistgekaufte Produkte.....	XIV
A3: Tabelle Produktzuordnung der sologekauften Produkte.....	XV

A1: Tabelle Variablenbeschreibung des Datensatzes „transaction_complete“ (Quelle: Eigene Darstellung)

Variable	Beschreibung
HOUSEHOLD_KEY	Zahlenfolge zur eindeutigen Identifikation eines Haushalts
BASKET_ID	Zahlenfolge zur eindeutigen Identifikation eines Warenkorbes
DAY	Tag der Einkaufstransaktion
WEEK_NO	Woche der Einkaufstransaktion (Bereich: 1-102)
TRANS_TIME	Tageszeitpunkt der Transaktion
PRODUCT_ID	Identifikationsnummer eines Produktes
QUANTITY	Produktanzahl
COMMODITY_DESC	Produktkategorie – Zusammenfassung ähnlicher Produkte
SUB_COMMODITY_DESC	Produktunterkategorie – engere Zusammenfassung ähnlicher Produkte
SALES_VALUE	Umsatz des Einzelhändlers
RETAIL_DISC	Gewährter Rabatt im Rahmen des „Loyalty card“ Programm.
COUPON_DISC	Gewährter Rabatt im Rahmen von Gutscheinen der Hersteller.
COUPON_MATCH_DISC	Wert des Herstellerrabattes, der durch den Einzelhändler getragen wird.
STORE_ID	Identifikationsnummer zur eindeutigen Zuordnung der verschiedenen Geschäfte

A2: Balkendiagramm – meistgekaufte Produkte (Quelle: Eigene Darstellung)



Von dem Artikel „1082185“ wurden demnach 6.178 Stück abgesetzt. Es handelt sich dabei um eine spezifische Bananensorte aus der Oberkategorie „Tropical Fruits“. Die weiteren Bestsellerprodukte sind verschiedene Milchsorten („1029743“, „995242“, „1106523“) sowie Mais („1007195“). Auf die Darstellung der absatzschwächsten Produkte wird mit Verweis auf das 25%-Perzentil (siehe Abbildung 6) und der damit einhergehend hohen Anzahl an Produkten verzichtet.

A3: Tabelle Produktzuordnung der sologekauften Produkte (Quelle: Eigene Darstellung)

Product_ID	Sub-Categorie
859237	AAEPTIC MILK & MILK DRINKS, 16 OZ
861445	CHIX: VALUE ADDED (HOT) / CHICKEN
861494	CIGARETTES
863802	NON-CRBNTD DRINKING/MINER WATER, 20 OZ
869195	NEWSPAPER
885750	SFT DRING SNGL SERV BTL CARB (EX), 20 OZ
890536	NON-CRBNTD DRNKING/MNERAL WATER, 20 OZ
906844	BEERALEMALT LIQUORS, 12 OZ
919766	ROSE CONSUMER BUNCH, 12 STEM
935546	CANDY BARS (SINGLES)
986912	PREP FD: SIDE DISHES (HOT)
1019089	SPRING WATER
1037894	SFT DRNK SNGL SRV BTL CARB (EX), 20 OZ
1060269	CHOCOLATE MILK
1063359	SPRING WATER, 1,5 LTR
1085604	SFT DRNK SNGL SRV BTL CARB (EX), 20 OZ
1089066	SANDWICHES&HANDHELDS
1091365	SALAD BAR FRESH FRUIT
1108094	BEERALEMALT LIQUORS
10345155	SFT DRNK SNGL SRV BTL CARB (EX), 20 OZ

Eidesstaatliche Erklärung

Ich versichere, dass ich die vorliegende Arbeit ohne fremde Hilfe selbständig verfasst und nur die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quelle kenntlich gemacht.

