

MASTERARBEIT

UNTERSTÜTZUNG VON ENTSCHEIDUNGSPROZESSEN IM EINKAUFSBEREICH MIT MODERNEN DATA MINING ALGORITHMEN

ausgeführt am



Studiengang

Informationstechnologien und Wirtschaftsinformatik

Von: Ing. Markus Frühwirth, BSc
Personenkennzeichen: 1610320029

Graz, am 13. Juli 2018

.....
Unterschrift

EHRENWÖRTLICHE ERKLÄRUNG

Ich erkläre ehrenwörtlich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und ohne fremde Hilfe verfasst, andere als die angegebenen Quellen nicht benützt und die benutzten Quellen wörtlich zitiert sowie inhaltlich entnommene Stellen als solche kenntlich gemacht habe.

.....

Unterschrift

DANKSAGUNG

Ich möchte mich an dieser Stelle bei all bedanken, die mich während meines Studiums und während der Anfertigung unterstützt und motiviert haben.

Zuerst gebührt mein Dank Herrn DI Markus Petelinc, BSc, der durch seine Betreuung meine Masterarbeit mit konstruktivem Feedback versorgt hat.

Ich möchte mich bei der Fachhochschule Campus 02 bedanken, da sie mir die Möglichkeit bietet in diesem Forschungsgebiet tätig zu sein.

Weiteres möchte ich mich bei der Geschäftsführung der DCCS GmbH bedanken, die mir die Möglichkeit zum berufsbegleitenden Studium bot und mich während meines Studiums unterstützte.

Ein besonderer Dank gilt allen Teilnehmern und Teilnehmerinnen meines Experiments, ohne die diese Arbeit nicht hätte entstehen können. Mein Dank gilt ihrer Motivation und ihres Feedbacks.

Ebenfalls möchte ich mich bei DI Richard Liebmann bedanken, der in der heißen Phase vor der Abgabe als Sparringspartner wertvolles Feedback gab.

Nicht zuletzt gebührt meiner Familie Dank, ohne die ich wohl nie so weit gekommen wäre.

KURZFASSUNG

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit den Auswirkungen von Data Mining Verfahren bei der Auswahl von Lieferanten im Supplier Relationship Management in der Automobilindustrie. Es wird geprüft, wie sich die Entscheidungsqualität bei der Auswahl von Lieferanten verändert, wenn bei der Entscheidungsfindung eine Vorhersage der Lieferantenperformance aus einem Data Mining Modell vorhanden ist.

Aus den Erkenntnissen einer Literaturrecherche wird das Vorgehensmodell Analytic Hierarchy Process für die Bewertung von Lieferanten ausgewählt und ein an die Praxis angelehntes Bewertungsmodell erstellt, das in weiterer Folge als ideale Lösung betrachtet wird. Diese Erkenntnisse fließen in das Design eines Data Mining Modells welches durch ein neuronales Netzwerk mit Backpropagation gelöst wird. Die Umsetzung des neuronalen Netzwerks als Prototyp wird mit dem Cross Industry Standard Process for Data Mining Vorgehensmodell durchgeführt. Das Data Mining Modell wird mit idealisierten Testdaten validiert. Die Testdaten basieren auf dem idealen Bewertungsmodell.

Auf Basis des Data Mining Modells ein Experiment mit A/B-Test durchgeführt indem die Teilnehmer eine simulierte Lieferantenentscheidung durchführen müssen. Eine der beiden Gruppen wird zusätzlich zu den Rohdaten der Entscheidung die Ergebnisse des Prototyps zur Verfügung gestellt. Die Daten aus dem Experiment werden mittels quantitativen und qualitativen Fragebogen erhoben.

Die erhobenen Daten im Experiment werden mit den idealisierten Daten aus dem Bewertungsmodell auf Basis des Analytic Hierarchy Process verglichen und Rückschlüsse auf die Qualität der Entscheidung getroffen.

Aus dem Ergebnis der Datenauswertungen des Experiments wird die Forschungsfrage beantwortet. Der Einsatz von Data Mining Modellen mit dem Ziel der Vorhersage von Lieferantenbewertungen führt zu einer Verbesserung der Entscheidungsqualität bei der Auswahl von Lieferanten.

ABSTRACT

The aim of this thesis is to investigate the impact of using data mining in the process of selecting suppliers in the automotive industry. The thesis examines the changes in decision quality, if the decision maker uses a prediction from a data mining model for his choice.

The first step is a literature research for the topics supplier relationship management, procurement and evaluation methods for suppliers. These insights will then be used to determine the analytic hierarchy process as the process model for this thesis. Based on this process model an ideal solution is created.

After the literature research on the previous topics the technical capabilities to solve the problem with data mining and machine learning will be explored. The cross industry standard process for data mining will then be used to create the data mining model necessary for solving the problem. The implementation of the data mining model will then be a neural network with backpropagation.

The next part of the thesis covers the implementation of a data mining prototype based on the prior findings. As a result the ideal solution will be used to create test data for the data mining prototype.

Based on proposed hypotheses an experiment will be developed to supply data for the answer of the research question. The result of the data analysis from the experiment is that the deployment of a data mining model with the aim to predict supplier evaluations, will improve the decision quality when selecting suppliers.

INHALTSVERZEICHNIS

1	EINLEITUNG	1
1.1	Zielsetzung und Forschungsfrage	2
1.2	Vorgehen und Methodik	3
1.3	Aufbau der Arbeit.....	4
2	SUPPLIER RELATIONSHIP MANAGEMENT	5
2.1	Definition.....	5
2.2	Abgrenzung zu anderen Prozessen	6
2.2.1	Abgrenzung zu Supply Chain Management.....	7
2.2.2	Abgrenzung zu Customer Relationship Management.....	10
2.2.3	Kooperationsmodelle für das Supply Chain Management	12
2.3	Prozesse im Supplier Relationship Management.....	14
2.4	Zusammenfassung	18
3	BESCHAFFUNG (PROCUREMENT)	19
3.1	Definition.....	19
3.2	Tätigkeiten im Beschaffungsmanagement	22
3.3	Zusammenfassung	25
4	LIEFERANTENBEWERTUNG UND –AUSWAHL	26
4.1	Vorgehensmodell für Lieferantenmanagement	26
4.2	Möglichkeiten zur Lieferantenbewertung.....	28
4.3	Kriterien für die Bewertung von Lieferanten	34
4.4	Key Performance Indikatoren	37
4.4.1	KPI für Qualität	37
4.4.2	KPI für Preis / Kosten	38
4.4.3	KPI für finanzielle Zuverlässigkeit.....	39
4.4.4	KPI für Logistik.....	40
4.4.5	KPI für Flexibilität.....	41
4.5	Anwendung AHP als Bewertungsmodell für Lieferanten.....	42

4.5.1	Problemhierarchie.....	43
4.5.2	Gewichtung der Kriterien.....	44
4.5.3	Gewichtung der KPI.....	45
4.5.4	Zusammenfassung.....	48
4.6	Zusammenfassung.....	49
5	DATA MINING VERFAHREN.....	50
5.1	Definition von Data Mining und Machine Learning.....	50
5.2	Vorgehensmodell im Data Mining.....	52
5.3	Aufgabenstellungen im Data Mining.....	56
5.4	Neuronale Netzwerke.....	58
5.4.1	Definition.....	58
5.4.2	Auswahl für Prototyp.....	60
5.5	Zusammenfassung.....	61
6	UMSETZUNG DES PROTOTYPS.....	62
6.1	Funktionalität des Prototyps.....	62
6.2	Testdaten für den Prototyp.....	63
6.3	Business Understanding.....	64
6.4	Data Understanding.....	65
6.5	Data Preparation.....	67
6.6	Modeling.....	68
6.7	Evaluation.....	71
6.8	Zusammenfassung.....	72
7	EXPERIMENT.....	74
7.1	Vorgehensmodell für Experiment.....	74
7.2	Aufgabenstellung.....	76
7.3	Durchführung.....	78
7.4	Zusammenfassung.....	79
8	DATENANALYSE.....	80
8.1	Datenaufbereitung.....	80

8.2	Auswertung der Daten	81
8.3	Gegenüberstellung ausgewertete Daten zu Hypothesen	85
9	CONCLUSIO	89
9.1	Reflexion über die Vorgehensweise	89
9.2	Diskussion der Ergebnisse	90
9.3	Ausblick	91
	ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS.....	92
	ABBILDUNGSVERZEICHNIS	94
	TABELLENVERZEICHNIS	95
	LITERATURVERZEICHNIS.....	96

1 EINLEITUNG

Mit den Entwicklungen der Digitalisierung und Industrie 4.0. sind neue Möglichkeiten und Paradigmen entstanden, wie mit Daten umgegangen werden kann. Ein Nachteil dieser Entwicklungen ist die gestiegene Anforderung, dass richtige Entscheidungen in kürzer Zeit getroffen werden müssen. Falsche oder zu späte Entscheidungen können für Unternehmen existenzbedrohende Auswirkungen haben.

Als Konsequenz dieser Entwicklungen sind auch die Datenmengen, die als Entscheidungsgrundlage dienen, wesentlich größer als zuvor. Diese Aufgabenstellung wurde bisher mit IT-Systemen, wie zum Beispiel mit Data Warehouse Systemen (DWH), gelöst. Problem hierbei ist allerdings, dass der Zeitraum von der Generierung der Daten bis zur Aufbereitung und Bereitstellung für den Benutzer zu lange ist, um Echtzeitanalysen der Daten durchzuführen.

Durch die Unterstützung von Data Mining Verfahren können auch aus großen Datenmengen Erkenntnisse und Wissen generiert werden. Eine Ausbauform des generierten Wissens ist die Überführung in ein Data Mining Modell, welches zukünftige Vorgänge prognostizieren kann. Die Einsatzmöglichkeiten von Data Mining sind vielfältig und branchenunabhängig.

Die zunehmende Komplexität in den Produktionsabläufen fordert ein modernes Supplier Relationship Management (SRM) für das Unternehmen, wodurch die dynamischen Anforderungen seitens der Kunden und Lieferanten erfüllt werden. Dies gilt insbesondere für die Automobilindustrie in der die Beziehung zwischen Lieferanten und Fahrzeughersteller besonders intensiv gelebt wird. Die Beziehung wird deshalb so intensiv gelebt, da Probleme mit Lieferanten die gesamte Supply Chain aufhalten kann. Die daraus resultierenden Kosten können für ein Unternehmen existenzbedrohend werden.

Deshalb ist die Auswahl von Lieferanten nicht unerheblich am Unternehmenserfolg beteiligt. Die Entscheidungsträger müssen die Performance von Lieferanten bewerten und entsprechende Maßnahmen für die Sicherung des Unternehmenserfolges und der Unternehmenszeile setzen. Ein Erfolgsfaktor dafür sind Daten, die aktuell und zeitnah bereitgestellt werden.

Aus diesem Grund wird für diese Arbeit die Automobilbranche ausgewählt und insbesondere die Tätigkeiten im SRM näher auf Data Mining Optimierungspotentiale geprüft. Hierzu wird untersucht, wie eine Steigerung der Entscheidungsqualität bei der Auswahl von Lieferanten erzielt werden kann. Insbesondere wird die Einbeziehung einer Prognose der Lieferperformance von potentiellen Lieferanten bei der Entscheidungsfindung überprüft. Eine Vorhersage der Lieferantenperformance ist nur mit einem trainierten Data Mining Modell möglich. Mithilfe von Prognosen können die Anforderungen an ein zeitnahes und aktuelles Entscheidungswesen erfüllt werden und die Entscheidungsträger entlastet werden.

1.1 Zielsetzung und Forschungsfrage

Das Ziel dieser Arbeit ist es darzustellen, wie moderne Data Mining Verfahren und Machine Learning Algorithmen das SRM unterstützen können, um so die Entscheidungsprozesse zu verbessern. Fokus dieser Arbeit ist die Automobilbranche, da hier die Zusammenarbeit mit Lieferanten von höchster Priorität ist, um den Endkunden die gewünschte Qualität zu gewährleisten.

Die Aufgaben für Entscheidungsträger im SRM sind die richtige Auswahl der Lieferanten für Fertigung einzelner Fahrzeugkomponenten. Diese Auswahl kann nur auf Basis von aktuellen und zeitnah verfügbaren Informationen geschehen. Diese Informationen bilden die Basis, um Entscheidungen transparent und nachvollziehbar treffen zu können. Mit zeitnah verfügbaren Daten können Entscheidungen zum Ergreifen von Maßnahmen in der Lieferkette getroffen werden. Aufgrund der Datenmengen, welche für die Bewertung von Lieferanten herangezogen werden, ist es für Entscheidungsträger schwierig die wichtigen Informationen herauszufiltern. Mit dem Einsatz von Data Mining Verfahren kann der Aufwand für die Filterung der Informationen minimiert werden.

Diese Arbeit soll als Hilfestellung für die Einführung von Data Mining Technologien zur Unterstützung von Entscheidungsträger dienen. Als zentrales Element dieser Arbeit steht die Beantwortung der folgenden Forschungsfrage:

Welche Auswirkung hat der Einsatz von Data Mining und Machine Learning Verfahren bei der Auswahl von Lieferanten im Supplier Relationship Management in der Automobilindustrie, wenn die Lieferantenperformance mittels Data Mining Modell vorausgesagt wird?

Im Zuge der Voranalyse und der Erstellung des Exposé sind die nachfolgenden Hypothesen aufgestellt worden um die Forschungsfrage zu beantworten.

Forschungshypothese:

Die Nutzung eines trainierten Data Mining Modells führt zu einer Verbesserung der Entscheidungsqualität bei der Auswahl von Lieferanten in der Automobilindustrie.

H1:

Die Nutzung eines trainierten Data Mining Modells beeinflusst die Entscheidungsqualität bei der Auswahl von Lieferanten in der Automobilindustrie.

H0:

Die Nutzung eines trainierten Data Mining Modells führt zu keiner Veränderung der Entscheidungsqualität bei der Auswahl von Lieferanten in der Automobilindustrie.

Zusammengefasst soll mit der Beantwortung der Forschungsfrage aufgezeigt werden, dass durch den Einsatz von Data Mining Verfahren und Machine Learning Algorithmen besser Entscheidungen im SRM in Bezug auf die Auswahl von Lieferanten in der Automobilbranche getroffen werden können.

1.2 Vorgehen und Methodik

Im ersten Schritt wird eine Literaturrecherche zu den fachlichen sowie technischen Begrifflichkeiten durchgeführt. Als Themengebiete für die Recherche werden SRM, Beschaffungsprozesse und Data Mining Verfahren ausgewählt.

Das Vorgehensmodell sieht einen Mixed-Method Ansatz vor, indem als Hauptinstrument für die Evaluation der Entscheidungsqualität ein Experiment mit einem Prototyp steht. Zusätzlich zu den evaluierten Ergebnissen aus dem Prototyp werden quantitative Befragungen mit den Teilnehmern der Studie durchgeführt.

Die Erkenntnisse aus der Literaturrecherche fließen in die Entwicklung des Prototyps ein. So wird das aus der Literaturrecherche definierte Vorgehensmodell auf den Entwicklungsprozess angewandt. Als Funktionsumfang für das zu implementierende Data Mining Verfahren ist eine prozentuelle Bestimmung der Lieferantenperformance auf Basis der bestehenden Daten. Diese prozentuelle Bestimmung kann für die Klassifizierung der Lieferanten in A, B und C-Lieferanten verwendet werden.

Bei der Implementierung des Prototyps wird der Vergleich der Vorhersagequalität zwischen einem trainierten Daten Mining Modell sowie einem idealisierten Bewertungsmodell durchgeführt.

Im nachfolgenden Experiment mit A/B-Test wird die Unterstützungsfähigkeit des Prototyps mit Teilnehmern aus zwei zufällig ausgewählten Gruppen überprüft. Hierbei löst eine Gruppe eine Aufgabenstellung mithilfe des erstellten Prototyps und eine Kontrollgruppe löst die Aufgabenstellung ohne den Prototyp. Als Grundvoraussetzung für das Experiment gilt, dass beide Gruppen die gleiche Datenbasis besitzen und einziger Unterschied die vorhergesagte Lieferantenperformance aus dem Daten Mining Modell der ersten Gruppe ist.

Abschließend werden die Teilnehmer mittels quantitativer Befragung zu dem Experiment befragt. Die Ergebnisse des Experiments und der Befragungen werden gesammelt für die Auswertung zur Verfügung gestellt.

Für die Beantwortung der Forschungsfrage werden die Ergebnisse des Experiments evaluiert und mögliche Unterschiede zwischen den Gruppen identifiziert. Die Ergebnisse der Befragungen werden herangezogen, um etwaige Rückschlüsse auf die Ergebnisse des Experiments zu schließen.

1.3 Aufbau der Arbeit

Die im vorhergehenden Abschnitt beschriebene Vorgehensweise spiegelt sich auch in dem Aufbau dieser Arbeit wieder. Der erste Teil dieser Arbeit behandelt die theoretischen Konzepte um die Aufgabenstellung zu erfüllen.

Auf Basis der durchzuführenden Literaturrecherche wird im ersten Schritt das Thema SRM betrachtet und genauer analysiert. Hauptaugenmerk wird hierbei auf den Prozess der Beschaffung (Procurement) gelegt, da hierbei die Tätigkeit der Lieferantenauswahl und -bewertung durchgeführt wird. Als Ziel wird eine Definition einer Liste von Key Performance Indikatoren (KPI) erstellt. Die Definition kann für die Bewertung herangezogen werden. Für den Prozess der Entscheidungsfindung kann die Liste von KPI verwendet werden.

Diese Erkenntnisse werden im nächsten Theorieteil bei der Betrachtung von Data Mining Verfahren und Machine Learning Verfahren verwendet, um ein bestmögliches Vorgehen für den praktischen Teil zu definieren.

Auf Basis dieser Erkenntnisse aus dem theoretischen Teil der Arbeit wird im Praxisteil nach dem definierten Vorgehen ein Prototyp erstellt. Hierbei werden die Prozesse der Konzeptionierung und der Implementierung dokumentiert. In der Entwurfsphase werden Entscheidungen zur Technologie und Architektur des Prototyps getroffen. Die Auswirkungen der Entscheidungen werden in der Dokumentation der Implementierungsphase festgehalten. Auch wird der finale Funktionsumfang des Prototyps beschrieben und evaluiert.

Das darauffolgende Kapitel beschäftigt sich mit der Evaluierung des Prototyps durch das definierte Experiment sowie die Ergebnisse aus der Befragung. Des Weiteren liegt der Fokus auf der Dokumentation der Durchführung der Evaluierung und der Datenanalyse der Ergebnisse.

Für die Überprüfung der Hypothesen werden die Ergebnisse aus der Datenanalyse herangezogen und in einer anschließenden Interpretation diskutiert.

Abschließend wird eine Reflexion über den gesamten Prozess durchgeführt, beginnend bei der Definition der KPI, zu der Erarbeitung des Entscheidungsmodells, der Auswahl des Data Mining Vorgehens, der darauffolgenden Implementierung und Evaluierung. Auf Basis dieser Conclusio wird ein Ausblick für weitere Forschung in diesem Themengebiet beschrieben.

2 SUPPLIER RELATIONSHIP MANAGEMENT

Dieses Kapitel beschäftigt sich mit der Definition des Supplier Relationship Managements (SRM). Hierfür werden im ersten Schritt verschiedene Definitionen aufgezeigt und eine geeignete Abwandlung für diese Arbeit gesucht. Auf Basis der Definitionen werden auch die Prozesse im Umfeld des SRM betrachtet und die Unterschiede beleuchtet. Nachdem die grundlegende Definition und die Rahmenbedingungen geklärt sind, wird ein Blick in die Interna des SRM geworfen, wo die einzelnen Prozesse näher beschrieben werden.

2.1 Definition

Dieser Abschnitt beschäftigt sich mit der Definitionsfindung zum Begriff SRM. Die Ergebnisse der Literaturrecherche werden diskutiert und ausgearbeitet.

Die Autoren Appelfeller und Buchholz (2011) beschreiben SRM folgendermaßen.

„Unter SRM soll die von einer Beschaffungsgesamtstrategie ausgehende IT-gestützte Gestaltung der strategischen und operativen Beschaffungsprozesse und des Lieferantenmanagements verstanden werden.“ (Appelfeller & Buchholz, 2011)

Diese Definition sieht zwei Handlungspunkte für SRM, zum einen die Gestaltung der Beschaffungsprozesse und zum anderen das Lieferantenmanagement. Auch wird der IT-Aspekt betont, da die Prägung des Begriffes hauptsächlich durch Softwareanbieter entstanden ist (Appelfeller & Buchholz, 2011).

Der Gesichtspunkt des Lieferantenmanagements wird laut der Definition von Stölzle und Heusler (2003) aufgenommen und erweitert. Weiteres sehen die Autoren Stölzle und Heusler (2003), dass der Aufbau und die Pflege von Lieferantenbeziehungen als Management-Ansatz verankert ist. Dieser Ansatz hat zum Ziel vollkommene Transparenz zwischen Abnehmer und Lieferanten zu schaffen. Die Autoren empfehlen, dass sich die Wertschöpfungskette vollumfänglich vom Lieferanten bis zum Kunden erstrecken sollte, um die Bedürfnisse bestmöglich zu erfüllen.

Die Autoren Croxton, García-Dastugue, Lambert und Rogers (2001) sehen den Ansatz des SRM als Bestandteil des Supply Chain Managements (SCM), insbesondere bei der Vielfältigkeit von Beziehungen von Lieferanten zu einem Unternehmen. Diese Beziehungen unterstehen individuellen Vereinbarungen, welche mittels Product and Service Agreement (PSA) definiert werden. Als Empfehlung beschreiben die Autoren, dass bei strategisch wichtigen Partner eine individuelle Vereinbarung ausgehandelt wird, wohingegen bei einfachen Beziehungen (transaktional) ein Vertrag dem Lieferanten vorgegeben werden sollte. Als Ziel der Beziehung sollte immer ein Win-Win-Verhältnis angestrebt werden. (Croxton et al., 2001) Zusätzlich unterstreichen die Autoren Teller, Kotzab, Grant und Holweg (2016), dass die Einbindung von Schlüssellieferanten eine indirekte Verbesserung auf die gesamte Supply Chain hat.

Auch die Autoren Toporowski und Zielke (2006) betrachten die Literatur zur Definition des Begriffes SRM und beschrieben einen weiteren Aspekt, welcher bei der Betrachtung von

Lieferantenbeziehungen nicht unerheblich ist. Eine Unterscheidung im Lieferantenmanagement zwischen rein transaktionalen Beziehungen und längerfristigen Partnerschaften ist sinnvoll.

Einen anderen Ansatz liefern die Autoren Eyholzer, Kuhlmann und Münger (2002), welche die Definition hauptsächlich in der Aufteilung in drei Komponenten sehen.

- Sourcing (Aufbau von Lieferantenbeziehungen)
- Procurement (Beschaffung von Lieferobjekten)
- Monitoring (Kontinuierliche Kontrolle über Prozess)

So findet sich der Aspekt des Aufbaus von Lieferantenbeziehungen (Sourcing) als Management-Ansatz (Stölzle & Heusler, 2003) und als Bestandteil in einer Supply Chain (Croxtton et al., 2001) wieder, deren Ziel es sein sollte Lieferobjekte zu beschaffen (Procurement). Als wichtiges Instrument sollte das kontinuierliche Controlling der einzelnen Lieferanten angesehen werden, da die Definition und Einbindung von Schlüssellieferanten die gesamte Performance beeinflusst. (Teller et al., 2016; Toporowski & Zielke, 2006)

Aus den vorhergehenden Definitionen kann man erkennen, dass es keine klare Definition zum Begriff SRM gibt. Es gibt sowohl Ansätze, welche sich mit dem Prozess der Beschaffung näher beschäftigen, als auch Ansätze, die ihren Schwerpunkt im Lieferantenmanagement setzen.

Für die Betrachtung in dieser Arbeit werden alle Tätigkeiten und Prozesse, welche mit dem Handeln von Unternehmen mit ihren Lieferanten, dem SRM zugeordnet. Die nachfolgenden Abschnitte beschäftigen sich zum einen mit der Außensicht auf SRM (Abgrenzung zu anderen Prozessen) und zum anderen mit einer Übersicht über die internen Prozesse im SRM (Innensicht). Als Vertiefung dazu werden in den nachfolgenden Kapiteln die Themen der Beschaffungsprozesse sowie einen Teil des Lieferantenmanagements, der Lieferantenauswahl und -bewertung, näher betrachtet.

2.2 Abgrenzung zu anderen Prozessen

Aus der Definition des SRM können sich nun zwei Ansichten auf das Themengebiet ergeben, zum einen die interne Ansicht (interne Prozesse) und zum anderen die externe Ansicht (Abgrenzung) auf das Thema. Dieser Abschnitt beschäftigt sich mit der Abgrenzung zum SCM sowie die Abgrenzung zum Customer Relationship Management (CRM). Abschließend wird auf Kooperationsmodelle im SRM eingegangen um das Zusammenspiel der Prozesse darzustellen.

2.2.1 Abgrenzung zu Supply Chain Management

Als SCM kann die systematische Koordination von Unternehmensfunktionen des eigenen Unternehmens und anderer Unternehmen in einer Supply Chain gesehen werden. Das Ziel dieser Partnerschaften ist die Verbesserung der langfristigen Performance einzelner Unternehmen und der Supply Chain als Ganzes. (Mentzer et al., 2001)

Die Definition nach Hansen und Neumann (2009) besagt, dass SCM das Management von Prozessen innerhalb einer Versorgungskette (Supply Chain) ist. Die Autoren beschreiben, dass die Grundvoraussetzung für effiziente und kostengünstige Versorgungsketten die gemeinschaftliche Zusammenarbeit zwischen allen beteiligten Unternehmen ist.

Der amerikanische Fachverband für SCM „Council of Supply Chain Management Professionals“ (CSCMP) definiert SCM folgendermaßen.

„Supply Chain Management encompasses the planning and management of all activities involved in sourcing and procurement, conversion, and all logistics management activities. Importantly, it also includes coordination and collaboration with channel partners, which can be suppliers, intermediaries, third-party service providers, and customers. In essence, supply chain management integrates supply and demand management within and across companies. Supply Chain Management is an integrating function with primary responsibility for linking major business functions and business processes within and across companies into a cohesive and high-performing business model. It includes all of the logistics management activities noted above, as well as manufacturing operations, and it drives coordination of processes and activities with and across marketing, sales, product design, finance and information technology.“ (Council of Supply Chain Management Professionals [CSCMP], 2013)

Ähnlich der Definition des SRM findet sich in der Literatur auch keine klare Definition und Konsens wie SCM gestaltet ist. Hierfür haben die Autoren LeMay, Helms, Kimball und McMahon (2017) verschiedene Definitionen zusammengetragen und daraus eine eigene Definition aufgestellt. Die Begriffsbestimmung laut den Autoren definiert SRM als das Design und die Koordination von einem Netzwerk aus Unternehmen und Personen, welches verschiedene Produkte und Dienstleistungen anbietet, beliefert und konsumiert. Der Nutzen des Netzwerks ist es die Produkte und Dienstleistungen an Märkten und Kunde zu verbreiten. (LeMay et al., 2017)

Ein Beispiel für ein solches Netzwerk ist eine mehrstufige Tier-N-Hierarchie in der Automobilindustrie, welche vom Autor Trojan (2011) aufgezeigt wird. Hierbei wird in der Abbildung 1 die Hierarchie vom Tier 3-Zulieferer bis zum Erstausrüster (Original Equipment Manufacturer / OEM) als Automobilhersteller abgebildet.

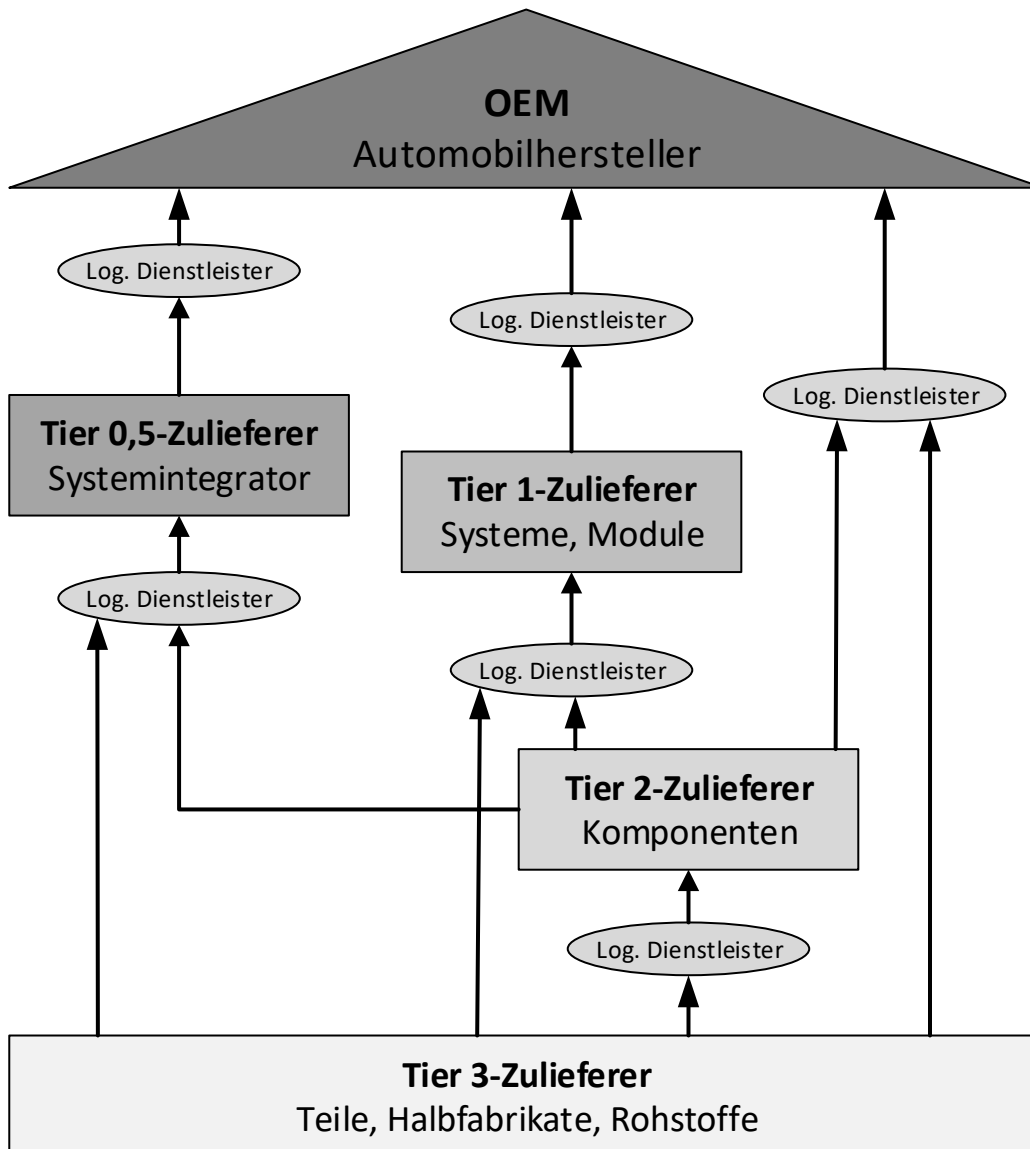


Abbildung 1 Lieferantennetzwerk Automobilindustrie (Trojan, 2011)

Bei diesen Herausforderungen für die Orchestrierung von Lieferanten treten verschiedene Probleme auf, wodurch Strategien für den Aufbau von Lieferantennetzwerke entwickelt werden müssen. Diese können teilweise nur durch Restrukturierung der gesamten Supply Chain zum Erfolg führen. (Pavlínek & Janák, 2016; Yan, Choi, Kim, & Yang, 2015)

Aus den Definitionen erkennt man, dass sich das SCM mit der Orchestrierung einer gesamten Supply Chain beschäftigt, wohingegen das SRM die Koordination einzelner Lieferanten abwickelt. Die nachfolgende Abbildung 2 zeigt die dazugehörigen Prozesse nach Croxton et al. (2001).

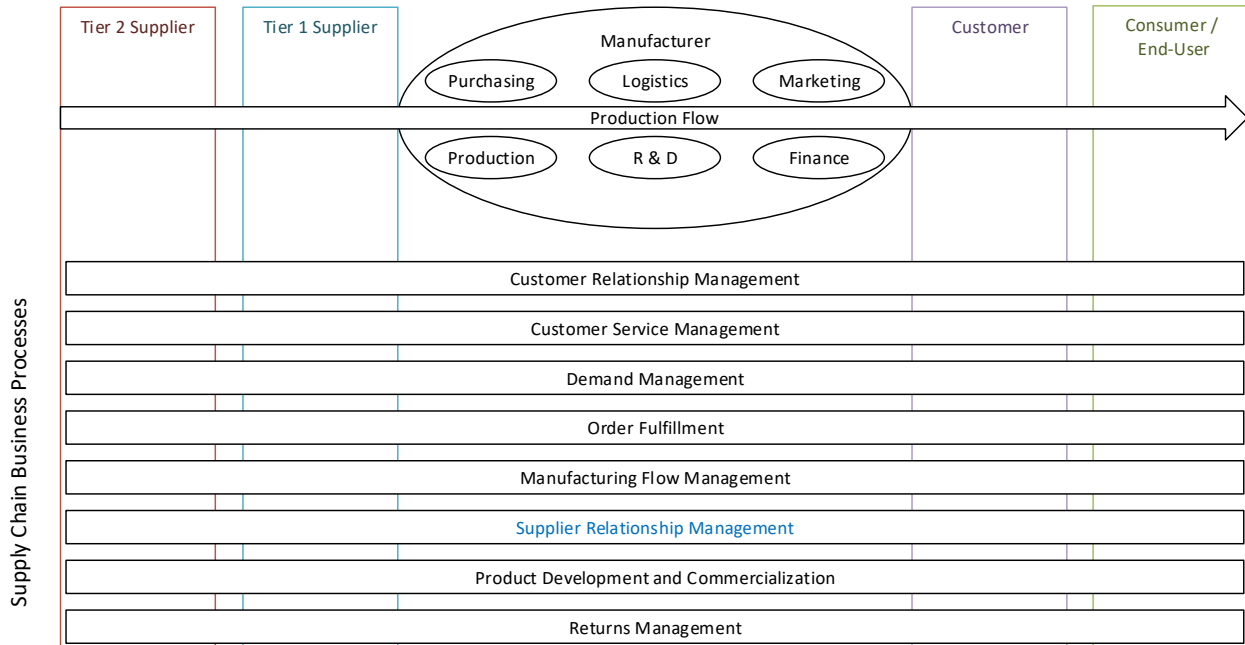


Abbildung 2 Prozesse des SCM in Anlehnung an Croxton et al. (2001)

Die Darstellung (Abbildung 2) zeigt das SRM als Teilprozess des SCM, welche durchgehend im gesamten Produktionsprozess (von einem Tier 2 Lieferanten bis zum Endkunden) angewandt wird. Über den gesamten Produktionszeitraum bilden die Teilprozesse ein Netzwerk an zusammengehörigen Tätigkeiten, welche das Ziel haben, den Produktionsfluss bestmöglich zu gestalten. Das Konzept der mehrstufigen Lieferantenbeziehungen/-hierarchien ist eine der größten Herausforderungen in der Automobilbranche. Die Performance von mehrstufigen Lieferantenbeziehungen wirkt sich auf die Leistung der gesamten Supply Chain aus. (M. Tachizawa & Yew Wong, 2014)

Zusammengefasst wird für diese Arbeit das SRM als ein kleiner Teil im großen Prozess des SCM angesehen. Konkret wird beim SRM der Fokus auf die einzelne Beziehung zwischen Lieferanten und dem Unternehmen gelegt, wohingegen bei der SCM eine Orchestrierung der verschiedenen Beziehungen zum Unternehmen geschieht. Die größten Herausforderungen finden sich bei einer Multi-Tier-Architektur des Lieferantennetzwerkes, welche die Performance der Supply Chain wesentlich beeinflussen.

2.2.2 Abgrenzung zu Customer Relationship Management

Die Sicht des CRM zum Kunden kann als äquivalent der Sicht SRM zum Lieferant gesehen werden (Croxtton et al., 2001). Die Prozesse im CRM ähneln sehr stark dem des SRM, da für Kunden das Unternehmen in einer Lieferbeziehung agiert.

Im CRM kann man einen kundenorientierten Management-Ansatz sehen, welcher sich auf die Verbesserung von Kundenbeziehungen fokussiert. Als erfolgreiches CRM werden optimierte Geschäftsprozesse und effiziente Vertriebsprozesse gesehen. (Klaus, Krieger, & Krupp, 2012)

Aus dem Aspekt des Relationship-Marketings besitzen beide Prozesse Gemeinsamkeiten. Die Beziehung zu Kunden sowie auch die Beziehung zu Lieferanten muss gepflegt werden. Da das Relationship-Marketing zum Ziel hat, Beziehungen zu allen Stakeholdern des Unternehmens zu verbessern, sind beide Fachdomänen betroffen. (Toporowski & Zielke, 2006)

Zusammenfassend ist SRM ein Teil des SCM, welche viele Gemeinsamkeiten mit dem CRM aufweist. Die nachfolgende Abbildung 3 stellt beispielhaft die Beziehung entlang einer Supply Chain dar.

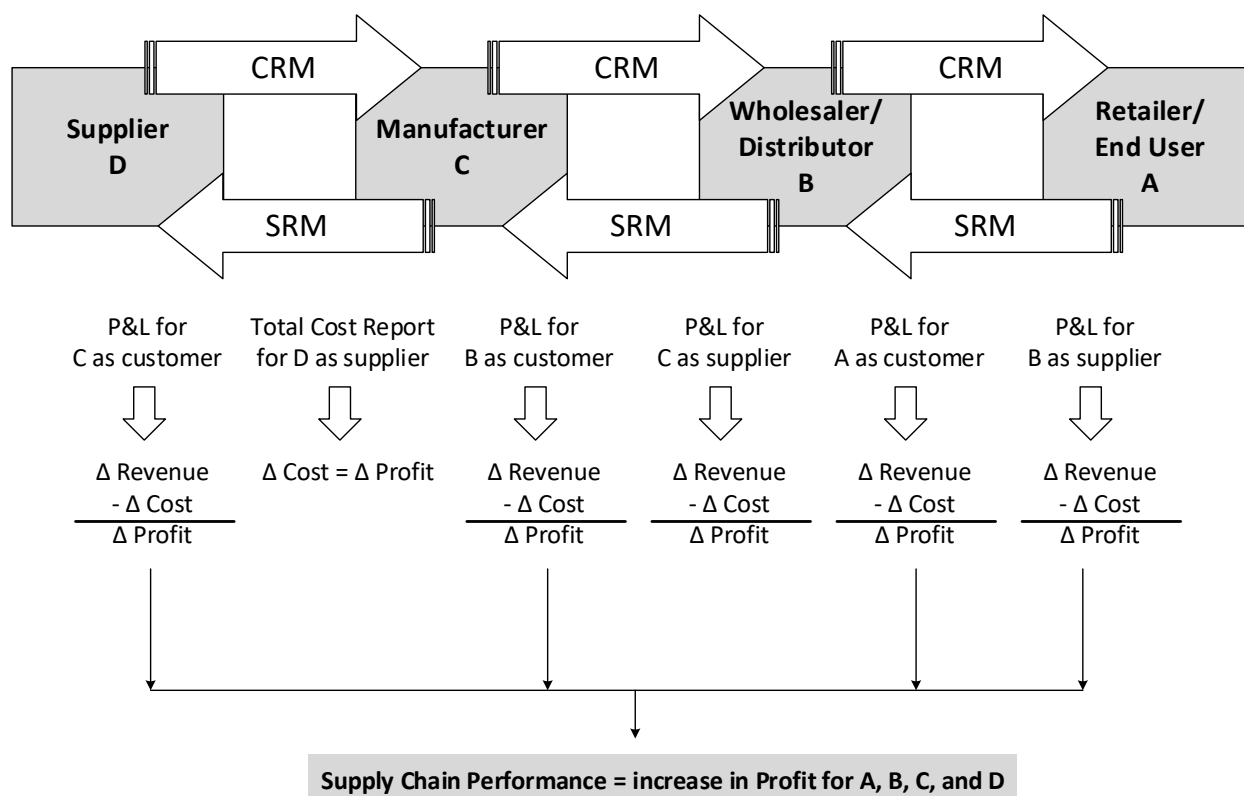


Abbildung 3 Beziehung SRM zu CRM (Lambert, 2010)

In jedem Schritt des Prozesses wird auf Kundenseite SRM durchgeführt und auf Lieferantenseite CRM. Das Ziel der gesamten Supply Chain ist, dass der Gewinn jedes einzelnen Mitglieds in der Kette steigt.

Eine Voraussetzung für die erfolgreiche Zusammenarbeit ist eine klare Aufgabenverteilung sowie ein durchgängiger Informationsfluss über die gesamte Supply Chain hinweg. Durch die kontinuierliche Kommunikation zwischen allen Beteiligten können etwaige Probleme in der

Supply Chain frühzeitig erkannt werden und entsprechende Maßnahmen abgeleitet werden. (Lambert & Schwieterman, 2012)

Die Gemeinsamkeiten beider Prozesse sind auch aus Sicht der Supply Chain relevant, da sich zum Beispiel bei einer Änderung der Kundenanforderungen etwaige Lieferantenbeziehungen geändert oder ausgetauscht werden. Der Umfang der zu ändernden Lieferantenbeziehungen ist unterschiedlich.

Eine kleine Änderung in den Kundenanforderungen kann große Auswirkungen auf die Supply Chain haben und so gravierende Schwankungen, wie zum Beispiel Peitscheneffekt, verursachen. (Hussain & Drake, 2011; Paik & Bagchi, 2007; Sharma, N., Balan, Vrat, & Kumar, 2006)

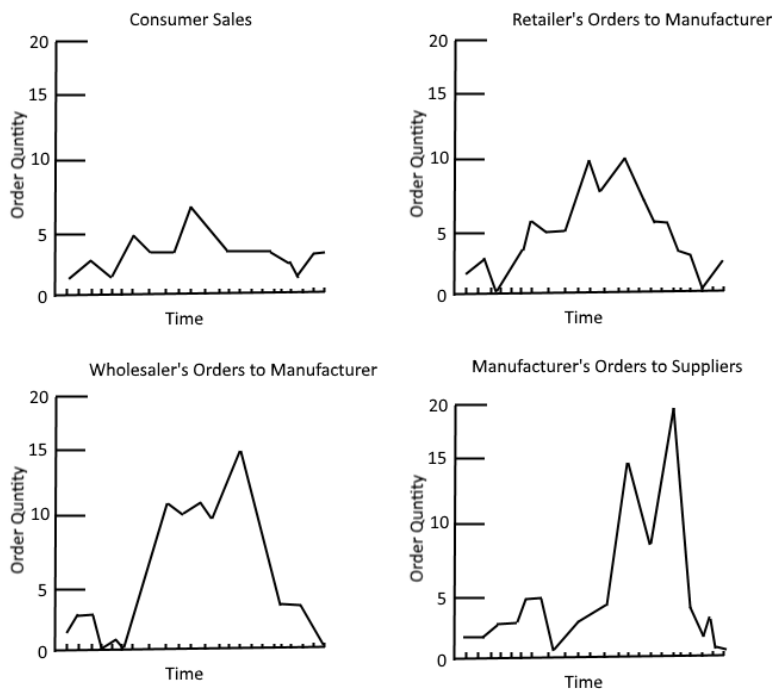


Abbildung 4 Peitscheneffekt (Lee, Padmanabhan, & Whang, 1997)

Die Abbildung 4 stellt den Peitscheneffekt anhand eines Beispiels näher dar. Im ersten Quadrant der Abbildung wird eine minimale Erhöhung der Kundenverkäufe beschrieben. Aufgrund dass bei den nachgelagerten Prozessen mehr Material bestellt werden muss, schaukelt sich die Bestellmenge bei den nachfolgenden Lieferanten in der Supply Chain so hoch, dass bei den Bestellungen bei den Lieferanten des Herstellers eine viel höhere Stückzahl bestellt wird als nötig. Als Beispiel für einen Auslöser des Peitscheneffekts kann eine Großbestellung eines Kunden sein.

2.2.3 Kooperationsmodelle für das Supply Chain Management

Die Probleme welche in einer Supply Chain entstehen können, wie zum Beispiel der Peitscheneffekt, können durch verschiedene Kooperationsmodelle zwischen Lieferanten und Abnehmern minimiert werden. In der Literatur haben sich verschiedene Kooperationsmodelle etabliert. Nach einer kurzen Übersicht über die verschiedenen Modelle wird das Kooperationsmodell Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment (CPFR), aufgrund der Anwendung in der Automobilbranche, ausgewählt und näher beschrieben.

Die Autoren Hansen und Neumann (2009) listen die nachfolgenden Kooperationsmodelle für SCM auf.

- Continuous Replenishment Program (CRP)
- Vendor-Managed Inventory (VMI)
- Quick Response (QR)
- Just-in-Time-Belieferung (JIT)
- Cross-Docking
- Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment (CPFR)
- Efficient Consumer Response (ECR)

Das 1998 definierte Kooperationsmodell CPFR bietet eine Kombination von kooperativer Absatzplanung und Prognose sowie traditioneller Bedarfsplanung und -abwicklung. Das Ziel des CPFR-Modells ist eine Optimierung der Planungs-, Prognose-, und Bevorratungsprozesse entlang der gesamten Supply Chain. Die ursprüngliche Anwendung des CPFR-Modells ist in der Handelsbranche entstanden. Die Weiterentwicklung des Modells führte dazu, dass es sich auch auf weitere Branchen ausweiten lässt. (Björn Georg, 2006)

Die Autoren Göpfert und Braun (2012) beschreiben, dass die Branche der Automobilindustrie noch Optimierungspotential im Bereich SCM und Kollaboration zwischen den Nahtstellen aufweist.

Eine Möglichkeit dieses Potential auszuschöpfen wäre die Einführung eines Kooperationsmodells für die Zusammenarbeit. Wie Völker und Neu (2008) beschrieben haben, bietet das Kooperationsmodell CPFR einen hohen Beitrag zur Kollaboration zwischen den Beteiligten.

Die nachfolgende Darstellung (Abbildung 5) beschreibt das Vorgehensmodell CPFR und die dadurch entstehenden Tätigkeiten.

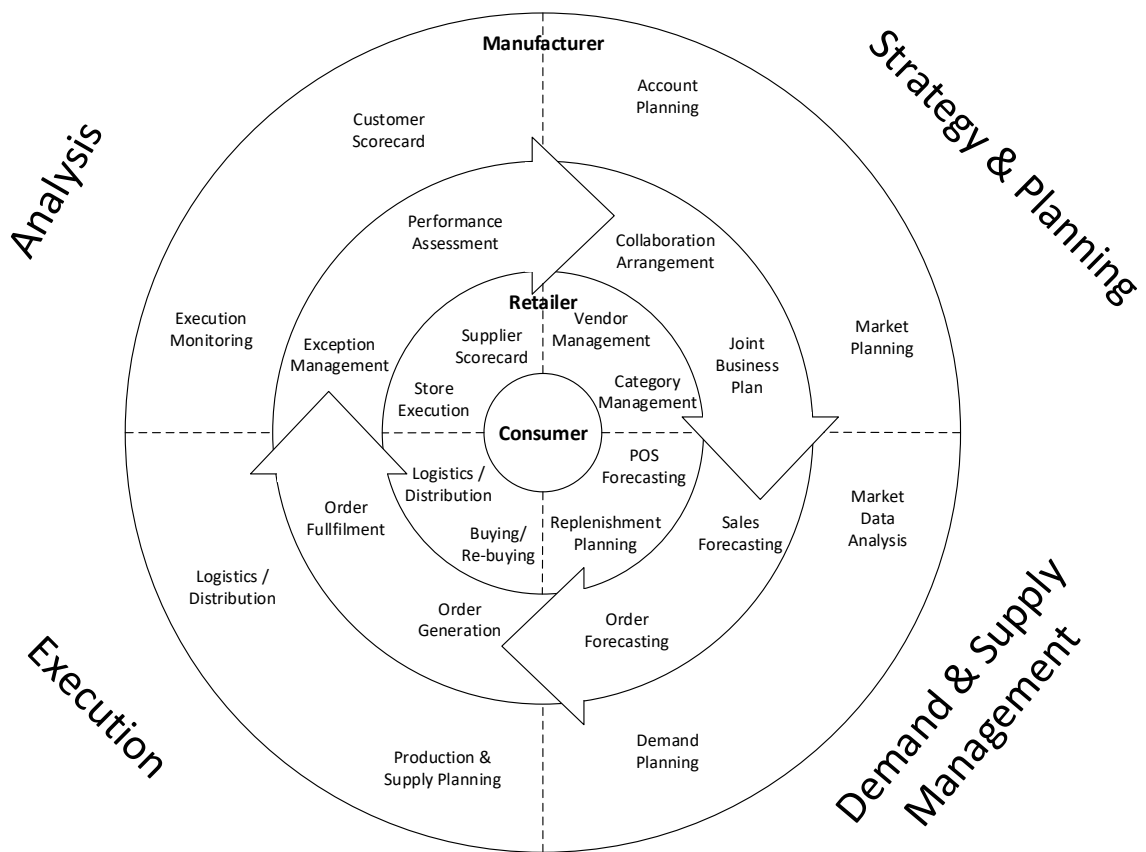


Abbildung 5 CPFR Vorgehensmodell (Voluntary Interindustry Commerce Standards [VICS], 2004)

Das Vorgehensmodell beinhaltet vier Phasen die kontinuierlich durchlaufen werden. In diesen Phasen werden verschiedene Tätigkeiten und Prozesse ausgeführt.

Die Phase **Strategie und Planung** bildet die Grundlage für die weiteren Phasen, in diesem Schritt werden die Grundregeln der Zusammenarbeit aller Beteiligten definiert. Als Beispiel könnte hier der Produktkatalog für die Lieferung definiert werden, aber auch erste Preisverhandlungen können durchgeführt werden. Das Ziel dieser Phase ist ein gemeinsamer Geschäftsplan zwischen den Unternehmen, der zu einer Win-Win-Situation für alle Beteiligten führen sollte.

Nach den erfolgten Grundregeln für die Zusammenarbeit wird in der Phase **Nachfrage- und Liefermanagement** die zukünftigen Bedarfe zwischen den Beteiligten ermittelt. Hierbei können Tätigkeiten wie Marktanalyse und Sales Forecasts helfen, die genauen Bestellmengen zu ermitteln.

Die definierten Mengen müssen dann in der dritten Phase **Durchführung** an die entsprechenden Beteiligten geliefert werden. Auf Seite des Herstellers bedeutet, dass die entsprechende Produktionsplanung und Distributionsplanung durchgeführt werden muss, um zu gewährleisten, dass die beteiligten Parteien die Waren erhalten.

Nach der durchgeführten Bestellung wird in der Phase **Analyse** die Durchführung überwacht. Hierbei wird die Performance der gesamten Supply Chain überprüft und für nicht erwartete Ergebnissen entsprechende Maßnahmen definiert, welche in die Strategie für den nächsten Zyklus übernommen werden.

Weiteres werden die verschiedenen Sichten der Beteiligten in dem Modell dargestellt. Im innersten Kreis befindet sich der Endkunde/Verbraucher, die Prozesse und Tätigkeiten zwischen Endkunde und Händler bilden die Zusammenarbeit zwischen den Beteiligten ab. In der äußersten Ebene wird die Zusammenarbeit zwischen Hersteller und Händler dargestellt.

Die beschriebenen Prozesse werden kontinuierlich durchlaufen, um eine Verbesserung der Zusammenarbeit zu erreichen und die Supply Chain Performance zu maximieren. Dieses Vorgehen bietet zusätzliche Flexibilität gegenüber den Marktrahmenbedingungen, da kontinuierlich und zeitnah auf die Rahmenbedingungen eingegangen wird.

Das Kooperationsmodell CPFR vereint alle Kernkompetenzen für erfolgreiches SCM. Die frühzeitige Einbindung von Lieferanten in die Lieferkette ist insbesondere im SRM von Bedeutung, da die Auswahl des richtigen strategischen Partners nur durch ein effizientes SRM durchgeführt werden kann.

Die Vorteile eines solchen Kooperationsmodells wirken sich bei der Verringerung der Kosten über die gesamte Supply Chain aus. Die Kosten können dadurch verringert werden, dass aufgrund der erhöhten Forecast-Qualität die Lagerung, Überstunden und Transportkosten so gering wie möglich gehalten werden. Ein weiterer Vorteil ist die Erhöhung des Umsatzes, da die Kundenzufriedenheit durch die bessere Verfügbarkeit der Produkte gewährleistet wird. (Christopher, 2016)

2.3 Prozesse im Supplier Relationship Management

Nach der Sicht von außen auf den Prozess SRM im Abschnitt 2.2 beschreibt dieser Abschnitt die Sicht von innen auf den Prozess. Hierbei werden die Tätigkeiten aufgelistet, welche im SRM angewandt werden.

Die Gliederung der Tätigkeiten im SRM kann nach dem Vorgehensmodell der Autoren Appelfeller und Buchholz (2011) anhand von drei Ebenen geschehen.

- Beschaffungsgesamtstrategie
- Strategischer Beschaffungsprozess auf Materialgruppenebene
- Operativer Beschaffungsprozess

Diese Unterteilung ordnet die Tätigkeiten von einer strategischen Ebene bis zu einer operativen Ebene ein. Hierfür wird in der nachfolgenden Darstellung (Abbildung 6) das Vorgehensmodell näher dargestellt.

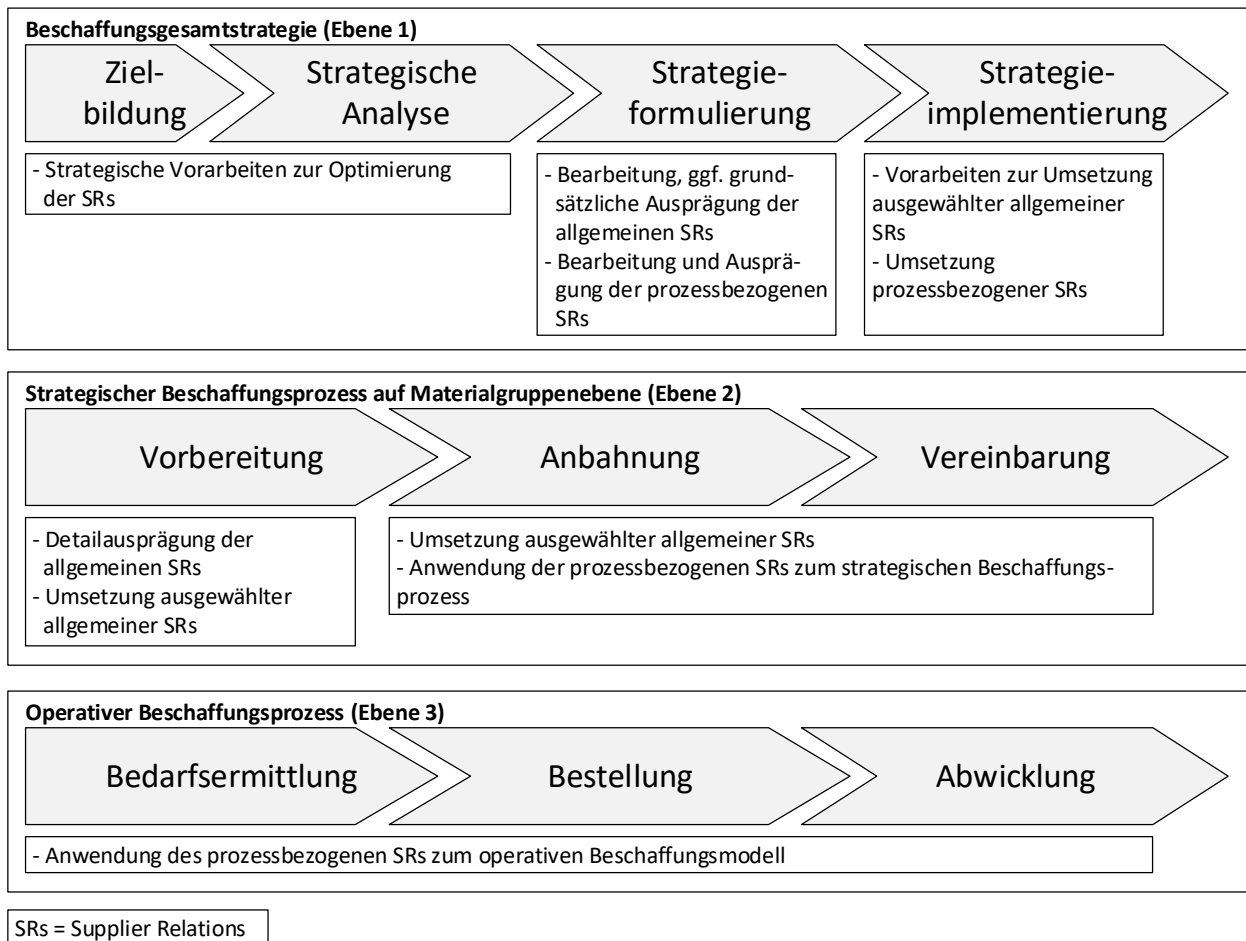


Abbildung 6 3-Ebenen-Vorgehensmodell SRM (Appelfeller & Buchholz, 2011)

Die erste Ebene des Vorgehensmodell nach Appelfeller und Buchholz (2011) beschreibt die Definition einer Beschaffungsgesamtstrategie, welche gemeinsame Ziele der einzelnen Beschaffungsorganisationen zusammenführt. Diese Ziele werden anhand interner (eigene Einkaufsorganisation und Materialgruppe) und externer Faktoren (Beschaffungsmärkte und Lieferantenstruktur) analysiert. Darauf aufbauend werden in der Strategieformulierung die verwendeten Materialien/Lieferanten anhand von Portfolios klassifiziert. Abschließend wird die konkrete Umsetzung geplant.

Die zweite Ebene definiert den Beschaffungsprozess auf Materialgruppenebene, welche Bedarfe an Warengruppen werden geplant, sowie erste Vereinbarungen mit Lieferanten getroffen. Diese werden in der Anbahnungsphase mit der Evaluierung von Lieferanten und Produkten verfeinert, um danach in der Vereinbarungsphase Angebote und Preisverhandlungen mit Lieferanten zu führen.

Die dritte Ebene beschreibt die Abwicklung des Tagesgeschäfts in der im ersten Schritt konkrete Bedarfe für Produkte ermittelt werden. Diese werden dann beim Lieferanten bestellt, anschließend wird die Abwicklung durchgeführt.

Das 3-Ebenen Modell nach Appelfeller und Buchholz (2011) präsentiert den strategischen Standpunkt für das SRM, welcher sich mit der Definition von Prozessen befasst. Die Definition nach Eyholzer et al. (2002) aus Abschnitt 2.1 beschreibt SRM aus drei Bestandteilen. Die definierten Bestandteile von Eyholzer et al. (2002) haben Übereinstimmungen mit den Erkenntnissen von Appelfeller und Buchholz (2011), setzen aber ihren Fokus mehr auf das operative Lieferantenmanagement.

Auf die von Eyholzer et al. (2002) beschriebenen Bestandteile bauen die verschiedenen Instrumente von Große-Wilde (2004) auf. Die drei Bestandteile Sourcing Procurement und Monitoring finden sich auf der nachfolgenden Instrumentenlandkarte (Abbildung 7) wieder.

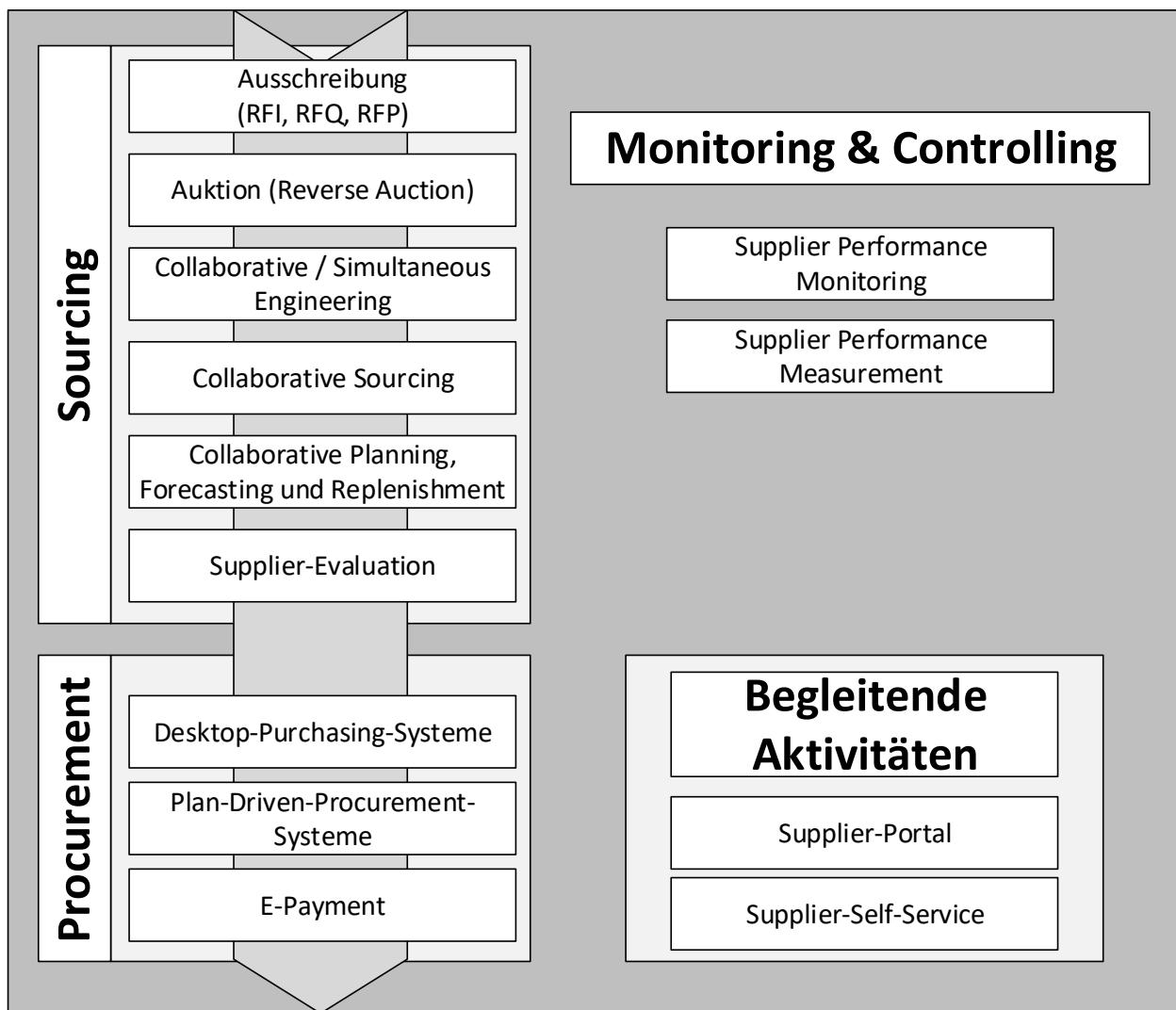


Abbildung 7 Instrumente im SRM (Große-Wilde, 2004)

Der Bestandteil Sourcing wird verwendet, um eine geeignete Auswahl an Lieferanten durchzuführen. Als Informationsbeschaffung können im Sinne von Ausschreibungen Requests for Information (RFI), Requests for Quotation (RFQ) sowie Requests for Proposal (RFP) von den potentiellen Lieferanten eingeholt werden. In diesem Schritt kann auch schon parallel im Abschnitt 2.2.3 beschriebenen CPFR-Modell der erste Prozess der Strategie und Planung ausgeführt werden oder andere Kooperationsmodelle verwendet werden.

Ein wichtiger Punkt in diesem Schritt ist die Supplier Evaluation in der die bestehenden Lieferantenbeziehungen überprüft werden. Die Ergebnisse in der Lieferantenevaluierung haben großen Einfluss auf die Entscheidung. Darauf aufbauend werden Lieferanten für die Produktion ausgewählt.

Mit der Auswahl der Lieferanten wird der zweite Bestandteil die Beschaffung (Procurement) gestartet. Hierbei wird die operative Abwicklung des Lieferauftrages durchgeführt. Auch wird die automatisierte Beschaffung von Gütern über Plan-Driven-Procurement-Systeme abgewickelt, die über die Bedarfsplanung gesteuert wird. Als weiterer Automatisierungsprozess wird die automatische Bezahlung und Rechnungslegung über ein E-Payment-System durchgeführt. (Große-Wilde, 2004)

Um die Zusammenarbeit mit externen Lieferanten zu festigen, schlägt der Autor Große-Wilde (2004) vor, dass ein Supplier-Portal mit Möglichkeiten des Self-Service eingerichtet wird. Die Nutzung eines solchen Portals bietet sowohl auf Kundenseite als auch auf Lieferantenseite Verbesserungen in der Effektivität im Einkaufsprozess (Baglieri, Secchi, & Croom, 2007).

Der dritte Bestandteil, das Monitoring, wertet die Performance von einzelnen Lieferanten aus. Um eine kontinuierliche Verbesserung der Lieferantenperformance zu gewährleisten wird die Performance der einzelnen Lieferanten aufgezeichnet und ausgewertet. Diese Adhoc-Auswertungen zeigen Trends und können die aktuelle Performance einzelner Lieferanten darstellen. (Björn Georg, 2006; Große-Wilde, 2004; VICS, 2004)

Das 3-Ebenen Modell nach Appelfeller und Buchholz (2011) bietet den strategischen Fokus auf das SRM, wohingegen der Ansatz nach Eyholzer et al. (2002) den Fokus auf die operativen Prozesse legt. Dieser Ansatz wird auch von Große-Wilde (2004) aufgegriffen und um eine Sammlung von Instrumenten erweitert.

2.4 Zusammenfassung

Für die Positionierung dieser Arbeit in den Unternehmensprozessen wurde im ersten Schritt das SRM analysiert. Die in der Literatur verwendeten Begriffsbestimmungen zum SRM lassen auf keine klare Definition schließen. Hintergrund für diesen Sachverhalt sind die unterschiedlichen Herangehensweisen und Ansichten, wie der Prozess definiert werden kann. Der Prozess für diese Arbeit wird so verstanden, dass SRM alle Tätigkeiten und Prozesse beinhaltet, die für das Handeln zwischen Unternehmen und ihren Lieferanten notwendig sind

Das SRM wurde als Teil des SCM gesehen. Der Fokus bei SRM liegt auf der Koordination von verschiedenen Lieferanten für ein Beschaffungsobjekt. Ein Beispiel für schlechtes SRM und SCM wurde mit dem Peitscheneffekt dargestellt. Als Lösung wurde das Kooperationsmodell CPFR diskutiert.

Ausgehend von der Kontextabgrenzung anhand angrenzender Unternehmensprozesse wurde im nächsten Schritt die internen Prozesse des SRM betrachtet. Hierbei wurden zwei Ansätze diskutiert, die zum einen den Fokus auf die strategischen Blickwinkel (3-Ebenen Modell nach Appelfeller und Buchholz (2011)) legen und zum anderen den operativen Fokus mit verschiedenen Instrumenten (Instrumentenlandkarte nach Eyholzer et al. (2002)) widerspiegelt.

Auf Basis dieser Informationen wird im nächsten Kapitel das Thema Beschaffung, welches ein Teilprozess des SRM ist, in den Fokus gerückt.

3 BESCHAFFUNG (PROCUREMENT)

Beschaffungsmanagement wird als eine Tätigkeit im Supplier Relationship Management (SRM) angesehen. Dieses Kapitel beschäftigt sich mit Beschaffungsmanagement und den damit verbundenen Aktivitäten. Für die Abgrenzung des Themas wird im ersten Schritt versucht eine Definition für den Begriff Beschaffung (Procurement) in der Literatur zu finden. Als Erweiterung der Definition wird im nächsten Schritt die verschiedenen Tätigkeiten im Beschaffungsmanagement und deren Zusammenhang im SRM beschrieben.

3.1 Definition

Wie in Abschnitt 2.3 beschrieben, ist der Beschaffungsprozess Teil des SRM. Über die verschiedenen Definitionen aus der Literatur wird versucht eine genauere Abgrenzung des Begriffes Beschaffung zu finden. Die gefundenen Definitionen werden diskutiert und für diese Arbeit eine entsprechende Erklärung abgeleitet.

Die Definition des Begriffes Beschaffung wird von den Autoren D. Arnold, Isermann, Kuhn, Tempelmeier und Furmans (2008) folgendermaßen definiert.

„Beschaffung umfasst sämtliche unternehmens- und/oder marktbezogene Tätigkeiten, die darauf gerichtet sind, einem Unternehmen die benötigten, aber nicht selbst hergestellten Objekte verfügbar zu machen.“ (Arnold, D. et al., 2008)

Einen ähnlichen Zugang hat auch der Autor Arnold (1982), als er Beschaffung, als Versorgung und Aufrechterhaltung von Geschäftsprozessen mit Inputfaktoren aus der Umwelt, welche nicht unternehmensintern verfügbar sind, definiert.

Die möglichen Beschaffungsobjekte, welche unternehmensextern akquiriert werden können, definiert der Autor Large (2006) folgendermaßen.

- Produktionsmaterial
- Betriebsstoffe
- Investitionsgüter
- Dienstleistungen
- Handelswaren

Diese Definitionsversuche decken sich auch mit dem Verständnis zum Thema Beschaffung im Gabler Wirtschaftslexikon. Die Definition gemäß des Gabler Wirtschaftslexikons lautet folgendermaßen.

„Zusammenfassung aller Tätigkeiten, die der Versorgung eines Unternehmens mit Material, Dienstleistungen, Betriebs- und Arbeitsmitteln sowie Rechten und Informationen aus unternehmensexternen Quellen (Güter- und Dienstleistungsmärkte) dienen.“ (Gabler Wirtschaftslexikon)

Einen ähnlichen Ansatz sehen auch die Autoren Klaus et al. (2012) für die Definition von Beschaffung. Die Autoren führen die Definition in einen operativen Beschaffungsprozess, welcher in der nachfolgenden Abbildung 8 dargestellt wird.



Abbildung 8 Operativer Beschaffungsprozess (Klaus et al., 2012)

Der kontinuierliche Prozess bestimmt im ersten Schritt bei der Bedarfsermittlung die notwendigen Materialien zur Beschaffung. Nach einer Prüfung der bestehenden Materialien im Lager wird das entsprechende Lieferunternehmen ausgewählt um die Materialien zu beschaffen. Nach erfolgter Bestellung werden die Waren über Logistik-Unternehmen zu dem gewünschten Lager transportiert. Während diesem Zeitraum wird die gesamte Bestellung überwacht um eine erfolgreiche Beschaffung zu garantieren. Nach erfolgter Abnahme der Ware wird die Zahlungsabwicklung mit dem Lieferanten durchgeführt.

Da sich der grundlegende Prozess für die Beschaffung von Waren nicht unterscheidet, ist eine standardisierte und technologiebasierte Umsetzung der Prozesse anzustreben. Die Umsetzung von Procurement-Prozessen wird mittlerweile hauptsächlich elektronisch (E-Procurement) durchgeführt, wodurch es dem Unternehmen möglich ist, Lieferanten noch besser in die Supply Chain zu integrieren. Ein Problemfeld ist die Integration von klassischen Beschaffungsprozessen in Enterprise Resource Planning-Systemen (ERP) und neue E-Procurement-Systemen. (Angeles & Nath, 2007; Brenner, W., Wenger, Österle, Winter, & Brenner, 2007; Gabler Wirtschaftslexikon)

Die Wirkung von E-Procurement Systemen auf die Performance einer Supply Chain wird von den Autoren Hsin Chang, Tsai und Hsu (2013) dahingehend beschrieben, dass der Einsatz von E-Procurement System mit dem Zweck der Supply Chain Integration die größten Auswirkungen auf die Performance hat.

Die Platzierung der Tätigkeiten der Beschaffung in den verschiedenen Sphären der Stakeholder wird vom Autor Stoll (2008) auf Basis von den Erkenntnisse von Eyholzer et al. (2002) aufgestellt. Die nachfolgende Abbildung 9 zeigt die Sphärendarstellung.

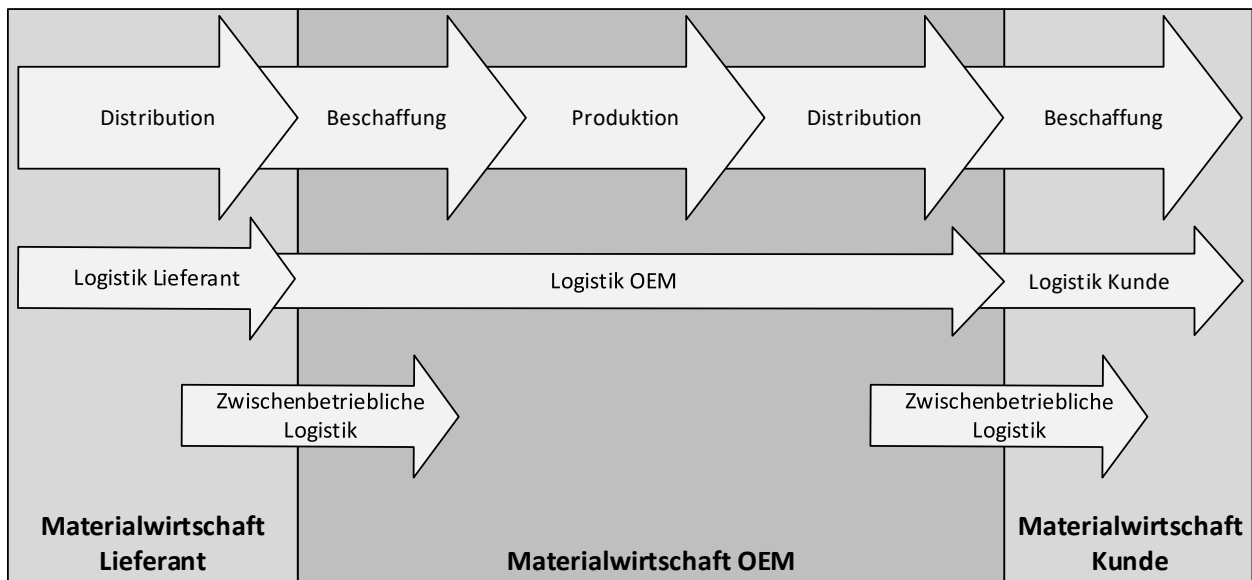


Abbildung 9 Platzierung Beschaffung entlang Supply Chain (Stoll, 2008)

Der Prozess durchläuft die Schritte Distribution, Beschaffung und Produktion pro Lieferunternehmen in einer Supply Chain. Hierbei fallen die Schritte Distribution und Beschaffung doppelt an, zum einen bei der Seite Lieferanten zu Unternehmen und zum anderen auf der Seite Unternehmen zu Kunde.

Die oben beschriebenen Definitionen liefern eine stabile Definition von Beschaffung. Für diese Arbeit werden die Definitionen aufgegriffen und die folgende Begriffsbestimmung geschaffen.

Unter Beschaffung versteht man alle Tätigkeiten für die Versorgung eines Unternehmens aus externen Ressourcen (Material, Dienstleistungen, Arbeitsmittel und Informationen). Diese Beschaffung kann sowohl über den klassischen Weg über das ERP-System als auch über Systeme im E-Procurement abgehandelt werden.

3.2 Tätigkeiten im Beschaffungsmanagement

Nach der Definition des Begriffes Beschaffung werden im nächsten Schritt die verbundenen Aktivitäten analysiert. Als Basis werden die in der Literatur beschriebenen Modelle im nachfolgenden Abschnitt näher betrachtet.

Als erster Ansatzpunkt für die Tätigkeiten im Beschaffungsmanagement liefert der Autor Koppelman (2007) mit der Definition eines Beschaffungsprozesses, welcher in der nachfolgenden Abbildung 10 dargestellt wird.

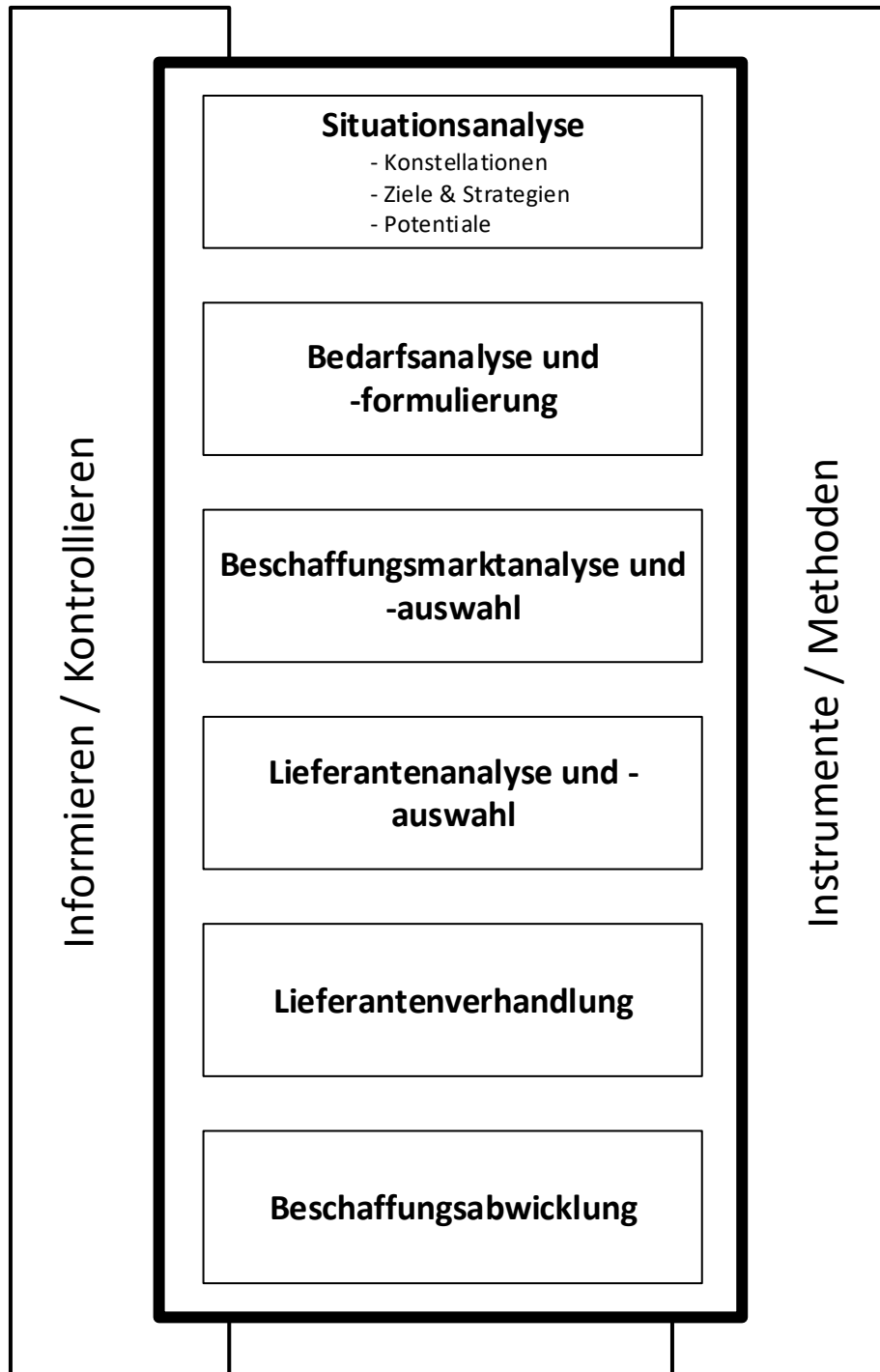


Abbildung 10 Beschaffungsprozess (Koppelman, 2007)

Der Autor gliedert den Prozess in sechs Schritte, welche beginnend von der Situationsanalyse bis zur erfolgreichen Auftragsabwicklung beschrieben werden. Die **Situationsanalyse** bildet den Anfangsschritt und soll den bestehenden Ist-Zustand der Bedingungen für den Markt sowie für das Unternehmen erfassen.

Diese Erkenntnisse werden dann in der **Bedarfsanalyse** verwendet, um konkrete Bedarfe zu erfassen sowie die Bedingungen für bestehende Lieferanten zu analysieren. Weiteres werden etwaige neue Lieferanten am Markt gesucht. Zusätzlich zu neuen Lieferanten wird der Markt auf etwaige Chancen und Risiken untersucht.

Die Untersuchung des Marktes wird im Schritt der **Beschaffungsmarktanalyse** durchgeführt, die Ergebnisse aus der Untersuchung bilden die Entscheidungsgrundlage für die Auswahl der Lieferanten.

Weitere relevante Informationen werden bei der **Lieferantenanalyse** gesammelt. Anhand entsprechender Kriterien wird die Auswahl der Lieferanten eingegrenzt und in der nachfolgenden **Verhandlung** die Bedingungen für die Zusammenarbeit besprochen.

Das Ergebnis der Verhandlung ist der Vertragsabschluss, welcher zur konkreten **Beschaffungsabwicklung** führt. Zusätzlich zu den Prozessschritten sind die Support-Prozesse Informieren/Kontrollieren definiert, welche bei jedem Prozessschritt angewandt werden können, um eine höchstmögliche Qualität zu garantieren. (Koppelman, 2007)

Der Beschaffungsprozess nach Koppelman (2007) weist Ähnlichkeiten mit dem 3-Ebenen-Modell nach Appelfeller und Buchholz (2011) auf. In beiden Modellen wird der Beschaffungsmarkt explizit analysiert und hat Auswirkungen auf die nachfolgenden Schritte, wie zum Beispiel der schrittweisen Eingrenzung der auszuwählenden Vertragspartner bei beiden Modellen.

Weitere Ähnlichkeiten besitzt das Modell nach Koppelman (2007) mit dem operativen Beschaffungsprozess nach Klaus et al. (2012) aus Abschnitt 3.1. Den beiden Modellen ist eine Bestandskontrolle am Anfang des Prozesses eigen, mit denen die Bedarfe analysiert werden. Auch ist bei beiden eine Entscheidungskomponente über den Lieferanten zu beschreiben. Der operative Beschaffungsprozess bildet aber die Abwicklung nach Vertragsabschluss näher ab, welche, beim Modell nach Koppelman (2007) im Prozessschritt Beschaffungsabwicklung zusammengefasst ist.

Wie in Unterabschnitt 2.2.2 beschrieben, sind beide Beschaffungsprozesse sowohl auf der Seite der Lieferanten (SRM) als auch auf der Seite der Kunden (CRM), anzufinden.

Der Beschaffungsprozess kann auch elektronisch unterstützt werden. Insbesondere die Integration und der elektronische Datenaustausch (EDI) von Lieferanten innerhalb der Supply Chain ist eine Herausforderung. Die nachfolgende Darstellung (Abbildung 11) basiert auf der Begriffsübersicht von Schubert (2002).

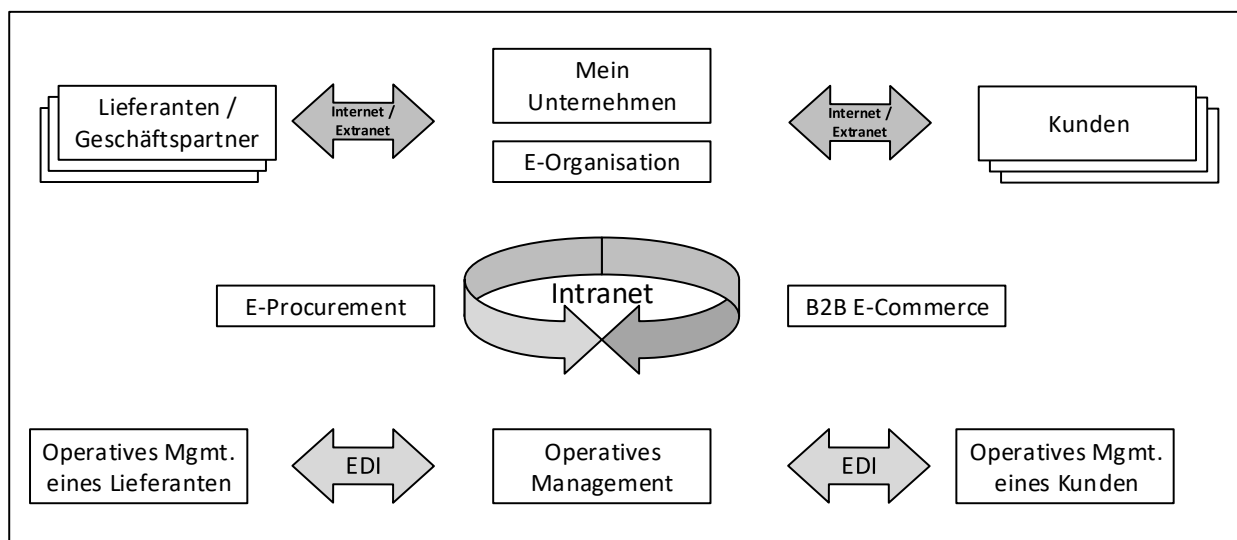


Abbildung 11 Begriffsübersicht Beschaffung in Anlehnung an Schubert (2002)

Die technischen Komponenten bilden die Integration aller Stakeholder in die Supply Chain ab. Hierfür wird die Integration auf der Lieferantenseite anhand von E-Procurement-Systemen und auf der Kundenseite mit E-Commerce Systemen gewährleistet. Der Zugriff auf die Systeme kann sowohl über das Internet als auch über das Extranet erfolgen und der Dateiaustausch findet über definierte EDI-Schnittstellen zwischen den Stakeholdern statt.

Die Ähnlichkeit des Beschaffungsprozesses nach Koppelman (2007) zum 3-Ebenen-Modell nach Appelfeller und Buchholz (2011) aus Abschnitt 2.3, sind interessant, da sie gewisse Parallelen aufweisen. Die Einbindung von technischen Komponenten im Prozess von Schubert (2002) liefert einen Einblick in die Integration von Lieferanten und Kunden in den Gesamtprozess.

3.3 Zusammenfassung

Aus den Erkenntnissen der Literaturrecherche wurden verschiedene Modelle miteinander verglichen. Die Gemeinsamkeiten der Modelle sind eine Vorphase, in der die Bedarfe bestimmt werden, danach eine Hauptphase, in der die Lieferantenbeziehung eingegangen wird, sowie eine Nachphase in der die Beschaffung abgewickelt wird.

Die in der Hauptphase beschäftigen sich beginnend mit der Marktanalyse der möglichen Lieferanten bis zur abgeschlossenen Lieferantenverhandlung. Die definierten Tätigkeiten können wie folgt aufgezählt werden.

- Lieferantensuche
- Lieferantenauswahl
- Lieferantenverhandlung

Der Fokus dieser Arbeit beschäftigt sich mit der Tätigkeit der Lieferantenauswahl, wodurch im nächsten Kapitel das Thema Lieferantenauswahl und Lieferantenbewertung im Vordergrund steht.

4 LIEFERANTENBEWERTUNG UND –AUSWAHL

Wie in den vorangegangenen Kapiteln herausgearbeitet, ist die Lieferantenauswahl und -bewertung als Teil des Supplier Relationship Managements (SRM) identifiziert. Dieses Kapitel befasst sich intensiver mit der Thematik und beschreibt den Prozess von der Erstanalyse der potentiellen Lieferanten bis zur finalen Auswahl des Lieferanten. Hierbei werden verschiedene Verfahren, wie Lieferanten in Unternehmen bewertet werden können, diskutiert. Diese Verfahren können auf bestimmte Kriterien für Lieferanten angewandt werden und mit der Bildung von Key Performance Indikatoren (KPI) kann ein Bewertungsmodell für Lieferanten erstellt werden.

4.1 Vorgehensmodell für Lieferantenmanagement

Für das Beschaffungsmanagement ist das Lieferantenmanagement eine essentielle Aufgabe. Das Einbeziehen von Lieferanten in die Produktionsstrukturen beinhaltet viele Aktivitäten und Aufgaben für die Organisation. Die nachfolgende Abbildung 12 stellt die Aufgabenbereiche für das Lieferantenmanagement nach Irlinger (2012) dar.

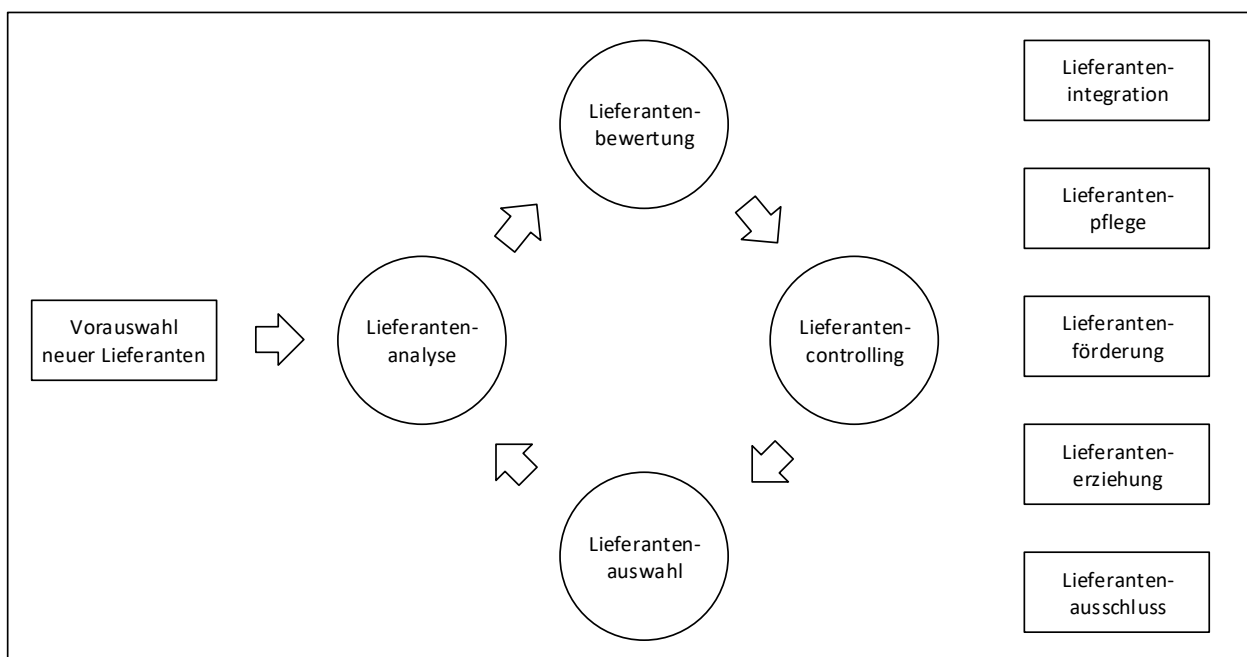


Abbildung 12 Aufgabenbereiche Lieferantenmanagement (Irlinger, 2012)

Der Autor Irlinger (2012) sieht die nachfolgenden vier Prozessschritte im Lieferantenmanagement.

- Lieferantenbewertung
- Lieferantencontrolling
- Lieferantenauswahl
- Lieferantenanalyse

Diesen vier Hauptaufgaben stehen bei Bedarf zusätzliche Aktivitäten zur Verfügung, wie zum Beispiel der Vorauswahl neuer Lieferanten oder der Lieferantenpflege.

Der Prozess des Lieferantenmanagements wird kontinuierlich durchgeführt, um zu gewährleisten, dass das bestmögliche Ergebnis aus den Lieferantenbeziehungen für die Supply Chain erreicht werden kann.

Einen weiteren konkreten Vorgehensvorschlag für die Auswahl von Lieferanten werden von den Autoren Boer, Labro und Morlacchi (2001) anhand einer Matrix beschrieben. Die Matrix beschreibt verschiedene Situationen in denen die Auswahl von Lieferanten unterschiedlich sein kann. In der nachfolgenden Tabelle 1 wird der Sachverhalt der Autoren näher dargestellt.

	<i>Neue Aufgabe</i>	<i>Angepasster Wiederkauf (Hebelartikel)</i>	<i>Direkter Wiederkauf (Routineartikel)</i>	<i>Direkter Wiederkauf (Strategischer / Engpass-Artikel)</i>
<i>Problemidentifizierung</i>				
<i>Formulierung von Bewertungskriterien</i>				
<i>Qualifizierung von Lieferanten</i>				
<i>Auswahl von Lieferanten</i>				

Tabelle 1 Vorgehensmodell Lieferantenauswahl (Boer et al., 2001)

Für die Auswahl eines Lieferanten müssen die Schritte der Zeilen in Tabelle 1 durchlaufen werden. Der Prozess startet mit der Problemidentifizierung, aus der die Kriterien für die Bewertung der Lieferanten ausgewählt werden. Danach werden die vorhandenen Lieferanten anhand der Bewertungskriterien geprüft und qualifiziert. Das Ergebnis des Prozesses ist eine Auswahl von Lieferanten, mit der die weiteren Schritte im Beschaffungsprozess durchgeführt werden.

Als Vorgehensweise für die Identifikation für neue Lieferanten können verschiedene Quellen verwendet werden. So beschreibt der Autor Koppelman (2007), dass mit der Nutzung des Internets Marktanalysen durchgeführt werden können. Der Autor Irlinger (2012) empfiehlt, dass die Branche der bestehenden Lieferanten nach Alternativen gesucht werden soll.

Für die Vorgehensweise ist es relevant in welcher Situation der Einkäufer sich befindet. Hierfür werden verschiedene Situationen beschrieben. Beginnend mit einem Neukauf von Material, zum angepassten Wiederkauf und zum direkten Wiederkauf des Materials. Zusätzlich wird auf dieser Ebene die Art des zu kaufenden Materials betrachtet. Hierbei wird zwischen den folgenden Artikeln unterschieden.

- Routineartikel (Niedriger Gewinnbeitrag und niedriges Lieferrisiko)
- Hebelartikel (Hoher Gewinnbeitrag und niedriges Lieferrisiko)
- Engpass-Artikel (Niedriger Gewinnbeitrag und hohes Lieferrisiko)
- Strategische Artikel (Hoher Gewinnbeitrag und hohes Lieferrisiko)

Das Vorgehensmodell von Boer et al. (2001) beschreibt genau die Schritte wie Lieferanten anhand der Situation ausgewählt werden können. Das Modell beginnt bei der grundlegenden Problemidentifizierung und der Formulierung von Bewertungskriterien für Lieferanten. Diese werden mit einem Lieferantenpool verglichen und das bestmögliche Lieferunternehmen ausgewählt. Um den gesamten Lebenszyklus einer Lieferantenbeziehung widerzuspiegeln, fehlt aber das kontinuierliche Controlling der Lieferanten, welches im Vorgehensmodell nach Irlinger (2012) beschrieben wird. Dieses Vorgehensmodell bildet das Lieferantenmanagement auf einer höheren Ebene ab und bietet verschiedene Möglichkeiten, wie Lieferantenbeziehungen ausgestaltet werden können. Eine Kombination der beiden Modelle bietet zum einen den Ansatz der gesamten Darstellung der Lieferantenbeziehung und zum anderen der genauen Vorgehensweise für die Etablierung einer Lieferantenbeziehung.

Als zentrales Thema wird in beiden Modellen die Bewertung von Lieferanten gesehen. Die verschiedenen Möglichkeiten, wie ein Lieferunternehmen von einem beschaffenden Unternehmen bewertet werden kann, werden im nachfolgenden Abschnitt diskutiert.

4.2 Möglichkeiten zur Lieferantenbewertung

Die verschiedenen Vorgehensmodelle für die Auswahl von Lieferanten sehen eine Bewertung der potentiellen Lieferanten vor. Bei der Bewertung von Lieferanten werden die aktuellen sowie die potentiell neuen Lieferanten auf deren angebotenen Leistungen geprüft. Hierbei soll vor allem die Transparenz der Leistungen von den Lieferanten als Ziel verfolgt werden, um so eine Vergleichbarkeit zwischen den Lieferanten zu erreichen. (Klaus et al., 2012)

Für die Bewertung von Lieferanten haben sich verschiedene Bewertungsmethoden etabliert. So wird zwischen quantitativen Methoden und qualitativen Methoden unterschieden. Die verschiedenen Bewertungsmethoden können teilweise sowohl quantitative als auch qualitative Aspekte beinhalten. Zusätzlich gibt es weitere Verfahren die den beiden Varianten nicht zugeordnet werden können. (Irlinger, 2012; Janker, 2008)

Die nachfolgende Tabelle 2 beschreibt verschiedene Methoden zur Lieferantenbewertung und ihrer Einteilung nach den Kriterien.

Quantitative Methoden	Qualitative Methoden	Weitere Methoden
Bilanzanalyse Preis-Entscheidungsanalyse Kosten-Entscheidungsanalyse Optimierungsverfahren Kennzahlenverfahren	Grafische Verfahren Verbale Verfahren Numerische Verfahren	Expertensysteme Geldwertmethode Analytic Hierarchy Process (AHP) Principal Component Analysis Activity-Based-Costing Cluster Analysis

Tabelle 2 Methoden zur Lieferantenbewertung (Boer et al., 2001; Irlinger, 2012; Janker, 2008)

Die Datengrundlage für quantitative Methoden bilden metrisch skalierbare Daten, welche sich mittels Gleichungssystemen vergleichen lassen. Demgegenüber stehen qualitative Methoden, welche auf Basis von Einschätzungen und Meinungen basieren. (Janker, 2008)

Die Autoren Morauszki und Lajos (2016) beschreiben Methoden zur Lieferantenbewertung in der Automobilindustrie. Als Ergebnis der Untersuchung sind zwei Bewertungswerkzeuge beschrieben, welche von den untersuchten Unternehmen am häufigsten genutzt werden. Zum einen wird die ABC-Analyse zur Klassifizierung von Lieferanten und zum anderen werden verschiedene Bewertungsmatrizen, in denen die Lieferanten miteinander verglichen werden, beschrieben.

Die ABC-Analyse ist ein Werkzeug, mit dem eine Klassifizierung von Mengen durchgeführt wird. Bei diesem Werkzeug werden Lieferanten nach der Klassifizierung A, B und C eingeteilt.

Hierbei liefern 20 Prozent der Lieferanten 80 Prozent des Umsatzes, diese Lieferanten können als A-Lieferanten gesehen werden und müssen mit entsprechenden Maßnahmen versorgt werden. Die nächsten 10 bis 15 Prozent der B-Lieferanten bilden nur mehr 10 bis 15 Prozent des Umsatzes. Die restlichen 65 bis 70 Prozent der C-Lieferanten sind nur mehr 10 bis 15 Prozent vom Umsatz zu zuordnen. (Klaus et al., 2012) Siehe Abbildung 13.

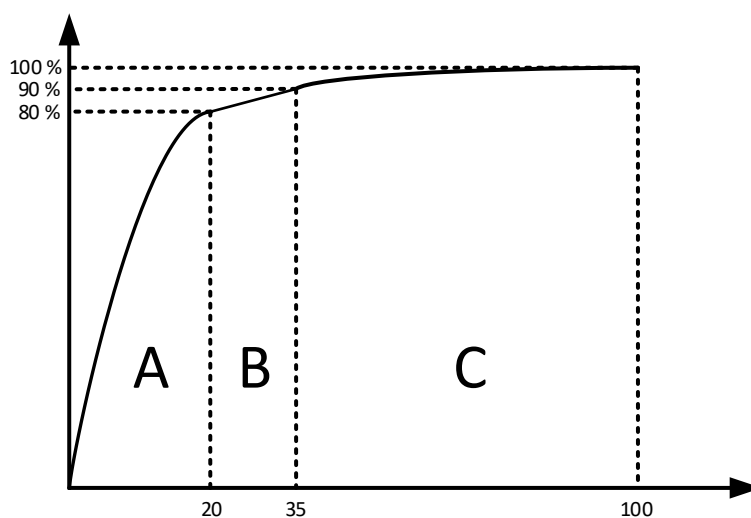


Abbildung 13 ABC-Analyse in Anlehnung an Klaus et al. (2012)

Neben der ABC-Analyse werden auch Bewertungsmatrizen als Werkzeug für die Lieferantenbewertung genannt. Für die Bewertung von Lieferanten mittels Bewertungsmatrizen gibt es eine Vielzahl an verschiedenen Möglichkeiten. In diesem Abschnitt werden zwei Varianten vorgestellt, mit denen Lieferanten über Bewertungsmatrizen evaluiert werden können.

Als erstes Werkzeug wird die Nutzerwertanalyse nach Zangemeister (1973) vorgestellt. Das Ziel der Nutzwertanalyse ist es eine Reihenfolge von komplexen Alternativen, anhand der Tendenzen eines Entscheidungsträgers oder einer Entscheidungsträgerin zu bestimmen (Zangemeister, 1973).

Der Autor Janker (2008) nimmt das Konzept Zangemeister (1973) auf und fasst das Vorgehen im Kontext einer Lieferantenbewertung folgendermaßen zusammen.

1. Festlegung der Entscheidungskriterien für die Auswahl von Lieferanten
2. Gewichtung der Entscheidungskriterien
3. Erstellung einer Zielertragsmatrix (Ist-Werte von Lieferanten gegenüber Soll-Werten)
4. Transformation der Beurteilung in eine einheitliche Dimension
5. Berechnung der Teilnutzwerte mittels Multiplikation der Zielwerte mit den Gewichten
6. Summierung der Teilnutzwerte und Auswahl des Lieferunternehmens mit dem höchsten Gesamtnutzwert

Der Vorteil dieses Verfahrens ist die Einfachheit bei der Durchführung, da bei der Berechnung der Nutzwerte nur die Grundrechenarten verwendet werden. Dadurch ist die Durchführung einer Nutzwertanalyse auch Personen zumutbar und bedarf keinen technischen Hilfsmitteln.

Der Autor Janker (2008) sieht den Schritt der Transformation der verschiedenen Beurteilungen als eine Begrenzung der Einsatzmöglichkeit der Methode. Weiteres wird die starke Beeinflussung der Bewertung durch subjektiven Eindrücken kritisiert (Irlinger, 2012; Janker, 2008).

Die Nachteile der Nutzwertanalyse, wie zum Beispiel der starke Einfluss von subjektiven Bewertungen, können mit der Bewertungsmethode Analytic Hierarchy Process (AHP) vermindert und qualifiziert werden.

Die Bewertungsmethodik wurde vom Autor Saaty (1980) definiert, um die Entscheidungsfindung bei komplexen Situationen zu vereinfachen. Das Unterscheidungsmerkmal zur Nutzwertanalyse ist, dass die Alternativen bei der Auswahl qualitativ gegeneinander gereiht werden. Durch dieses Vorgehen wird eine relative Reihenfolge der möglichen Alternativen bestimmt, wodurch die aufwendige Transformation der Beurteilungen entfällt. (Boer et al., 2001; Saaty, 2008)

So beschreiben Handfield, Walton, Sroufe und Melnyk (2002), welche Auswirkungen Umweltaspekte bei der Auswahl von Lieferanten haben. Die Autoren verwenden AHP um die verschiedenen Lieferanten zu gewichten.

Die Autoren Yang und Chen (2006) verbinden die Methodik des AHP mit der Verwendung der Grey Relational Analysis (GRA), um mit Ungenauigkeiten im Modell besser umzugehen. Einen ähnlichen Ansatz verfolgen die Autoren Sevkli, Lenny Koh, Zaim, Demirbag und Tatoglu (2008). Sie verbinden die Methode des AHP mit einem Fuzzylogik-Modell (Betrachtung über Unschärfe-Modelle), um bessere Ergebnisse bei der Auswahl von Lieferanten zu erreichen.

Wie die oben genannten Autoren beschreiben, ist die Kombination von einem AHP-Modell mit einem anderen Konzept für die Bestimmung der Lieferantenperformance in der Praxis üblich. Auch die Autorin Ordoobadi (2010) verwendet die AHP-Methode um die Gewichte der einzelnen Bewertungskriterien zu bestimmen. Zusätzlich wird bei der Auswahl des Lieferanten die möglichen Risiken und Chancen der einzelnen Lieferanten betrachtet. Die Erkenntnisse werden über die Taguchi Loss Function (Modellierung der Abweichungen vom Sollwert als Parabel mit dem Ziel der Minimierung der Abweichungen auf den Sollwert) berechnet und in das AHP-Modell übertragen.

Den Einsatz von AHP in der Automobilbranche wird von den Autoren Yadav und Sharma (2015) und Dweiri, Kumar, Khan und Jain (2016) beschrieben. Die Autoren Dweiri et al. (2016) beschreiben, wie die Nutzung von AHP komplexe Entscheidungsfindung vereinfacht. Einen anderen Ansatz beschreiben die Autoren Yadav und Sharma (2015). Sie verwenden ähnlich der Vorgehensweise von Sevkli et al. (2008) Fuzzylogik in Verbindung mit AHP um die Lieferanten auszuwählen.

Der Autor Saaty (2008) definiert die folgenden Schritte für die Entscheidungsfindung mit AHP.

1. Problemdefinition
2. Gliederung des Problems anhand einer Hierarchie
3. Erstellen von paarweisen Vergleichsmatrizen um Prioritäten zu bestimmen
4. Gewichtung Prioritäten von direkt untergeordneter Ebene

Der vierte Schritt wird solange durchgeführt bis alle Elemente in der Hierarchie gewichtet sind. Nach der finalen Gewichtung des letzten Elementes kann die beste Alternative ausgewählt werden. Durch die genaue Gliederung des Problems in verschiedenen Hierarchieebenen kann die Entscheidungsfindung transparent und nachvollziehbar dargestellt werden. Ein Beispiel für eine solche Hierarchie beschreiben die Autoren Agarwal, Sahai, Mishra, Bag und Singh (2014) mit der pauschalen Struktur, wie AHP-Hierarchien aussehen können. Die nachfolgende Abbildung 14 beschreibt, wie ein Problem in eine Hierarchie abgeleitet werden kann.

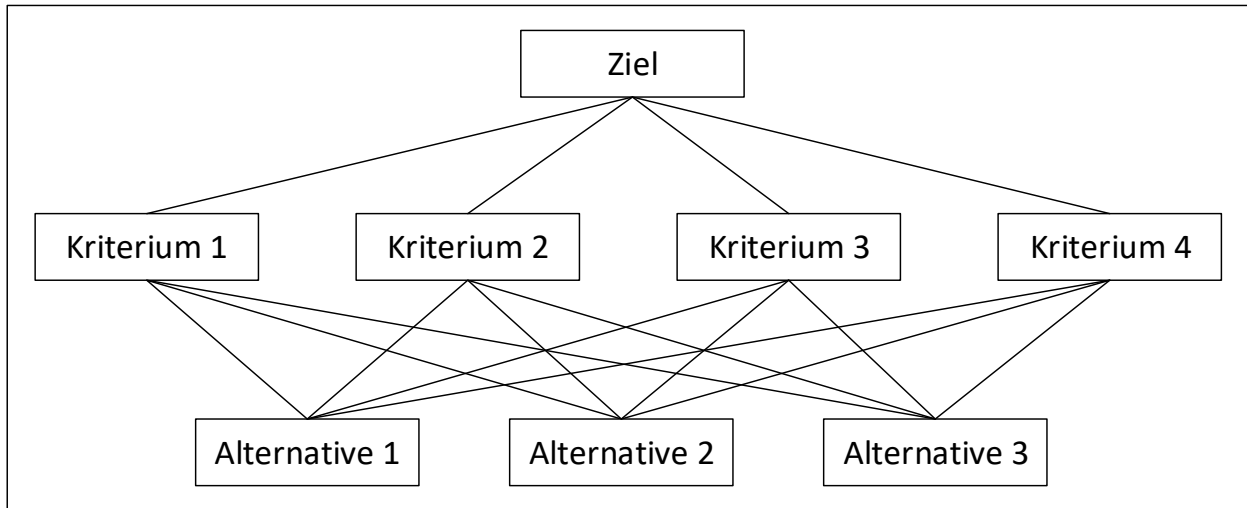


Abbildung 14 AHP-Hierarchie (Agarwal, P. et al., 2014)

Die Anzahl der Hierarchiestufen sowie die Anzahl der Elemente pro Stufe sind je nach zu lösenden Problem unterschiedlich. Für den paarweisen Vergleich zwischen den Elementen auf einer Ebene beschreibt der Autor Saaty (2008) eine neunstufige Likert-Skala wie zwei Elemente zu vergleichen sind. Die nachfolgende Tabelle 3 beschreibt die einzelnen Werte auf der Skala.

Skalenwert	Beschreibung
1	Beide Elemente sind gleichwertig
3	Moderate Bevorzugung von einem Element über das Andere
5	Starke Bevorzugung von einem Element über das Andere
7	Sehr starke Bevorzugung von einem Element über das Andere
9	Absolut höchste Bevorzugung von einem Element über das Andere
2, 4, 6, 8	Zwischenwerte

Tabelle 3 Vergleichsskala AHP nach Saaty (2008)

Für die Berechnung der Priorität wird der Vergleich zwischen allen Elementen einer Ebene durchgeführt. Hierbei wird eine Matrix erstellt in der die Werte aus der Vergleichsskala eingetragen werden. Da der ein und derselbe Vergleich zwei Mal durchgeführt wird, ist beim zweiten Mal der Kehrwert vom ersten Vergleich eingetragen. Die nachfolgende Tabelle 4 liefert ein Beispiel wie eine solche Matrix aussehen kann.

Kriterien	Kriterium 1	Kriterium 2	Kriterium 3	Kriterium 4
Kriterium 1	1	4	1/2	3
Kriterium 2	1/4	1	5	7
Kriterium 3	2	1/5	1	2
Kriterium 4	1/3	1/7	1/2	1

Tabelle 4 Beispiel AHP-Bewertungsmatrix

Der Autor Saaty (2003) beschreibt, dass für die Berechnung der Priorität der Eigenvektor und der maximale Eigenwert der Matrix als die präferierte Variante herangezogen werden soll.

Bei der Berechnung der Prioritäten der einzelnen Elemente einer Ebene wird zwischen der lokalen Priorität und der globalen Priorität unterschieden. Die lokale Priorität beschreibt die relative Gewichtung auf der eigenen Ebene. Die globale Priorität entspricht dem Prioritätswert im gesamten System.

Die Berechnung der globalen Priorität eines Elements wird mit einer Multiplikation der globalen Priorität des übergeordneten Elements mit der lokalen Priorität des aktuellen Elements berechnet. Als Probefunktion ist die Summe aller lokalen Prioritäten einer Ebene immer 1 und die Summe aller globalen Prioritäten ist die globale Priorität des übergeordneten Knotens.

Im letzten Schritt der Synthese der Ergebnisse werden für jedes Kriterium alle Alternativen gegeneinander gereiht und deren Prioritäten aufgenommen. Als Ergebnis für die Auswahl der Alternativen wird die Summe aller globalen Prioritäten der jeweiligen Alternativen herangezogen. Die Alternative mit der höchsten Priorität ist nach dem AHP auszuwählen. (Saaty, 2008)

Im Vergleich zur Nutzwertanalyse bewertet AHP die Lieferanten nicht nach absoluten Werten, sondern reiht die Lieferanten relativ zueinander. Die Bewertung fällt anhand einer neunstufigen Likert-Skala rein qualitativ aus, wodurch die Transformation der einzelnen Ergebnisse nicht notwendig ist. Ein Nachteil bei der Anwendung von AHP ist, dass die Berechnung der Prioritäten aufgrund der hohen Anzahl an Matrizenmultiplikationen ohne die Verwendung von technischen Hilfsmitteln nur unter enormen Aufwand möglich ist. Für die weitverbreitete Nutzung von AHP gibt es verschiedene Anbieter mit spezialisierte Software in diesem Bereich (Ossadnik & Kaspar, 2013).

Die in diesem Abschnitt beschriebenen Methoden können verwendet werden, um verschiedene Kriterien bei der Lieferantenbewertung auszuwerten. Der nachfolgende Abschnitt beschreibt mögliche Kriterien anhand deren Lieferanten bewertet werden können.

4.3 Kriterien für die Bewertung von Lieferanten

Die angebotenen Leistungen werden anhand verschiedener Kriterien geprüft. Im Zuge der Literaturrecherche wurden verschiedene Bewertungskriterien gefunden nach denen Lieferanten bewertet werden können. Die nachfolgende Tabelle 5 fasst die Erkenntnisse aus der Literaturrecherche zusammen und listet die verschiedenen Kriterien je nach Autor auf.

Kriterien nach Janker (2008)	Kriterien nach Ho, Xu und Dey (2010)	Kriterien nach Klaus et al. (2012)	Kriterien nach Jain, Singh, Yadav und Mishra (2014)	Kriterien nach Kumar Kar und K. Pani (2014)	Kriterien nach Kant und Dalvi (2017)
Qualität Logistik Menge Finanzielle Zuverlässigkeit Information und Kommunikation Umwelt Innovation Service	Qualität Logistik Preis / Kosten Finanzielle Zuverlässigkeit Flexibilität Technologiekapazität Fertigungskapazität Service Reputation	Qualität Zuverlässigkeit Preis /Kosten Ressourcenausstattung Flexibilität	Qualität Organisationsstärke Preis / Kosten Finanzielle Zuverlässigkeit Vorerfahrung Allgemeines	Qualität Logistik Preis / Kosten Finanzielle Zuverlässigkeit Elektronische Transaktionen Technologiekapazität Fertigungskapazität	Qualität Logistik Preis / Kosten Finanzielle Zuverlässigkeit Flexibilität Technologiekapazität Fertigungskapazität Service Reputation

Tabelle 5 Kriterienkataloge aus Literaturrecherche

Die Ergebnisse der Literaturrecherche werden nachfolgend näher beschrieben, sowie die wichtigsten Kriterien für die weitere Betrachtung ausgewählt. Auf Basis dieser ausgewählten Kriterien werden im nächsten Abschnitt KPI gebildet, welche für das Bewertungsmodell dieser Arbeit verwendet werden.

Bei der Betrachtung der Kriterien aus der Literaturrecherche wird das Kriterium Qualität von allen Autoren als wichtig erachtet. Es wird für die gesamte Dauer der Lieferantenbeziehung die Erfüllung der qualitativen Leistungsansprüche überprüft (Janker, 2008). Der Autor Janker (2008) schlägt auch die folgenden Kriterien für die Überprüfung der qualitativen Leistungsansprüche vor.

- Produktqualität
- Erfahrung des Lieferanten
- Qualifikation der Mitarbeiter
- Technologiequalität
- Leistungskonstanz
- Einsatzvariabilität

Der Nachweis von standardisierten Qualitätssicherungsprozessen kann mit Zertifikaten ermittelt werden. Diese Zertifikate können als KO-Kriterium in der Lieferantenauswahl definiert sein oder als ein Kriterium definiert sein, dass die Qualität des Lieferanten steigert. (Janker, 2008; Kant & Dalvi, 2017; Klaus et al., 2012)

Für einen Großteil der Autoren sind auch die Kriterien Preis/Kosten sowie die finanzielle Zuverlässigkeit des Lieferanten wichtig. Bei strategischen Partnerschaften zwischen Lieferunternehmen und beschaffenden Unternehmen ist die beidseitige finanzielle Sicherheit, dass die Partnerschaft weitergeführt werden kann, als wichtig zu erachten. Bei preissensitiven Produkten liegt der Fokus auf die bestmögliche Kosteneffizienz für das beschaffende Unternehmen.

Die finanzielle Zuverlässigkeit eines Lieferanten lässt sich zum Beispiel mit einer Bilanzanalyse des Lieferantenunternehmens durchführen. Hierbei werden verschiedene Kennzahlen aus der Bilanz des Lieferantenunternehmens entnommen, um die finanzielle Zuverlässigkeit des Lieferanten bestimmen zu können. (Irlinger, 2012)

Als Datenquellen für die Informationen können im Schritt der Vorauswahl der Lieferanten die Informationen entweder direkt beim Lieferanten erhoben werden oder die Informationen sind aufgrund von Veröffentlichungspflichten öffentlich zugänglich. (Jain, R. et al., 2014; Janker, 2008)

Im Gegensatz zu den langfristigen Partnerschaften sind für Routinebeschaffungsaufgaben die Kriterien Preis und Kosten relevant, da bei der Beschaffung die Anzahl der potentiellen Lieferanten größer ist. Als Methoden für die Bewertung von Lieferanten entsprechend dem Kosten-/Preiskriterium kann die Kosten-Entscheidungsanalyse oder die Preis-Entscheidungsanalyse verwendet werden (Irlinger, 2012).

Bei der Literaturrecherche sind für zwei Drittel der Autoren das Kriterium Logistik von Bedeutung. Das Hauptaugenmerk liegt hierbei auf die Vertriebslogistik, wie Waren vom Lieferanten zum Unternehmen transportiert und gelagert werden können. Für Just-in-Time (JIT)-Lieferungen hat das Kriterium besondere Relevanz, da aufgrund der fehlender Lagerung des Beschaffungsmaterials der Transport fehlerfrei und pünktlich erfolgen muss.

Die Bewertung des Logistikkriteriums kann beispielsweise durch die Einhaltung von den Zeitbeschränkungen des beschaffenden Unternehmens erfolgen. Hierbei kann die Lieferzeit, Terminzuverlässigkeit oder die pünktliche Lieferung als Bewertungsmerkmal herangezogen werden. (Janker, 2008; Kant & Dalvi, 2017; Kumar Kar & K. Pani, 2014)

Weiteres kann auch eine örtliche Bewertung des Lieferanten erfolgen, so ist die Entfernung zwischen Lieferunternehmen und beschaffenden Unternehmen oder die Anbindung an geeignete Transportmittel als Bewertungsmerkmal relevant. (Janker, 2008; Kant & Dalvi, 2017)

Als zusätzliches Bewertungsmerkmal kann auch die Lieferungsqualität betrachtet werden. Die Lieferungsqualität kann nach Zuverlässigkeit, Liefertreue und der Verpackungsqualität der zu beschaffenden Waren bewertet werden.

Zusätzlich zum Kriterium Logistik kann auch das Kriterium Flexibilität als wichtig gesehen werden, da die Hälfte der Autoren dieses in der Literaturrecherche beschrieben. Die Flexibilität von Lieferanten wird hier hinsichtlich der zeitlichen und der örtlichen Merkmale bewertet (Janker, 2008). Die Logistikmerkmale haben einen direkten Einfluss auf die Flexibilität von Lieferanten, da zum Beispiel ein ausgeprägtes Liefernetz dem beschaffenden Unternehmen sowohl eine terminliche als auch eine örtliche Flexibilität bietet.

Als einen wichtigen Punkt beschreiben die Autoren Weber, Current und Benton (1991), dass die vergangene Performance aller Kriterien einen immensen Einfluss auf die zukünftige Bewertung der Lieferanten hat. Dadurch ist ein kontinuierliches Bewerten von Lieferanten die Basis für Entscheidungen.

Zusammengefasst wurden für die Bewertung von Lieferanten für diese Arbeit die folgenden Kriterien ausgewählt.

- Qualität
- Preis / Kosten
- Finanzielle Zuverlässigkeit
- Logistik
- Flexibilität

Aus diesen Kriterien werden im nächsten Abschnitt KPI gebildet, welche für das Bewertungsmodell herangezogen werden.

4.4 Key Performance Indikatoren

Die im vorherigen Abschnitt ausgewählten Kriterien werden in diesem Abschnitt weiter heruntergebrochen, um konkrete Bewertungsmöglichkeiten zu bieten. Die definierten KPI werden dann verwendet um ein Bewertungsmodell aufstellen zu können.

4.4.1 KPI für Qualität

Die Bewertung der Qualität von Lieferanten kann verschiedene Ausprägungen besitzen. Ein solcher Aspekt ist die Bewertung der gelieferten Waren auf ihre Qualitätskriterien. Die Bewertung kann zum Beispiel mit einer Likert-Skala durchgeführt werden, um so die Qualität des Produkts zwischen den Lieferanten bewertbar zu machen. Bei neuen Lieferunternehmen kann beispielsweise ein Muster-Beschaffungsobjekt des Lieferunternehmens angefordert werden mit dem die Qualität bestimmt wird. (Janker, 2008; Surjandari, Sudarto, & Anggarini, 2010)

Ein quantitativer Ansatz, um die Qualität der gelieferten Waren zu messen, ist die Bewertung der Reklamationsquote für das Lieferunternehmen. Hierbei wird der Quotient aus der Anzahl der beanstandeten Lieferungen und der Gesamtanzahl an Lieferungen gebildet. (Bai & Sarkis, 2014; Janker, 2008; Weber et al., 1991)

Zusätzlich zu der Produktqualität können auch andere Merkmale von Lieferanten in die Qualität der Lieferbeziehung Einfluss nehmen. So beschreiben die Autoren Janker (2008), Bai und Sarkis (2014), dass die Informationsbereitschaft eines Lieferunternehmens als Bewertungsmerkmal herangezogen werden kann.

Eine gute Dokumentation ist für ein qualitativ hochwertiges Produkt unerlässlich. Deshalb ist die Bewertung der Dokumentation über die Produktionsprozesse sowie der Qualitätssicherungsmaßnahmen eine gute Möglichkeit, die Qualität der Lieferbeziehung zu bewerten (Gencer & Gürpınar, 2007; Klaus et al., 2012; Min, H., 1994; Sundtoft Hald & Ellegaard, 2011). Die Bewertung der Informationsbereitschaft sowie der Qualität der Dokumentation kann qualitativ über eine Likert-Skala bewertet werden.

Zur besseren Übersicht können die beschriebenen KPI in der untenstehenden Tabelle 6 abgelesen werden.

Key Performance Indikator	Bewertungsmethode	Ergebnis
Produktqualität	Likert-Skala	Wert auf Skala
Reklamationsquote	$Reklamationsquote = \frac{\sum L_{beanstandet}}{\sum L_{Gesamt}} \times 100$	Prozent
Informationsbereitschaft	Likert-Skala	Wert auf Skala
Dokumentationsqualität	Likert-Skala	Wert auf Skala

Tabelle 6 KPI für Qualität

Ein Großteil der Bewertungen für das Kriterium Qualität wird über eine qualitative Bewertungsmethodik über Likert-Skalen durchgeführt. Für das Bewertungsmodell wird der beste Wert auf der Likert-Skala mit der vollen Punktzahl vergeben und die anderen Werte werden prozentuell aufgeteilt. Bei der Bewertung der Reklamationsquote werden die Lieferanten entsprechend ihres Ergebnisses bewertet.

4.4.2 KPI für Preis / Kosten

Die Bewertung des Kriteriums Preis / Kosten kann durch eine Vielzahl an KPI festgemacht werden. So beschreiben eine Vielzahl von Autoren das Preisniveau eines Lieferobjekts als möglichen KPI. Hierbei wird der angebotene Preis für die Waren gegenüber dem normierten Preis aus der Industrie gegenübergestellt. (Ho et al., 2010; Janker, 2008; Kant & Dalvi, 2017; Klaus et al., 2012; Kumar Kar & K. Pani, 2014; Min, H., 1994; Surjandari et al., 2010)

Das Preisniveau kann auch durch verschiedene Preisnachlässe vor der Lieferung verändert werden. Hierbei beschreiben die Autoren Min (1994) und Janker (2008), dass Preisnachlässe gesondert im KPI Preisnachlassquote bewertet werden können. Hierbei werden die erzielten Preisnachlässe dem Materialeinkaufsvolumen gegenübergestellt. Dadurch können höhere Preise beim Materialeinkauf mit einer besseren Preisnachlassquote aufgewogen werden.

Für den Fall dass die Qualität der gelieferten Waren nicht den Ansprüchen des beschaffenden Unternehmens entsprechen, beschreiben die Autoren Jain et al. (2014), dass die Kosten für nachträgliche Claims in die Bewertung miteinfließen können. Als Claim werden Nachforderungen von Lieferanten, aufgrund von unklaren Anforderungen oder Änderungswünschen, gesehen. Die Bewertung wird über den Quotienten aus den Kosten für Claims und dem Gesamtpreis berechnet.

Bei bestehenden Lieferbeziehungen ist der Vergleich zwischen den erwarteten Plankosten und den Ist-Kosten einer Lieferung interessant. Hierbei beschreiben die Autoren Bai und Sarkis (2014) sowie Jain et al. (2014), dass die Kostenvarianz als KPI aus der Kostenperspektive bei der Bewertung miteinfließen soll.

Die nachfolgende Übersicht in Tabelle 7 beschreibt, wie die einzelnen Kosten / Preis KPI berechnet werden.

Key Performance Indikator	Bewertungsmethode	Ergebnis
Preisniveau	$Preisniveau = \frac{P_{Angebot}}{P_{Industrienorm}} \times 100$	Prozent
Preisnachlassquote	$Preisnachlassquote = \frac{\sum Preisnachlass}{\sum P_{Gesamt}} \times 100$	Prozent
Claims	$Claims = \frac{K_{Claims}}{P_{Gesamt}} \times 100$	Prozent
Kostenvarianz	$Kostenvarianz = \frac{K_{Plan}}{K_{Ist}} \times 100$	Prozent

Tabelle 7 KPI für Preis / Kosten

Die Bewertung der Preis / Kosten KPI erfolgt rein quantitativ, wodurch die Lieferanten entsprechend ihrer Prozentwerte bewertet werden.

4.4.3 KPI für finanzielle Zuverlässigkeit

Die finanzielle Zuverlässigkeit eines Lieferanten bezieht sich auf die finanzielle Betrachtung des Lieferunternehmens von außen. Aus der Bilanz eines Unternehmens können als mögliche KPI eine Vielzahl an Merkmalen herangezogen werden.

Hierfür beschreiben die Autoren Disselkamp und Schüller (2004) das bei der Bewertung von Lieferanten die Umsatzrentabilität als Kennzahl verwendet werden kann. Dazu wird der Quotient der Bilanzkennzahlen Gewinn und Umsatz gebildet. Die Autoren Disselkamp und Schüller (2004) beschreiben die folgende Wertgrenzen für die Umsatzrendite von Lieferanten.

- Umsatzrendite größer sechs Prozent ist als sehr gut einzustufen.
- Umsatzrendite zwischen vier und sechs Prozent ist als gut einzustufen.
- Umsatzrendite zwischen zwei und vier Prozent ist als ausreichend einzustufen.
- Umsatzrendite kleiner zwei Prozent ist als ungenügend einzustufen.

Zusätzlich zur Bewertung über die Umsatzrentabilität schlagen die Autoren Disselkamp und Schüller (2004) sowie Gencer und Gürpınar (2007) vor, dass die Eigenkapitalquote der Lieferanten bewertet wird. Die Kennzahl wird über die Bildung des Quotienten vom Eigenkapital im Verhältnis zum Gesamtkapital berechnet. Auch hier beschreiben die Autoren Disselkamp und Schüller (2004) eine Einteilung der Wertgrenzen.

- Eigenkapitalquote von größer 50 Prozent ist als sehr gut einzustufen.
- Eigenkapitalquote zwischen 30 und 50 Prozent ist als gut einzustufen.
- Eigenkapitalquote zwischen zehn und 30 Prozent ist als ausreichend einzustufen.
- Eigenkapitalquote von kleiner zehn Prozent ist als ungenügend einzustufen.

Ein anderer Aspekt bei der Bewertung der Lieferanten ist die Bewertung des Lieferunternehmens nach der Organisationsgröße. Die Bewertung kann anhand einer Einteilung in verschiedene Größenkategorien erfolgen. (Disselkamp & Schüller, 2004; Jain, R. et al., 2014)

Die Berechnung der einzelnen Bilanzkennzahlen sowie die Bewertung anhand der Organisationsgröße wird in der nachfolgenden Tabelle 8 näher dargestellt.

Key Performance Indikator	Bewertungsmethode	Ergebnis
Umsatzrentabilität	$\text{Umsatzrendite} = \frac{\text{Gewinn}}{\text{Umsatz}} \times 100$	Prozent
Eigenkapitalquote	$\text{Eigenkapitalquote} = \frac{\text{Eigenkapital}}{\text{Bilanzsumme}} \times 100$	Prozent
Organisationsgröße	Einteilung in Größenkategorie	Wert auf Skala

Tabelle 8 KPI für Finanzielle Zuverlässigkeit

Die KPI für die finanzielle Zuverlässigkeit lassen sich aus der Bilanz eines Unternehmens herleiten. Hierbei wird hauptsächlich auf die quantitative Bewertung der Unternehmenskennzahlen verwiesen, mit denen Lieferanten verglichen werden können. Zusätzlich ist auch noch die Einteilung der Größe des Lieferunternehmens in verschiedene Größenkategorien möglich. Hierbei sind größere Unternehmen tendenziell besser zu bewerten als kleinere Unternehmen.

4.4.4 KPI für Logistik

Die KPI welche dem Logistik-Aspekt zuzuordnen sind, können aus verschiedenen Blickwinkel betrachtet werden. Die Betrachtung der KPI kann zum einen über den zeitlichen Horizont erfolgen oder auch über die korrekte Anzahl der gelieferten Produkte bestimmt werden. Die Bildung von KPI für neue Lieferanten kann erst nach mehreren Beschaffungsabläufen bewertet werden.

Eine Möglichkeit zur Bewertung des Logistik-Kriteriums anhand des zeitlichen Horizontes ist die Berechnung der Lieferverzugsquote im Betrachtungszeitraum. Hierfür werden die verspäteten Lieferungen der Gesamtanzahl der Lieferungen gegenübergestellt. (Bai & Sarkis, 2014; Janker, 2008; Min, H., 1994; Sundtoft Hald & Ellegaard, 2011; Surjandari et al., 2010)

Nach der Bewertung der Pünktlichkeit der Lieferungen können auch komplette Lieferausfälle in die Bewertung mit einbezogen werden. Hier wird ähnlich der Lieferverzugsquote der Quotient aus der Anzahl der Lieferausfälle und der Gesamtanzahl der Lieferungen gebildet. (Bai & Sarkis, 2014; Janker, 2008)

Die Autoren Janker (2008) sowie Bai und Sarkis (2014) beschreiben mit der Fehllieferungsquote eine Metrik, in der die Menge der gelieferten Teile geprüft wird. Bei einer Unterlieferung kann die Weiterverarbeitung der Teile nicht gewährleistet werden und bei Überlieferung werden zusätzliche Kosten für die Lagerung oder für den Rückversand notwendig.

Als eine übergeordnete Metrik beschreibt der Autor Janker (2008) die Lieferqualität von Lieferanten. Der KPI wird durch die Berechnung des Quotienten der Anzahl an liefermangelfreien Lieferungen und der Gesamtanzahl an Lieferungen gebildet. Aufgrund dass die KPI erst bei einer bestehenden Lieferbeziehung betrachtet werden können, können für neue Lieferanten noch keine Aussagen getroffen werden. Um neue Lieferanten dennoch in das Bewertungsmodell zu integrieren, kann beispielsweise die durchschnittliche Logistik-Bewertung der anderen Lieferanten angenommen werden.

Die nachfolgende Tabelle 9 beschreibt die verschiedenen Berechnungsmethoden für die KPI aus dem Bereich der Logistik.

Key Performance Indikator	Bewertungsmethode	Ergebnis
Lieferverzugsquote	$Lieferverzugsquote = \frac{\sum L_{verspätet}}{\sum L_{Gesamt}} \times 100$	Prozent
Lieferausfallsquote	$Lieferausfallsquote = \frac{\sum L_{ausgefallen}}{\sum L_{Gesamt}} \times 100$	Prozent
Fehllieferungsquote	$Fehllieferungsquote = \frac{\sum L_{falsch}}{\sum L_{Gesamt}} \times 100$	Prozent
Lieferqualität	$Lieferqualität = \frac{\sum L_{liefermangelfrei}}{\sum L_{Gesamt}} \times 100$	Prozent

Tabelle 9 KPI für Logistik

Die Berechnung der KPI für das Bewertungsmodell erfolgt unter dem Punkt Logistik rein quantitativ. Eine qualitative Bewertung ist aufgrund der simplen Sammlung der Werte wenig sinnvoll.

4.4.5 KPI für Flexibilität

Die nachfolgenden KPI beschreiben, wie die Bewertung der Flexibilität von Lieferanten durchgeführt werden kann. Hierbei werden sowohl qualitative als auch quantitative Bewertungsmethoden angewandt.

Ein quantitativer Versuch die Flexibilität eines Lieferunternehmens zu bestimmen, ist die Bestimmung der Auftragsdurchlaufzeit. Hierbei wird die Dauer von Auftragseingang bis zur Auslieferung des Lieferungsobjektes betrachtet und der branchenüblichen Auftragsdurchlaufzeit gegenübergestellt. (Bai & Sarkis, 2014)

Die Möglichkeit Änderungen an der Bestellung durchzuführen, kann mit einer Zeitspanne vom Bestellzeitpunkt bis zum letztmöglichen Zeitpunkt für Änderungen quantifiziert werden. Änderungen können hierbei sowohl auf Basis der zu liefernden Menge (Lieferflexibilität) als auch Änderungen an der Art des Beschaffungsobjektes (Änderungswünsche) sein. (Bai & Sarkis, 2014; Janker, 2008; Surjandari et al., 2010)

Zusätzlich können Lieferanten nach ihrem Verhalten im Garantie- oder Kulanzfall bewertet werden. Hierbei kann eine qualitative Bewertung anhand einer Likert-Skala die Möglichkeit bieten Lieferanten zu vergleichen. (Janker, 2008; Weber et al., 1991) Für neue Lieferanten können Erfahrungswerte von anderen Unternehmen herangezogen werden, um den Lieferanten zu bewerten.

Die beschriebenen KPI werden zusammengefasst und anhand ihrer Bewertungsmethode in der nachfolgenden Tabelle 10 dargestellt.

Key Performance Indikator	Bewertungsmethode	Ergebnis
Auftragsdurchlaufzeit	$DLZ_{\text{Auftrag}} = T_{\text{Erfüllung}} - T_{\text{Start}}$	Tage
Lieferflexibilität	$F_{\text{Lieferung}} = T_{\text{Erfüllung}} - T_{\text{finale Menge}}$	Tage
Änderungsflexibilität	$F_{\text{Änderung}} = T_{\text{Erfüllung}} - T_{\text{finale Änderung}}$	Tage
Garantie & Kulanz	Likert-Skala	Wert auf Skala

Tabelle 10 KPI für Flexibilität

4.5 Anwendung AHP als Bewertungsmodell für Lieferanten

Das Bewertungsmodell für den praktischen Teil wird auf Basis des AHP gebildet und beschreibt die relative Priorität der einzelnen Kriterien zu einander. Das Ziel dieses Abschnitts soll ein gewichtetes Bewertungsmodell sein, mit denen beispielhaft Lieferanten bewertet werden können. Der AHP wird für die Kriterien und die KPI durchgeführt, eine Betrachtung von möglichen Alternativen (Lieferanten) wird in diesem Schritt noch nicht durchgeführt. Da die Bewertungskriterien von jedem Unternehmen subjektiv bemessen werden, werden in dieser Arbeit die Kriterien beispielhaft gewichtet und als ein idealisiertes Modell angenommen.

4.5.1 Problemhierarchie

Mit der Erstellung der Problemhierarchie wird der erste Schritt für das Bewertungsmodell durchgeführt. Hierbei wird wie in Abschnitt 4.2 beschrieben das Problem stufenweise zerlegt und hierarchisch dargestellt.

Das Problem, welches gelöst werden soll, ist die Auswahl eines Lieferunternehmens für Beschaffungsobjekte. Die im Abschnitt 4.3 definierten Kriterien bilden die zweite Ebene in der Hierarchie. Diese werden mit den definierten KPI aus Abschnitt 4.4 auf dritter Ebene ergänzt. Die nachfolgende Abbildung 15 stellt die Problemhierarchie näher dar.

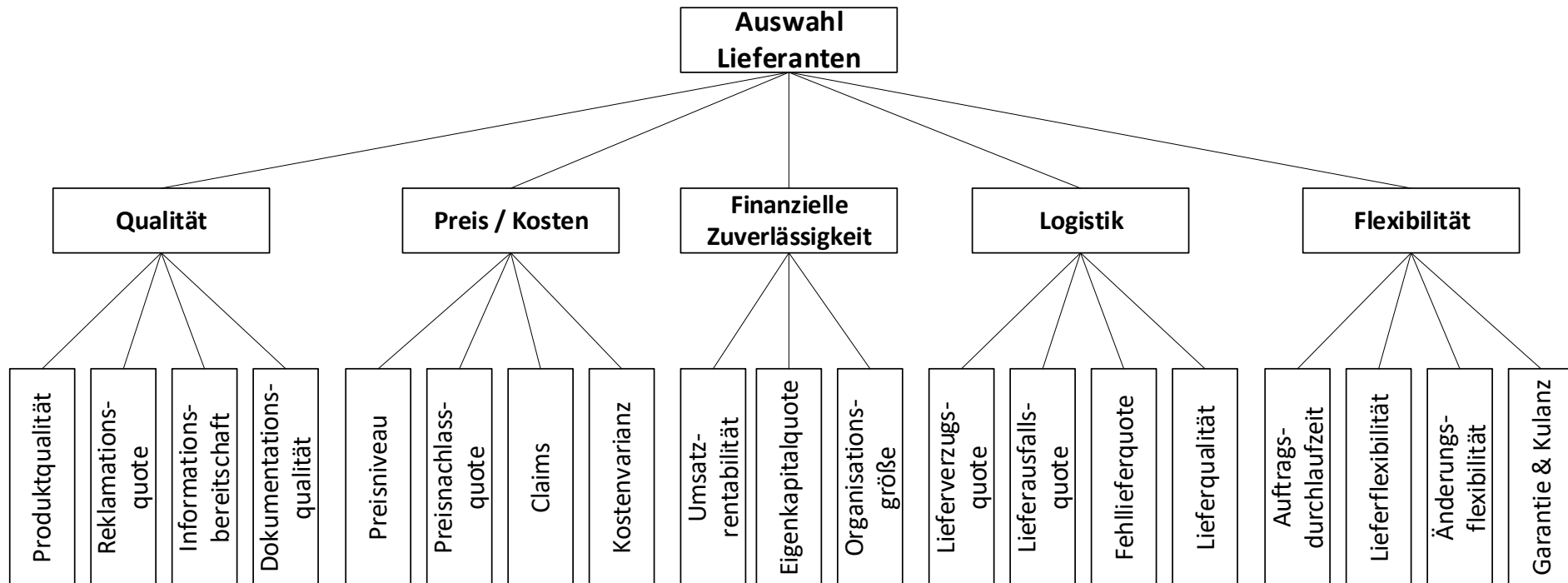


Abbildung 15 AHP-Problemhierarchie Lieferantenauswahl

4.5.2 Gewichtung der Kriterien

Die erste Ebene für die Auswahl von Lieferanten bilden die verschiedenen Kriterien nach denen bewertet werden kann. In diesem Schritt werden die Kriterien untereinander verglichen und die Prioritäten gemäß Saaty (2003) mittels Eigenvektor und maximalen Eigenwert berechnet. Die nachfolgende Tabelle 11 beschreibt die beispielhafte Einschätzung der verschiedenen Kriterien. Die Kriterien werden mit den Anfangsbuchstaben in der Tabelle 11 und Tabelle 12 abgekürzt.

Kriterium		Kriterium		Erklärung
Q	2	P/K	1	Die Qualitätsansprüche in der Automobilindustrie an Lieferanten sind sehr hoch. Im Vergleich zu den Kosten sind diese nur moderat höher.
Q	5	FZ	1	Die finanzielle Zuverlässigkeit muss für die Auswahl gegeben sein, ist aber im Vergleich zu den Qualitätskriterien stark zu vernachlässigen, da der Austausch von Lieferanten leicht möglich ist.
Q	3	L	1	Die Anforderungen an die Logistik sind sehr wichtig (z.B. Just-in-Time-Lieferungen), sind aber im Vergleich zur Qualität doch moderat weniger wichtig.
Q	5	F	1	Die Flexibilitätsanforderungen sind im Vergleich zu den Qualitätsanforderungen stark zu vernachlässigen, aufgrund des rigiden Prozessvorgehens.
P/K	7	FZ	1	Aufgrund der großen Auswahl an Lieferanten ist die Bewertung nach preislichen Aspekten sehr stark zu bevorzugen.
P/K	2	L	1	Die Anforderungen nach Logistik sind ähnlich den Kostenanforderungen zu bewerten. Im direkten Vergleich sind die Kosten leicht moderat zu bevorzugen.
P/K	3	F	1	Die Flexibilität hängt immer den Preis zusammen. Im Vergleich ist der Kostenfaktor moderat wichtiger als die Flexibilität.
FZ	1	L	5	Die Logistikanforderungen sind für die Lieferbeziehung unerlässlich und im Vergleich zu der finanziellen Zuverlässigkeit stark zu bevorzugen.
FZ	1	F	3	Im Vergleich zur finanziellen Zuverlässigkeit ist Flexibilität in der Lieferantenbeziehung moderat wichtiger.
L	5	F	1	Die Flexibilität eines Lieferanten ist abhängig von den Logistikanforderungen, wodurch die Logistikanforderungen stark bevorzugt werden.

Tabelle 11 Einschätzung Kriterien (AHP)

Die nachfolgende Tabelle 12 beschreibt die Bewertungsmatrix inklusive den berechneten Prioritäten.

Kriterien	Q	P/K	FZ	L	F	Prioritäten
Q	1	2	5	3	5	40,7 %
P/K	1/2	1	7	2	3	26,7 %
FZ	1/5	1/7	1	1/5	1/3	4,3 %
L	1/3	1/2	5	1	5	20,4 %
F	1/5	1/3	3	1/5	1	7,9 %

Tabelle 12 Bewertungsmatrix Kriterien (AHP)

Das wichtigste Kriterium ist Qualität mit einem großen Abstand nach den Kriterien Preis / Kosten und Logistik. Weniger wichtig sind die Kriterien Flexibilität und die finanzielle Zuverlässigkeit des Lieferunternehmens.

4.5.3 Gewichtung der KPI

Die Gewichtung der KPI wird gleich der Gewichtung der Kriterien durchgeführt. Hierbei wird für jedes Kriterium die KPI untereinander gewichtet und die Prioritäten berechnet. Bei der Berechnung wird sowohl die lokale Priorität als auch die globale Priorität berechnet. Wie auch bei den Kriterien wird eine beispielhafte Priorisierung der einzelnen KPI durchgeführt.

Qualität

Als wichtigster KPI wird die Produktqualität (P) für das Beschaffungsobjekt angenommen, da die grundlegende Qualität der Beschaffungsobjekte einen großen Einfluss auf die Entscheidung hat. Der zweitwichtigste Indikator wird die Reklamationsquote (R) angenommen, da sie ähnlich der Produktqualität einen großen Einfluss auf den Prozess hat. Die restlichen KPI Informationsbereitschaft (I) und Dokumentationsqualität (D) haben bei der Entscheidung weniger Einfluss. Die nachfolgende Tabelle 13 beschreibt die Bewertungsmatrix für die KPI.

Qualität	P	R	I	D	Lokale Priorität	Globale Priorität
Produktqualität (P)	1	3	5	5	53,7 %	21,9 %
Reklamationsquote (R)	1/3	1	7	3	28,9 %	11,7 %
Informationsbereitschaft (I)	1/5	1/7	1	1/3	5,8%	2,4 %
Dokumentationsqualität (D)	1/5	1/3	3	1	11,6 %	4,7 %

Tabelle 13 Bewertungsmatrix Qualität (AHP)

Preis / Kosten

Für das Kriterium Preis / Kosten wird als wichtigster KPI das Preisniveau (NI) bestimmt, dadurch hat der Preis der Waren einen großen Einfluss auf die Entscheidung. Weiteres ist auch der KPI Kostenvarianz (KV) von großer Bedeutung, da die Planbarkeit im Prozess als wichtig eingestuft wird. Der Preisnachlass (NA) und die zusätzlichen Kosten durch Claims (CL) werden als weniger wichtig eingestuft. Die daraus entstandene Bewertungsmatrix inklusive den Prioritäten wird durch nachfolgende Tabelle 14 dargestellt.

Preis / Kosten	NI	NA	CL	KV	Lokale Priorität	Globale Priorität
Preisniveau (NI)	1	3	5	2	43,9 %	11,7 %
Preisnachlassquote (NA)	1/3	1	3	1/5	12,2 %	3,3 %
Claims (CL)	1/5	1/3	1	1/7	5,7 %	1,5 %
Kostenvarianz (KV)	1/2	5	7	1	38,2 %	10,2 %

Tabelle 14 Bewertungsmatrix Preis / Kosten (AHP)

Finanzielle Zuverlässigkeit

Der KPI Eigenkapitalquote (E) wird für die Bestimmung der Zuverlässigkeit eines Lieferunternehmens als wichtigstes Merkmal herangezogen. Die Bewertung der Umsatzrentabilität (U) ist weniger von Bedeutung als die Eigenkapitalquote vom Unternehmen. Die Organisationsgröße (O) spielt eine weitaus kleinere Rolle für die Bewertung. Die nachfolgende Bewertungsmatrix (Tabelle 15) beschreibt die Zusammenhänge und die Prioritäten näher.

Finanzielle Zuverlässigkeit	U	E	O	Lokale Priorität	Globale Priorität
Umsatzrentabilität (U)	1	1/5	3	18,8 %	0,8 %
Eigenkapitalquote (E)	5	1	7	73,1 %	3,1 %
Organisationsgröße (O)	1/3	1/7	1	8,1 %	0,4 %

Tabelle 15 Bewertungsmatrix Finanzielle Zuverlässigkeit (AHP)

Logistik

Die grundlegende Lieferqualität (LQ) wird als wichtigster KPI für das Kriterium Logistik angenommen. Bei den Abstufungen von fehlerhaften Lieferungen wird absteigend von der Schwere des Fehlers, vom Komplettausfall (LA) über den Verzug (LV), bis zur falschen Lieferung (FL), gereiht. Die Bewertung der einzelnen KPI und deren Priorität sind in der Tabelle 16 ersichtlich.

Logistik	LV	LA	FL	LQ	Lokale Priorität	Globale Priorität
Lieferverszugsquote (LV)	1	1/3	2	1/5	11,3 %	2,3 %
Lieferaussfallsquote (LA)	3	1	5	1/2	31%	6,3 %
Fehllieferungsquote (FL)	1/2	1/5	1	1/5	7,2 %	1,5 %
Lieferqualität (LQ)	5	2	5	1	50,5 %	10,3 %

Tabelle 16 Bewertungsmatrix Logistik (AHP)

Flexibilität

Für die Bewertung nach der Flexibilität eines Lieferunternehmens wird hauptsächlich die Auftragsdurchlaufzeit (AD) verwendet. Es wird angenommen, dass die Flexibilität in der Mengengestaltung (LF) wichtiger ist als die Flexibilität bei den Änderungen (AF). Der Einfluss der Garantie- und Kulanzbestimmungen (GK) wird als gering angenommen. Die Bewertungsmatrix (Tabelle 17) beschreibt die genauen Prioritäten der verschiedenen KPI zueinander.

Flexibilität	AD	LF	AF	GK	Lokale Priorität	Globale Priorität
Auftragsdurchlaufzeit (AD)	1	3	5	5	53,7 %	4,2 %
Lieferflexibilität (LF)	1/3	1	3	7	28,8 %	2,3 %
Änderungsflexibilität (AF)	1/5	1/3	1	3	11,7 %	0,9 %
Garantie & Kulanz (GK)	1/5	1/7	1/3	1	5,8 %	0,5 %

Tabelle 17 Bewertungsmatrix Flexibilität (AHP)

4.5.4 Zusammenfassung

Die definierte Problemhierarchie beschreibt den Aufbau wie ein Lieferunternehmen für eine Lieferbeziehung ausgewählt wird. Mit der Berechnung der einzelnen Prioritäten wurden zum einen die einzelnen Kriterien gewichtet und zum anderen die damit verbundenen KPI gewichtet. Die nachfolgende Abbildung 16 fasst die Berechnungen zusammen und beschreibt die Problemhierarchie mit den einzelnen Prioritäten (grau: lokal, schwarz: global). Bei den Kriterien und dem obersten Knoten sind die lokalen und globalen Kriterien ident.

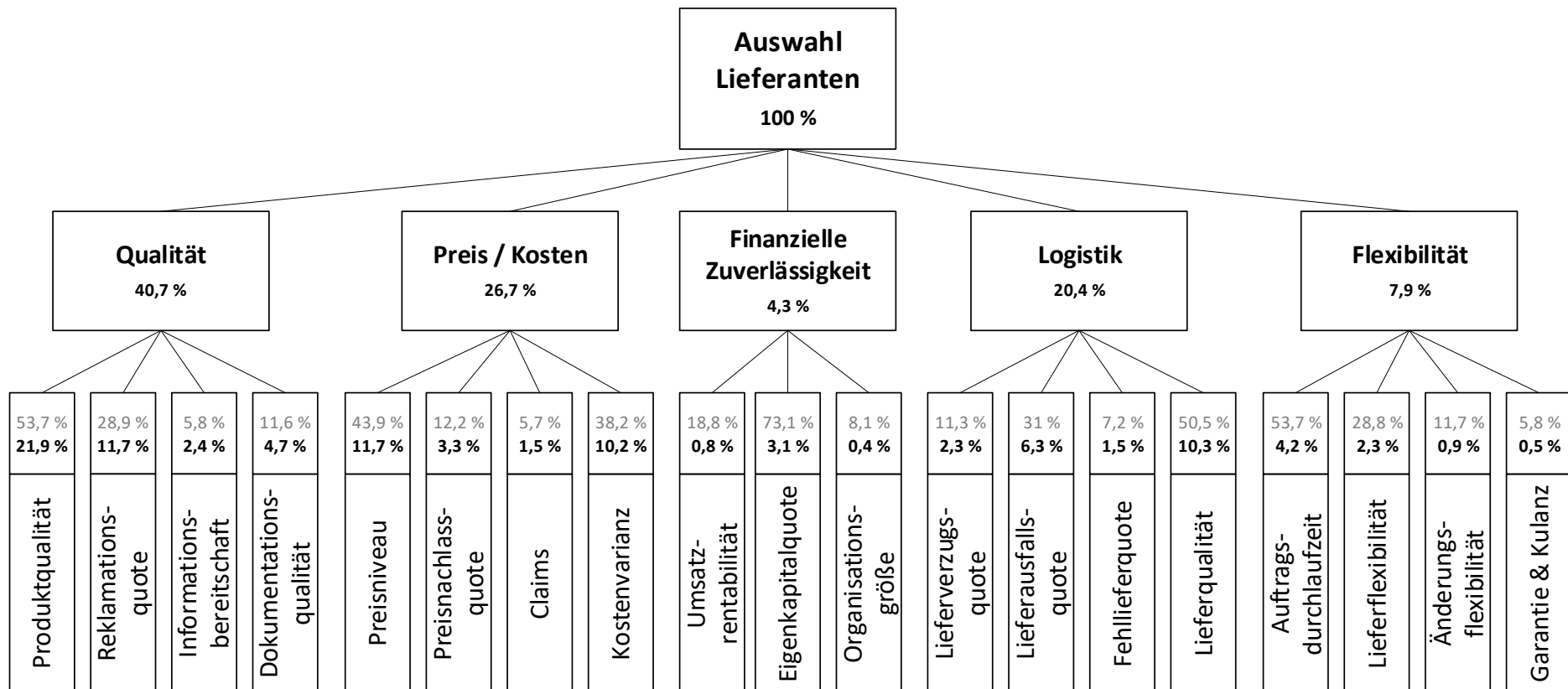


Abbildung 16 AHP-Problemhierarchie Lieferantenauswahl inklusive Prioritäten

4.6 Zusammenfassung

Das Ziel dieses Kapitels war der aktuelle Stand des Themas Lieferantenbewertung und Lieferantenauswahl zu erörtern. Hierfür wurden im ersten Schritt die Einordnung des Themas im Lieferantenmanagement nach Irlinger (2012) und der Auswahlprozess nach Boer et al. (2001) durchgeführt. Die Wichtigkeit der Aufgabe der Lieferantenbewertung wird in beiden Werken hervorgehoben.

Im nächsten Schritt wurden verschiedene Möglichkeiten diskutiert, wie der Prozess der Lieferantenbewertung ausgestaltet werden kann. Aus den diskutierten Alternativen wurde der AHP nach Saaty (1980) als vielversprechende Möglichkeit zur Bewertung von Lieferanten gesehen. Die Vorgehensweise im AHP wurde danach näher analysiert und verschiedene Anwendungsgebiete des AHP diskutiert.

Für die Bewertung nach AHP müssen verschiedene Kriterien gebildet nach denen Lieferanten bewertet werden sollen. Diese Kriterien wurden im nächsten Schritt mit einer Literaturrecherche ermittelt. Die verschiedenen Aspekte bei der Bewertung aus der Literatur wurden zusammengefasst und die wichtigsten Kriterien wurden für das weiterführende Bewertungsmodell ausgewählt.

Auf Basis der ausgewählten Kriterien wurden KPI gebildet werden, welche die Bewertung von Lieferanten weiter operationalisieren. Bei der Beschreibung der KPI wurden die verschiedenen Berechnungsarten diskutiert und eine Bewertung über einen längeren Zeitraum als sinnvoll erachtet.

Der finale Schritt ist die Erstellung des Bewertungsmodells nach AHP mit der Gewichtung der Kriterien und KPI. Es wurde eine beispielhafte Gewichtung durchgeführt, um ein idealisiertes Bewertungsmodell zu erhalten.

Das daraus entstandene Bewertungsmodell wird als Basis in den nachfolgenden Kapiteln bei der Definition des Data Mining Prozesses und der Erstellung des Modells verwendet. Die technischen Konzepte die für die Erstellung des Data Mining Prozesses notwendig sind, werden im nächsten Kapitel näher betrachtet.

5 DATA MINING VERFAHREN

Dieses Kapitel stellt verschiedene Verfahren vor, die für das Data Mining von großer Bedeutung sind. Hierfür wird im ersten Schritt der Begriff Data Mining sowie der Begriff Machine Learning näher betrachtet und eine Definition für diese Arbeit erarbeitet. Auf Basis dieser Definition wird im nächsten Schritt ein Vorgehensmodell vorgestellt, wie der Data Mining Prozess durchgeführt werden sollte. Nach der Beschreibung des Prozesses werden verschiedene Aufgabenstellungen vorgestellt, welche durch Data Mining und Machine Learning gelöst werden können. Für die Bewertung von Lieferanten bedeutet der Einsatz von Data Mining Verfahren zum einen Prozessoptimierung, da die bestehenden Datenstrukturen besser verarbeitet werden können, und zum anderen können mit Data Mining neue Perspektiven aus den Daten generiert werden. Die Algorithmen werden danach beurteilt, ob sie die Aufgabenstellung der Voraussage von Werten in den Lieferantenbewertungen aus den vorhergehenden Kapitel erfüllen können. Aus dieser Beurteilung wird ein Konzept ausgewählt und näher beschrieben.

5.1 Definition von Data Mining und Machine Learning

Die Autoren Witten, Pal, Frank und Hall (2017) definieren Data Mining als Prozess welcher ein Problem durch die Erkennung von Mustern und Zusammenhängen in bestehenden Daten löst. Hierbei müssen die erkannten Muster aussagekräftig sein damit, sie einen Mehrwert generieren können.

Eine ähnliche Definition beschreiben auch die Autoren Fayyad, Pietetsky-Shapiro und Smyth (1996), die Data Mining als Prozess definiert, welcher anhand von Algorithmen für die Analyse und die Erkennung von Mustern in Daten Wissen generiert.

Die beiden Definitionen decken sich auch mit der Definition von Data Mining im Gabler Wirtschaftslexikon. Im Lexikon wird der Begriff Data Mining folgendermaßen abgegrenzt.

„Unter Data Mining versteht man die Anwendung von Methoden und Algorithmen zur möglichst automatischen Extraktion empirischer Zusammenhänge zwischen Planungsobjekten, deren Daten in einer hierfür aufgebauten Datenbasis bereitgestellt werden.“ (Gabler Wirtschaftslexikon)

Der Begriff Data Mining kann nicht nur der Fokus auf die Erkennung von Muster in den Daten verstanden werden, sondern vielmehr kann Data Mining als Überbegriff für eine Vielzahl an Techniken aus verschiedensten Domänen stehen. Durch das Zusammenspiel der verschiedenen Anwendungen kann aus den bestehenden Daten Wissen generiert werden. Eine Übersicht über die verwendeten Anwendungen beschreiben die Autoren Han, Kamber und Pei (2012) in der nachfolgenden Abbildung 17.

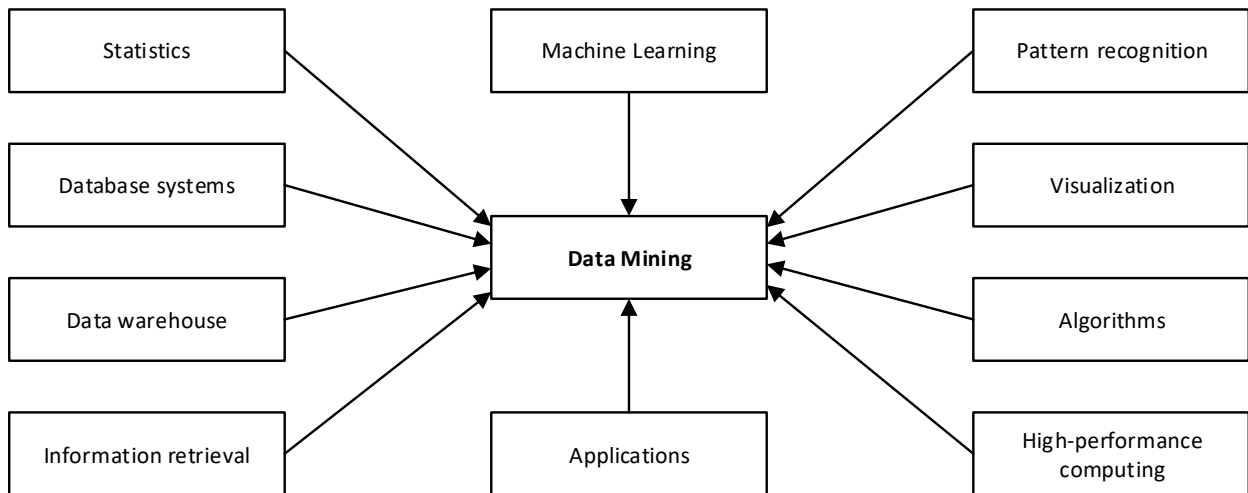


Abbildung 17 Data Mining Techniken aus unterschiedlichen Domänen nach Han et al. (2012)

Die Techniken aus der Statistik beschreiben das Verhalten der Daten anhand von Zufallsvariablen und deren Wahrscheinlichkeitsverteilungen. Diese Interpretation der Daten wird in statistischen Modellen beschrieben. Das Ergebnis eines Data Mining Prozesses kann ein statistisches Modell sein. Statistische Modelle können aber auch verwendet werden, um die Ergebnisse aus einem Data Mining Prozess, mittels statistischen Tests, zu validieren. Die verwendeten Algorithmen für die statistischen Auswertungen bedürfen einer hohen Performance, da die Anwendung von statistischen Methoden bei großen Datenmengen eine hohe Ressourcenlast verursacht. (Han et al., 2012)

Die verwendeten Datenbanken und Data Warehouse Systeme (DWH) bildet die persistente Grundlage für das Data Mining. Dadurch sind insbesondere Entwicklungen bei der Speicherung von großen Datenmengen sowie deren zeitnaher Zugriff beim Data Mining von großer Bedeutung. Im Bereich des klassischen Berichtswesens, über Business Intelligence (BI) Werkzeuge, können Data Mining Lösungen die anspruchsvollen Anforderungen an das Reporting ergänzen. Bei der Auswertung von unstrukturierten Daten werden zusätzlich Methoden des Information Retrieval verwendet, um die benötigten Informationen im korrekten Format zu beschaffen (Han et al., 2012)

Zusammengefasst bildet Data Mining einen Überbegriff über verschiedenste Techniken aus unterschiedlichen Domänen. Hierbei ist das Design eines meist automatisierten Prozesses, welcher sich mit der Erkennung von Muster und Zusammenhängen in Daten beschäftigt, als Hauptaufgabe zu bezeichnen. Das Ziel des Prozesses ist es Wissen aus den bestehenden Daten zu bilden.

Ein grundlegender Teil des Data Mining ist das Maschinelle Lernen (Machine Learning). Hierbei beschreiben die Autoren Witten et al. (2017), dass Machine Learning das Ergebnis einer Veränderung eines Verhaltens zum Zweck einer erhöhten Performance ist. Das beobachtete Verhalten wird hierbei mit vergangenen Verhalten verglichen und die entsprechenden Maßnahmen für eine Maximierung der Performance durchgeführt. Die Autoren Witten et al. (2017) unterscheiden zwischen Learning und Training. Dabei wird darauf verwiesen, dass

Learning nur aufgrund eines Zwecks durchgeführt wird. Bei Training ist kein ersichtlicher Zweck erkennbar.

Die Veränderung des Verhaltens aufgrund der Maximierung von Performance von Daten greifen auch die Autoren Han et al. (2012) auf. Hierbei wird auf die automatische Erkennung von Muster verwiesen und deren Adaptierung zum Zweck der Performanceoptimierung.

Der Autor Kantardzic (2011) beschreibt Machine Learning als Kombination von künstlicher Intelligenz und Statistik, welche verschiedene Problemstellungen in Datenstrukturen aufzeigen und mit unterschiedlichen Algorithmen löst. Das Ziel der verwendeten Algorithmen ist eine Definition von einer Generalisierung der vorkommenden Daten. Auf Basis dieser Generalisierung können Aussagen über die Daten gemacht werden. Eine fundamentale Aufgabe hierbei ist das induktive Machine Learning, das auf Basis von Stichproben eine Generalisierung über die gesamte Datenmenge erstellt.

In der Literatur wird beim Machine Learning zwischen überwachtem Lernen (**supervised learning**) und unüberwachtem Lernen (**unsupervised learning**) unterschieden. Bei überwachtem Lernen wird der Algorithmus auf Basis von Eingabe- und Ausgabepaaren trainiert, hierbei wird durch eine externe Funktion sichergestellt, dass der Algorithmus dem darzustellenden Modell entspricht. Bei nicht gewünschten Werten beschreibt die externe Funktion ein Fehlersignal, welches in einer Feedbackschleife zurück an den Algorithmus gesendet wird. Bei unüberwachtem Lernen fehlt die externe Funktion, wodurch das Ergebnis des Algorithmus keinem vordefinierten Modell entspricht, sondern die natürlichen Strukturen der Daten aufzeigt. (Bramer, 2007; Frawley, Piatetsky-Shapiro, & Matheus, 1992; Han et al., 2012; Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2009; Kantardzic, 2011)

Die Definition von Machine Learning kann nach verschiedenen Standpunkten ausgelegt werden. Hierbei schwimmt oftmals die Grenze zwischen den Definitionen von Machine Learning und Data Mining. Der Autor Kantardzic (2011) beschreibt Machine Learning als die Verbindung zwischen künstlicher Intelligenz und Statistik, wohingegen die Autoren Han et al. (2012) Machine Learning als Teildisziplin im Data Mining sehen. Durch Anwendung von verschiedenen Algorithmen können auf Basis von Stichproben Aussagen über die Gesamtdatenmenge gemacht werden (Generalisierung). Für die Lösung von unterschiedlichen Problemstellungen sind verschiedene Algorithmen verfügbar. Diese Algorithmen werden in der Literatur nach überwachtem Lernen und unüberwachtem Lernen eingeteilt.

5.2 Vorgehensmodell im Data Mining

Die professionelle Durchführung eines Data Mining Projektes bedarf eines normierten Vorgehensmodells. Daher beschreiben die Autoren Marbán, Mariscal und Segovia (2009) das Vorgehensmodell Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) als wichtigen Meilenstein für Data Mining Vorgehensmodelle. Der Autor Shearer (2000) nutzt die Überlegungen von führenden Data Mining Unternehmen aus dem Jahr 1996 und fasst diese unter CRISP-DM zusammen.

Wie auch die Autoren Han et al. (2012) und Kantardzic (2011) beschreiben, ist der CRISP-DM ein iterativer Prozess in dem kontinuierlich die Daten evaluiert, die Modelle angepasst und so die Vorhersagequalität maximiert werden kann. Die nachfolgende Abbildung 18 stellt das Vorgehensmodell nach Shearer (2000) näher dar.

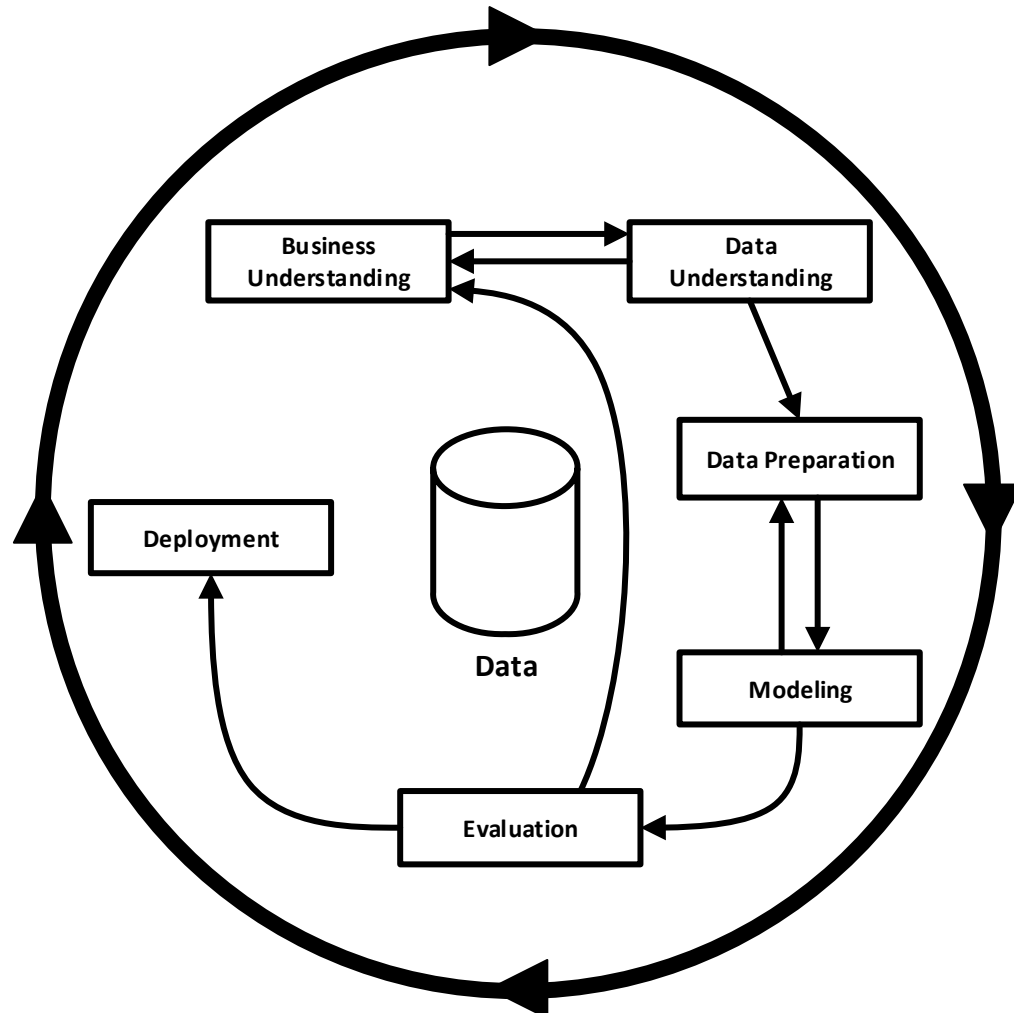


Abbildung 18 CRISP-DM Prozess (Shearer, 2000)

Der Prozess nach Shearer (2000) besteht aus sechs Prozessschritten, welche iterativ durchlaufen werden. Der erste Schritt befasst sich mit dem fachlichen Verstehen (**Business Understanding**) der Anforderungen und der Definition von Zielen. Die definierten Ziele werden operationalisiert und mit konkreten Kennzahlen für die spätere Überprüfung versehen. Auf Basis der Geschäftsziele wird eine Ist-Situation erhoben, in welchen die benötigten Ressourcen für das Projekt erhoben werden. Zusätzlich zu den Geschäftszielen werden Data Mining Ziele definiert, an deren das spätere Modell gemessen wird. Das Ergebnis dieses Prozessschrittes ist ein Projektplan in denen die gesammelten Informationen zusätzlich mit einer Risikoanalyse und einer Zeitplanung versehen werden. (Shearer, 2000; Wirth & Hipp, 2000; Witten et al., 2017)

Für die Autoren Witten et al. (2017) ist im zweiten Prozessschritt das Datenverständnis (**Data Understanding**) wichtig, da aufgrund eines initialen Datensatz geprüft wird, ob die Daten überhaupt die Grundlage für ein Data Mining Projekt bieten.

Die Autoren Wirth und Hipp (2000) sowie Shearer (2000) beschreiben folgende Tätigkeiten als notwendig, um ein Verständnis über die Daten zu erhalten.

- Sammlung eines initialen Datensatzes
- Prüfung des Datensatzes, ob ausreichend Informationen vorhanden sind
- Beschreibung der Struktur des Datensatzes gemäß Data Mining Techniken
- Prüfung der Datenqualität um Aussagen zu treffen

Die Ergebnisse der Analysen der Daten können in verschiedenen Berichten zusammengefasst werden und können Einfluss auf das fachliche Verständnis haben, wodurch eine Adaptierung der Geschäftsziele notwendig sein kann.

In der nächsten Phase befasst sich mit der Datenaufbereitung (**Data Preparation**), welche zum Ziel hat, die Rohdaten in einer Form zu transformieren mit denen Machine Learning Algorithmen Modelle erzeugen können (Witten et al., 2017). Eine solche Transformation ist häufig notwendig, da Rohdaten in einem meist unstrukturierten Format vorliegen und dadurch eine Verarbeitung mit Machine Learning Algorithmen unmöglich ist.

Die Transformation der Rohdaten beginnt mit der Auswahl der Rohdaten, hierbei wird geprüft welche Datensätze gesammelt werden. Hierbei ist oftmals eine Integration verschiedener Datenquellen und eine Harmonisierung der Daten notwendig. Die Gesamtdatenmenge wird anschließend bereinigt, um die gewünschte Datenqualität für die Machine Learning Algorithmen zu gewährleisten. Die in der Datenmenge vorkommenden Attribute können um zusätzliche Attribute erweitert werden. Diese zusätzlichen Attribute können berechnet oder von den bestehenden Daten abgeleitet sein. Abschließend werden die gesammelten Daten in ein Datenformat gebracht, welches für die nachfolgenden Schritte notwendig ist. (Shearer, 2000)

Die vierte Phase beschäftigt sich mit der Erstellung von Modellen (**Modeling**) aus den Daten. Für die Erstellung werden verschiedene Data Mining Techniken angewandt und deren Performance verglichen. Mit der Auswahl der Modellierungstechnik wird beschrieben, wie die Problemstellung gelöst wird. Als Beispiel kann hier die Auswahl von neuronalen Netzwerken oder die Auswahl von Entscheidungsbäumen gewählt werden. Auf Basis der Data Mining Technik wird ein Test Design erstellt, wonach das erstellte Modell bewertet wird. Die Bewertung kann anhand von empirischen Tests erfolgen. Meist wird in diesem Schritt die Datenmenge in ein Test Set und ein Train Set geteilt, um die Voraussagequalität in den weiteren Schritten zu überprüfen. Nach der Erstellung des Test Designs werden die eigentlichen Modelle erstellt und anhand des Test Designs beurteilt. Prüfungskriterien können die Vorhersagegenauigkeit oder der Generalisierungsfaktor des Modells über die Daten sein. Für die nachfolgende Evaluierung wird das beste Modell ausgewählt. (Shearer, 2000)

Wie die Autoren Witten et al. (2017) beschreiben, ist die Phase der Datenaufbereitung oft eng mit der Phase der Modellierung verbunden. Da aufgrund von Erkenntnissen in der Modellierung die Datenbasis verändert werden muss.

Der fünfte Schritt beschäftigt sich mit der Evaluierung (**Evaluation**) des Modells anhand der zuvor definierten Geschäftsziele. Wenn das Ergebnis der Evaluierung für das Modell nicht die Geschäftsziele erreicht, kann das grundlegende Auswirkungen auf das fachliche Verständnis haben und der gesamte Prozess vom Datenverständnis bis zur Modellierung muss erneut durchlaufen werden. Bei einer positiven Beurteilung können die nachfolgenden Schritte geplant werden. (Shearer, 2000; Witten et al., 2017)

Diese nachfolgenden Schritte können sich in der letzten Phase bei der Überführung der Erkenntnisse in den Alltag (**Deployment**) zeigen. Die Erkenntnisse fließen in den verschiedenen Systemen ein und durch eine kontinuierliche Überwachung kann der Wert des Data Mining Projektes festgestellt werden. (Shearer, 2000)

Der zeitliche Aufwand für die Data Mining Phase (Datenaufbereitung bis Evaluierung) wird vom Autor Pyle (1999) mit bis zu 80 Prozent des gesamten Aufwands bemessen. Zu einem ähnlichen Ergebnis kommt auch der Autor Shearer (2000) der 50 bis 70 Prozent dieser Phase zuwendet und den Rest auf die Vorphase (Verständnisbildung) und der Nachphase (Überführung der Ergebnisse).

Zusammengefasst beschreibt der CRISP-DM einen iterativen Prozess in dem auf Basis von Geschäftszielen und den bestehenden Daten versucht wird, mittels Data Mining Algorithmen Wissen zu generieren. Ein wichtiger Punkt ist, dass sowohl ein fachliches Verständnis als auch ein Verständnis über die Daten durchgeführt werden soll.

Für die Wissensgenerierung werden Datenmodelle erstellt, mit denen Aussagen über die Gesamtdatenmenge gemacht werden. Bei der Definition verschiedenen Datenmodelle können unterschiedliche Data Mining Techniken angewandt werden und die Auswahl des bestmöglichen Datenmodells muss entsprechend der Data Mining Zielen erfolgen. Das Datenmodell wird zusätzlich gegenüber der vorher definierten Geschäftsziele geprüft um zu gewährleisten, dass das Modell einen Nutzen bewirkt. Durch diesen zusätzlichen Prüfungsschritt kann das Risiko minimiert werden ein Datenmodell zu erstellen, welches zwar aus der Data Mining Perspektive ausgezeichnet ist, aber aus der Geschäftsperspektive keinen Nutzen bietet.

Wichtig ist hierbei, dass die einzelnen Phasen teilweise eng miteinander gekoppelt sind, wodurch Änderungen in einer Phase einen großen Einfluss auf die Ergebnisse einer anderen Phase haben kann.

Der CRISP-DM gilt als Industriestandard für die Durchführung von Data Mining Projekten und ist für die Vielzahl an Aufgabenstellungen im Data Mining geeignet. Der nachfolgende Abschnitt beschreibt denkbare Aufgabenstellungen und mögliche Machine Learning Techniken für deren Lösung.

5.3 Aufgabenstellungen im Data Mining

Nach der grundlegenden Definition von Data Mining und einer Definition eines Vorgehensmodells beschäftigt sich dieser Abschnitt mit den verschiedenen Aufgabenstellungen, welche mit Data Mining gelöst werden können. Die verschiedenen Aufgabenstellungen werden mit der fachlichen Aufgabenstellung der Lieferantenbewertung verglichen und das Verfahren ausgewählt, das die Anforderungen am besten erfüllt.

Die Autoren Hand, Mannila und Smyth (2001) beschreiben in ihrer Arbeit verschiedene Aufgaben, die mit Data Mining gelöst werden können. Die nachfolgende Tabelle 18 fasst die Erkenntnisse der Autoren zusammen.

Aufgabenstellung	Beschreibung
Exploratory Data Analysis	Die bestehenden Daten werden analysiert um eine Visualisierung der Daten von einem mehrdimensionalen Raum in eine für den Menschen interpretierbare Form durchzuführen.
Descriptive Modelling	Die bestehenden Daten werden anhand ihrer Eigenschaften analysiert. Beispiele für solche Analysen sind Clusteranalysen und Abhängigkeitsmodellierungen von Variablen in Daten.
Predictive Modelling	Anhand der bestehenden Daten wird ein Modell erstellt, mit dem weitere Werte vorausgesagt werden können. Klassifikation für diskrete Werte und Regression für fortlaufende Werte sind als Beispiele für Predictive Modelling zu nennen.
Discovering Patterns and Rules	Wie nach der Definition von Fayyad et al. (1996) werden Muster und Zusammenhänge in den Daten gefunden. Ein Anwendungsgebiet ist die Assoziationsanalyse von Datensätzen.
Retrieval by Content	Auf Basis von Muster werden ähnliche Muster in den bestehenden Daten gefunden.

Tabelle 18 Aufgabenstellungen im Data Mining nach Hand et al. (2001)

Die beschriebenen Aufgabenstellungen von Hand et al. (2001) werden von den Autoren Han et al. (2012) aufgenommen und überarbeitet. Die Erkenntnisse beschreiben die klassischen Data Mining Aufgabenstellungen, welche auch die Autoren Witten et al. (2017) beschreiben. Die nachfolgende Tabelle 19 fasst die Erkenntnisse der Autoren zusammen und beschreibt Verfahren mit deren Hilfe die Aufgabenstellungen gelöst werden können.

Aufgabenstellung	Verfahren	Quellen
<i>Klassifikation & Regression</i>	Entscheidungsbäume	Shearer (2000), Bramer (2007), Han et al. (2012)
	Naive Bayes	Wu, X. et al. (2008), Bramer (2007), Han et al. (2012)
	Neuronale Netzwerke	Jain, Mao und Mohiuddin (1996), Shearer (2000), Guresen und Kayakutlu (2011)
	Support Vector Machine	Hearst, Dumais, Osuna, Platt und Scholkopf (1998), Wu, X. et al. (2008), Han et al. (2012)
<i>Assoziationsanalyse</i>	Apriori-Algorithmus	Agarwal und Srikant (1994), Han et al. (2012)
	Frequent-Pattern Tree	Han, Pei, Yin und Mao (2004), Witten et al. (2017)
<i>Clusteranalyse</i>	k-Means-Algorithmus	Hartigan und Wong (1979), Kanungo, Mount, Netanyahu, Piatko, Silverman und Wu (2002)
	Balanced iterative reducing and clustering using hierarchies (BIRCH)	Zhang, Ramakrishnan und Livny (1996), Han et al. (2012)
	Expectation-Maximation-Algorithmus	Moon (1996), Wu, X. et al. (2008), Han et al. (2012)

Tabelle 19 Data Mining Aufgabenstellungen und Verfahren

Die vorgestellten Data Mining Verfahren beschreiben verschiedene Aufgabenstellungen und deren Lösung. Die in den vorhergehenden Kapiteln beschriebene fachliche Herangehensweise an das Thema Lieferantenbewertung kann nun mit einem solchen Data Mining Verfahren unterstützt und verbessert werden.

Durch die Nutzung von Data Mining im Lieferantenmanagement können Entscheidungsgrundlagen schneller den entsprechenden Entscheidungsträgern zur Verfügung gestellt werden. Da die Daten mit den verschiedensten Verfahren durchleuchtet werden, werden auch neue Erkenntnisse in den bestehenden Daten gebildet. Beispielsweise können durch zuvor gespeicherte Lieferantenbewertungen Muster und Prioritäten erkannt werden, wonach Lieferanten bewertet werden können. Diese Zusammenhänge können für Entscheidungsträger nicht sichtbar sein und durch Data Mining können diese Zusammenhänge dargestellt werden.

Als Aufgabenstellung für diese Arbeit wird die Voraussage von Lieferantenbewertungen gesehen. Diese Aufgabenstellung lässt sich unter dem Anwendungsfall der Regression sehen, da das Ziel eine Bestimmung von fortlaufenden Werten für die Bewertungen von Lieferanten ist. Die Basis für die Vorhersage bilden zuvor durchgeführte Lieferantenbewertungen. Mithilfe von Data Mining Verfahren werden unbewusste Zusammenhänge für Entscheidungsträger sichtbar gemacht. Die Basis für Vorhersagen über die Performance von neuen Lieferanten bilden die Erkenntnisse aus dem Data Mining Modell. Mit dem Data Mining Modell ist es dann möglich Aussagen über neue Lieferanten zu bilden, hierfür werden die Merkmale des neuen Lieferanten in das Data Mining Modell überführt und das Ergebnis ist eine wahrscheinliche Bewertung des Lieferanten. Der nachfolgende Abschnitt beschäftigt sich näher mit einem Verfahren mit dem die Aufgabenstellung gelöst werden kann.

5.4 Neuronale Netzwerke

Wie in dem vorhergehenden Abschnitt beschrieben, lassen sich Data Mining Verfahren in verschiedene Kategorien einteilen. Die Aufgabenstellung der Vorhersage von fortlaufenden Werten wird der Regression zugeordnet. Dieser Abschnitt stellt Neuronale Netzwerke als ein solches Verfahren vor. Dieser Abschnitt definiert im ersten Schritt den Begriff neuronales Netzwerk und beschreibt die verschiedenen Arten wie ein neuronales Netzwerk ausgestaltet werden kann. Auf Basis dieser Beschreibung wird ein Verfahren ausgewählt, mit dem der Prototyp erstellt wird.

5.4.1 Definition

Die Autoren Guresen und Kayakutlu (2011) versuchen auf Basis verschiedener Ansätze in der Literatur eine passende Definition für Künstliche Neuronale Netzwerke (KNN) oder englisch Artificial Neural Networks (ANN) zu finden. Bei der Definition werden die Erkenntnisse aus dem Vergleich von den Eigenschaften von biologischen neuronalen Netzwerken mit den Eigenschaften aus KNN mit den Erkenntnissen aus der Graphentheorie zu dem Thema verbunden. Die Autoren Guresen und Kayakutlu (2011) sehen KNN als gerichtete Graphen, welche mindestens die nachfolgenden Bestandteile besitzen.

- Start-, End-, Verarbeitungsknoten
- Gewichte für die Knoten
- Abweichung (Bias) für die Knoten
- Lernalgorithmus, welcher den Input in den gewünschten Output transformiert

Eine ähnliche Architektur wird auch von den Autoren Gluchowski, Dittmar und Gabriel (2008) beschrieben. Hierbei besteht die Architektur aus einer Input Schicht, einer bis mehreren versteckten Schicht (Hidden Layer) und einer Output Schicht. Die nachfolgende Abbildung 19 stellt die grundlegende Architektur nach Gluchowski et al. (2008) näher dar.

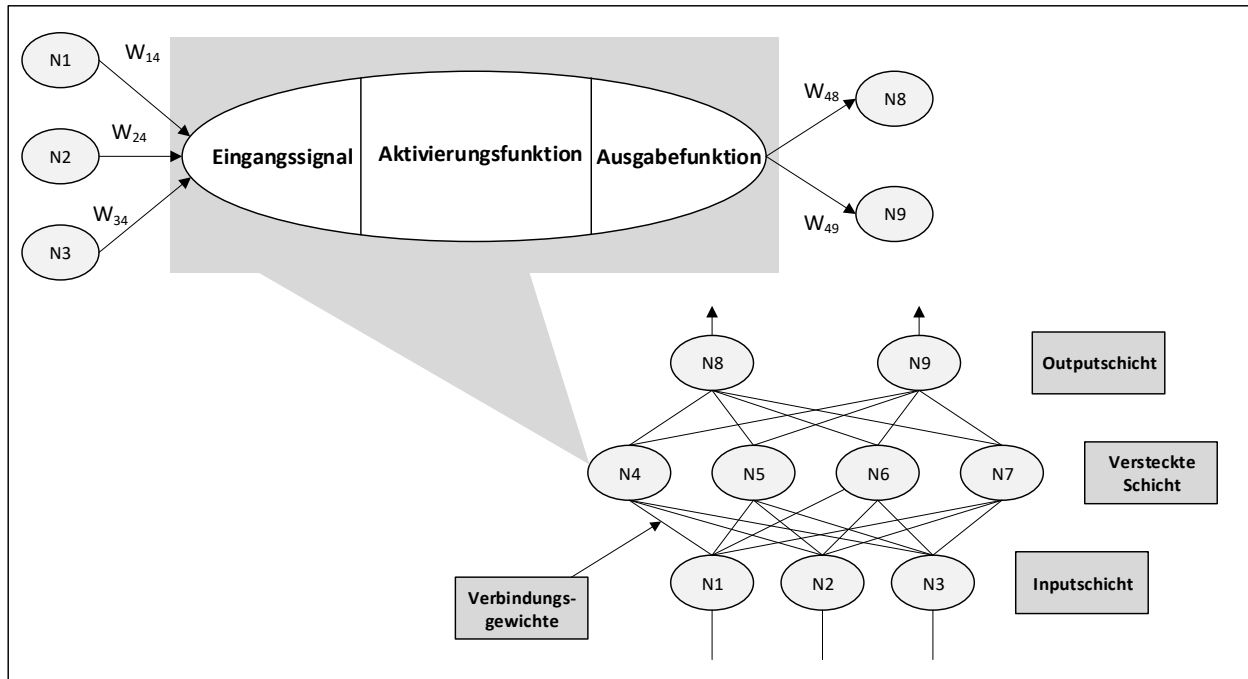


Abbildung 19 Grundlegender Aufbau KNN in Anlehnung an Gluchowski et al. (2008)

In den Knoten selbst wird ein Eingangssignal aufgenommen. Dieses Eingangssignal besteht aus der Summe der Gewichte der eingehenden Verbindungen. Auf Basis des Eingangssignals wird über eine Aktivierungsfunktion bestimmt, wie die Ausgabefunktion ausgeführt wird. Für die Auswahl der Aktivierungsfunktion können verschiedene mathematische Funktionen verwendet werden (Hagan, Demuth, & Beale, 1996).

Ähnlich wie die Autoren Guresen und Kayakutlu (2011) haben auch die Autoren Jain et al. (1996) die Parallelitäten zwischen biologischen und künstlichen Netzwerken erkannt und beschreiben eine Einteilung, wonach KNN kategorisiert werden können. Eine Möglichkeit KNN einzuteilen sind Feed Forward Netzwerke, in der die Knoten keinen Kreislauf bilden. Rekurrente Netzwerke (Reccurent Networks) bilden im Gegensatz dazu einen Kreislauf an Knoten, um die Berechnung der Gewichte durchzuführen. Die Gewichte der einzelnen Knoten wird über Feedbackschleifen berechnet. Die Berechnung über Feedbackschleifen wird meist über Backpropagation-Algorithmen gelöst.

Einen weiteren Aspekt für die Architektur von KNN beschreibt der Autor Schmidhuber (2015) in seiner Arbeit zum Thema Deep Learning in neuronalen Netzwerken. Das Ziel des Deep Learning Ansatzes ist es Wissen über eine Vielzahl an Neuronen und Schichten präzise abzubilden. Als Beispiel für Deep Learning Netzwerke kann die Erkennung von Bildern gesehen werden (Ahmed, Jones, & Marks, 2015; Liu, Z., Luo, Wang, & Tang, 2015; Sun, Y., Chen, Wang, & Tang, 2014; Wang, J. & Hu, 2017).

5.4.2 Auswahl für Prototyp

Die fachliche Lösung für das Problem der Lieferantenbewertungen wurde im Abschnitt 4.5 mit dem AHP Verfahren gelöst. Dieses vergleicht die Gewichtungen der einzelnen Kriterien und Alternativen gegeneinander, um das bestmögliche Ergebnis zu erreichen.

Die Darstellung der Problemhierarchie sowie deren gewichtete Kriterien/Alternativen sind dem der Darstellung von neuronalen Netzwerken mit den gewichteten Knoten sehr ähnlich. Dadurch sind auch verschiedene Ansätze bei der Kombination der beiden Verfahren in der Literatur zu finden.

Die meisten Ansätze beschäftigen sich im ersten Schritt mit der Abbildung der Problemhierarchie nach AHP im neuronalen Netzwerk. Mit der Einführung von Hidden Layers durch die Architektur des neuronalen Netzwerks konnten die Daten besser an die Bewertungen in der realen Welt angepasst werden. Die meisten Autoren sehen danach die Initialisierung der Startgewichte mit den Prioritäten aus dem AHP Verfahren. Als grundlegende Architektur sind Feed Forward Netzwerke ausgewählt worden. (Kar, 2013; Kumar, J. & Roy, 2010; Stam, Sun, & Haines, 1996; Tang, S. H. et al., 2013)

Der Nachteil eines solchen Ansatzes ist, dass eine Feedbackschleife mit den bestehenden Daten nicht möglich ist, ohne eine Änderung der Startgewichte zu verursachen. Diese Arbeit nimmt sich diesem Problem an und setzt beim Design des Neuronalen Netzwerkes auf eine Architektur mit Backpropagation. Bei der Nutzung von Backpropagation wird nach jedem Durchlauf durch das neuronale Netz das Delta zwischen dem errechneten Ergebnis und dem gewünschten Ergebnis ermittelt. Auf Basis dieses Deltas werden die Gewichte rückwirkend verändert, um das Delta zu minimieren.

Die Verwendung eines Backpropagation-Algorithmus im Design des Netzwerkes liefert eine bessere Abbildung der Wirklichkeit der Bewertungen. Dieser Ansatz sieht keine Initialisierung der Startgewichte mit den Prioritäten vor, sondern beschreibt beim Training des Netzwerkes, dass die Abbildung der AHP Prioritäten über die Daten stattzufinden hat. Hierfür werden Datensätze angelegt die nach den strikten Prioritäten des AHP bewertet wurden. Durch den Backpropagation Algorithmus kann so die Problemhierarchie über die Daten im Neuronalen Netzwerk abgebildet werden.

Bei der Bestimmung der wahrscheinlichen Lieferantenperformance von neuen Lieferanten werden die Merkmale der Lieferanten in das neuronale Netzwerk eingegeben. Die Werte werden durch das Netzwerk geleitet, aufgrund der verschiedenen Gewichtungen der Knoten wird Schritt für Schritt die Lieferantenperformance berechnet.

Als Anwendungsfall kann das Erkennen von Mustern in bestehenden Bewertungen gesehen werden. Auf Basis dieser Muster können dann Bewertungsmodelle für die weitere Analyse erstellt werden. Diese Bewertungsmodelle können zum einen als Hilfe für neue Mitarbeiter gesehen werden und so die Einschulungsphase minimieren. Zum anderen kann dadurch der bestehende Bewertungsprozess evaluiert werden und so neue Attribute zur Bewertung aufgenommen oder unnötige Attribute entfernt werden.

5.5 Zusammenfassung

Der Fokus dieses Kapitel war die Erörterung des Begriffes Data Mining sowie deren Anwendung für die Umsetzung in dieser Arbeit. Im ersten Schritt wurde der Begriff Data Mining als automatisierter Prozess für die Erkennung von Muster und Zusammenhängen in Daten definiert. Auf Basis dieser Definition wurde Machine Learning als Teildisziplin von Data Mining beschrieben.

Aus der Literatur werden zwei Arten, wie Machine Learning Algorithmen Daten verarbeiten, präsentiert. Zum einen werden die Daten auf Basis von überwachtem Lernen verarbeitet und zum anderen auf Basis von unüberwachtem Lernen.

Im Zuge der Entwicklungen von Data Mining Operationen hat sich aus der Literatur ein Vorgehensmodell entwickelt. Das CRISP-DM durchläuft iterativ die nachfolgenden Phasen.

- Business Understanding
- Data Understanding
- Data Preparation
- Modeling
- Evaluation
- Deployment

Dieses Vorgehensmodell wird verwendet, um verschiedene Aufgabenstellungen zu lösen. In diesem Kapitel wurden drei Aufgabenstellungen vorgestellt, sowie mögliche Verfahren zur Lösung.

Auf Basis der fachlichen Anforderungen wird für die Bestimmung der Lieferantenbewertung ein Regressionsverfahren ausgewählt. Als Lösungsverfahren wird die Modellierung mittels neuronalen Netzwerkes mit Backpropagation ausgewählt.

Auf Basis dieser Erkenntnisse wird im nächsten Kapitel ein Prototyp erstellt, welcher für die Überprüfung der aufgestellten Hypothesen verwendet wird.

6 UMSETZUNG DES PROTOTYPS

Die Erkenntnisse der Lieferantenbewertung und die Erkenntnisse von Data Mining Verfahren werden in diesem Kapitel vereint. Das Ziel dieses Kapitel ist die Beschreibung des umgesetzten Prototyps welcher auf Basis des definierten Bewertungsmodells Aussagen über die Performance von Lieferanten machen kann. Der Umsetzungsprozess folgt dem Vorgehensmodell Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM), welches in Abschnitt 5.2 beschrieben ist. Im ersten Schritt werden die Funktionalitäten des Prototyps sowie die verwendeten Testdaten vorgestellt. Die nachfolgenden Schritte beschreiben die einzelnen Phasen des Vorgehensmodells CRISP-DM.

6.1 Funktionalität des Prototyps

Der erste Schritt bei der Erstellung des Prototyps ist die Beschreibung der Funktionalität des Prototyps. Wichtig für die Umsetzung ist eine genaue Definition der Anforderungen an den Prototyp. Mit dem Prototyp soll eine Vorhersage einer Lieferantenbewertung auf Basis von bestehenden Lieferantenbewertungen getroffen werden.

Als Eingangsparameter für den Prototyp werden die verschiedenen Key Performance Indikatoren (KPI) eines potentiellen Lieferunternehmens aufgenommen. Da sich die Datentypen für die verschiedenen KPI unterscheiden, ist eine Transformation auf eine gleiche Basis notwendig.

Die transformierten Eingangsparameter werden durch den Prototyp ausgewertet und eine wahrscheinliche Bewertung des Lieferunternehmens wird ausgegeben. Auf Basis dieser Bewertung können von Entscheidungsträgern Maßnahmen für das Lieferantenmanagement abgeleitet werden. Neue Lieferanten können beispielsweise durch die Bewertung des Prototyps vorgefiltert werden und den Entscheidungsträgern wird eine Liste von Lieferanten präsentiert, welche voraussichtlich das beste Ergebnis für ein Beschaffungsobjekt liefern.

Als Nicht-Ziel wird das Clustering von Lieferanten auf Basis der vorhandenen Daten definiert. Da für die Aufgabenstellung wichtig ist, potentielle neue Lieferanten vorab zu bewerten und nicht die bestehenden Lieferanten in Klassen zu gliedern. Zusätzlich wird auch keine Assoziationsanalyse zwischen den einzelnen KPI durchgeführt, da eine Auswertung, wie die verschiedenen KPI in Verbindung stehen, nicht im Umfang des Prototyps enthalten ist.

Die definierten Nicht-Ziele können im Zuge von weiteren Data Mining Projekten aufgenommen werden und so die Prozesse des Supplier Relationship Managements (SRM) weiter optimiert werden. Die Zielsetzung des Prototyps beschreibt eine Aufgabenstellung, welche durch Klassifikation und Regression gelöst werden kann.

Der Umsetzungsprozess folgt dem CRISP-DM Vorgehensmodell und beschreibt die einzelnen Tätigkeiten, die in den Phasen durchgeführt werden. Die Deployment-Phase, in der das Data Mining Projekt in die Produktivumgebung überführt wird, wird teilweise mit der Beschreibung des Experiments erörtert, ist aber ansonsten nicht Teil dieser Arbeit.

6.2 Testdaten für den Prototyp

Die Umsetzung des Prototyps ist abhängig von der gewählten Datenbasis. Der Zugriff auf Echtdateien von Unternehmen kann durch eine Vielzahl von Gründen verwehrt werden. Für viele Unternehmen bilden die Daten einen Wettbewerbsvorteil, weshalb die Daten nicht öffentlich zugänglich sind. Zusätzlich ist die Abbildung von externen Faktoren, wie strategischer Entscheidungen, in den Daten nicht abbildbar.

Für die Umsetzung des Prototyps wird das umgesetzte Analytic Hierarchy Process (AHP)-Bewertungsmodell aus Abschnitt 4.5 als Ideallösung angesehen. Das Bewertungsmodell liefert die einzelnen Prioritäten der KPI, mit denen Lieferanten bewertet werden. Durch die Annahme, dass das Bewertungsmodell die ideale Lösung ist, wird auf Bewertungen aus Unternehmen verzichtet. Aus Konsequenz sind die Ergebnisse des Prototyps und des nachfolgenden Experiments nur für diese Datenbasis gültig. Diese Einschränkung wird wissentlich angenommen, da wichtig für die Überprüfung der Hypothesen ist, welche Auswirkung der Prototyp auf die Entscheidungen hat. Für die Durchführung eines Experiments mit A/B-Test werden durch dieses Vorgehen alle externen Einflussfaktoren minimiert.

Für den Prototyp werden insgesamt 5000 Einträge für Lieferantenbewertungen generiert. Bei der Generierung der Daten wird im ersten Schritt eine uniforme Wahrscheinlichkeitsverteilung des Wertebereichs 0 bis 1 durchgeführt. Die uniforme Wahrscheinlichkeitsverteilung wird angewandt, da es wichtig ist keinen voreingenommenen Einfluss auf die Zufallswerte auszuüben.

Die Bestimmung der Zielvariable (Bewertungsergebnis) wird als Funktion zwischen den KPI der einzelnen Kriterien berechnet. Hierbei wird zum einen die Bewertungen der einzelnen Kriterien auf Basis der lokalen Prioritäten der AHP-Problemhierarchie und zum anderen die Gesamtbewertung auf Basis der globalen Prioritäten aus der AHP-Problemhierarchie durchgeführt.

Zusätzlich zu den Einträgen nach der uniformen Wahrscheinlichkeitsverteilungen werden Extremwerte (alle Bewertungen = 1 / alle Bewertungen = 0) sowie Einträge mit gleichen Bewertungen auf allen Kriterien erstellt. Die daraus entstandenen Bewertungen werden als Histogramm in der nachfolgenden Abbildung 20 dargestellt.

Durch diese Vorgehensweise wird das nachfolgende Modell möglichst nah an den bewerteten Prioritäten durch AHP erstellt. Das nachfolgende Modell ist an den AHP angelehnt, aber wie in Abschnitt 4.2 beschrieben, ist die reine Anwendung von AHP nicht immer die bevorzugte Lösung in der Praxis. Dieser Umstand muss bei der Auswertung berücksichtigt werden, wird aber gewählt um externe Einflussfaktoren im Experiment zu minimieren.

Histogramm Lieferantenbewertungen

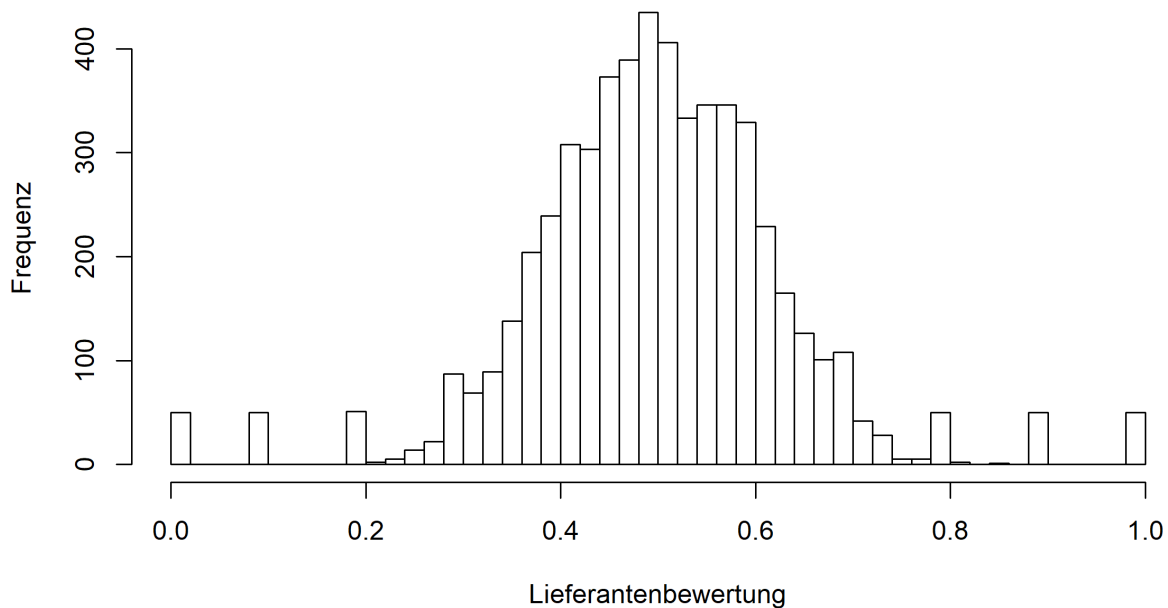


Abbildung 20 Histogramm generierte Lieferantendaten

6.3 Business Understanding

Der erste Schritt im Vorgehensmodell CRISP-DM befasst sich mit dem fachlichen Verstehen der Anforderungen. Die Abläufe und Prozesse für das fachliche Verstehen basieren auf die Erkenntnisse von Kapitel 4. Für den Schritt Business Understanding kann das Bewertungsmodell von Abschnitt 4.5 herangezogen werden. Die definierten KPI sowie deren Priorität im Bewertungsmodell wird in der nachfolgenden Tabelle 20 zusammengefasst.

Key Performance Indikator	Priorität in Prozent
Produktqualität (P)	21,9 %
Reklamationsquote (R)	11,7 %
Informationsbereitschaft (I)	2,4 %
Dokumentationsqualität (D)	4,7 %
Preisniveau (NI)	11,7 %
Preisnachlassquote (NA)	3,3 %
Claims (CL)	1,5 %
Kostenvarianz (KV)	10,2 %
Umsatzrentabilität (U)	0,8 %
Eigenkapitalquote (E)	3,1 %
Organisationsgröße (O)	0,4 %
Lieferverzugsquote (LV)	2,3 %
Lieferausfallsquote (LA)	6,3 %
Fehllieferquote (FL)	1,5 %

Key Performance Indikator	Priorität in Prozent
Produktqualität (P)	21,9 %
Lieferqualität (LQ)	10,3 %
Auftragsdurchlaufzeit (AD)	4,2 %
Lieferflexibilität (LF)	2,3 %
Änderungsflexibilität (AF)	0,9 %
Garantie & Kulanz (GK)	0,5 %

Tabelle 20 Zusammenfassung Bewertungsmodell KPI und Prioritäten

Nach diesen Prioritäten werden die einzelnen KPI im Prototypen gewichtet. Die Gewichtungen der KPI sind, wie in Abschnitt 4.5 beschrieben, beispielhaft bewertet worden, da die Lieferantenbewertungen unternehmensintern durchgeführt werden und nicht öffentlich sind.

6.4 Data Understanding

Im nächsten Schritt des CRISP-DM wird eine Analyse der Bewertungsdaten durchgeführt. Hierbei wird ersichtlich, dass es verschiedene Methoden und Ergebnisse bei den KPI gibt. Als Ziel für diesen Schritt wird die Transformation der verschiedenen KPI in gleichwertig skalierte Werte gesehen. Bei der späteren Modellierung werden alle KPI verwendet, wodurch die Bewertungen auf einer fortlaufenden Skala von 0 bis 1 aufgetragen werden. Es werden vier verschiedene Transformationen auf die Ergebnisse der KPI durchgeführt, um skalierte Werte zu erhalten. Als erstes wird die direkte Transformation von Prozentwerten beschrieben, anschließend werden Prozentwerte welche in Relation stehen transformiert. Als Nächstes werden Likert-Skalen transformiert und abschließend werden Abweichungen in Tage umgewandelt.

Direkte Prozentwerte

Bei Bewertungen welche direkt als Prozentwert angegeben werden, ist eine 1 zu 1 Überleitung der Prozentwerte für die Modellierung vorgehesehen. Wichtig dabei ist, dass bei negativ behafteten KPI wie zum Beispiel die Reklamationsquote entsprechend positiv umgewandelt werden. Für das Data Mining Modell ist es wichtig, dass hohe Werte eine bessere Performance darstellen als niedrige Werte. In Bezug auf das Bewertungsmodell aus Abschnitt 4.5 finden sich bei der direkten Transformation alle KPI der Kriterien Preis / Kosten und Logistik, sowie die Reklamationsquote aus dem Kriterium Qualität.

Prozentwerte in Relation

Diese Transformation wird angewandt, wenn zwar Prozentwerte bei der Bewertung vorhanden sind, diese aber nicht gleichwertig mit einer Bewertung von 0 Prozent bis 100 Prozent sind. Aus diesem Grund werden Wertgrenzen verwendet die die verschiedenen Werte skalieren. Diese Verfahren wird für die zwei Kennzahlen Umsatzrentabilität und Eigenkapitalquote angewandt, die Wertgrenzen für die KPI sind in Unterabschnitt 4.4.3 beschrieben.

Likert-Skalen

Bei KPI, die nach Likert-Skalen bewertet werden wird eine Transformation mit Wertgrenzen durchgeführt. Die Bewertungen der KPI wird über eine siebenstufige Likert-Skala durchgeführt. Die nachfolgenden KPI werden über eine Likert-Skala bewertet, wodurch die Transformation angewendet wird.

- Produktqualität
- Informationsbereitschaft
- Dokumentationsbereitschaft
- Organisationsgröße
- Garantie & Kulanz

Abweichung Tage

Die letzte Transformation bezieht sich auf KPI, welche Tage als Ergebnis haben. Bei dieser Transformation wird von einer durchschnittlichen Dauer je Beschaffungsmaterial ausgegangen und deren Abweichung bewertet. Als Wertgrenzen wird eine 20 Prozent kürzere Dauer mit der Bestnote bewertet und eine 20 Prozent längere Dauer wird mit der schlechtesten Note bewertet.

Die Transformation und Skalierung der verschiedenen KPI wird in der nachfolgenden Tabelle 21 dargestellt.

Key Performance Indikator	Transformation
Produktqualität (P)	Likert-Skala
Reklamationsquote (R)	Direkte Prozentwerte
Informationsbereitschaft (I)	Likert-Skala
Dokumentationsqualität (D)	Likert-Skala
Preisniveau (NI)	Direkte Prozentwerte
Preisnachlassquote (NA)	Direkte Prozentwerte
Claims (CL)	Direkte Prozentwerte
Kostenvarianz (KV)	Direkte Prozentwerte
Umsatzrentabilität (U)	Prozentwerte in Relation
Eigenkapitalquote (E)	Prozentwerte in Relation
Organisationsgröße (O)	Likert-Skala
Lieferverzugsquote (LV)	Direkte Prozentwerte
Lieferausfallsquote (LA)	Direkte Prozentwerte
Fehllieferquote (FL)	Direkte Prozentwerte
Lieferqualität (LQ)	Direkte Prozentwerte
Auftragsdurchlaufzeit (AD)	Abweichung Tage
Lieferflexibilität (LF)	Abweichung Tage
Änderungsflexibilität (AF)	Abweichung Tage
Garantie & Kulanz (GK)	Likert-Skala

Tabelle 21 Zusammenfassung KPI-Transformation

6.5 Data Preparation

Der nächste Schritt im CRISP-DM beschäftigt sich mit der Datenaufbereitung. Die in der vorhergehenden Phase definierten Transformationen werden hier angewandt.

Für die direkte Transformation der Prozent werden keine zusätzlichen Berechnungen durchgeführt. Bei der Transformation von Prozentwerten in Relation sind Wertgrenzen für die Skalierung zu definieren. Die Wertgrenzen für die KPI Umsatzrentabilität und Eigenkapitalquote werden in der nachfolgenden Tabelle 22 dargestellt.

Umsatzrentabilität	Skaliertes Ergebnis	Eigenkapitalquote	Skaliertes Ergebnis
> 6,5 %	1	> 50 %	1
6 %	0,9	50 %	0,95
5,5 %	0,8	40 %	0,9
5 %	0,7	35 %	0,8
4,5 %	0,6	30 %	0,7
4 %	0,5	25 %	0,6
3,5 %	0,4	20 %	0,5
3 %	0,3	15 %	0,4
2,5 %	0,2	10 %	0,3
2 %	0,1	5 %	0,2
1,5 %	0,05	2 %	0,1
≤ 1 %	0	≤ 0 %	0

Tabelle 22 Transformation Umsatzrentabilität und Eigenkapitalquote

Die Transformation von Skalenwerte zu einem Wert zwischen 0 und 1 wird bei Bewertungen mit Likert-Skalen durchgeführt. Die nachfolgende Tabelle 23 listet die Skalenwerte sowie deren Ergebnis auf.

Skalenwert	7	6	5	4	3	2	1
Skaliertes Ergebnis	1	0,9	0,72	0,54	0,36	0,18	0

Tabelle 23 Transformation Likert-Skalen

Bei der Transformation von Tage gegenüber den Durchschnittswerten sind Wertgrenzen definiert, wie die Transformation durchgeführt werden soll. Die Wertgrenzen sind in der nachfolgenden Tabelle 24 dargestellt.

Abweichung vom Durchschnitt	- 20 %	- 10 %	0 %	+ 10 %	+ 20 %
Skaliertes Ergebnis	1	0,8	0,5	0,2	0

Tabelle 24 Transformation Abweichung Tage

6.6 Modeling

Die nächste Phase beschäftigt sich mit der Modellierung der Daten. Für die Datenmodellierung wird das in Unterabschnitt 5.4.2 ausgewählte Verfahren neuronales Netzwerk mit Backpropagation eingesetzt. Die Implementierung des Prototyps wird im Statistikwerkzeug R umgesetzt. Die Autoren Bergmeier und Benítez Sánchez (2012) beschreiben in ihrer Arbeit verschiedene R-Pakete, mit denen neuronale Netzwerke umgesetzt werden können. Auf Basis dieser Erkenntnisse wird das Paket **neuralnet** ausgewählt, um ein neuronales Netzwerk mit Backpropagation umzusetzen (Günther & Fritsch, 2010).

Für die Umsetzung des neuronalen Netzwerkes werden verschiedene Parameter verwendet, um die Anforderungen bestmöglich zu erfüllen. Die wichtigsten Parameter für die Umsetzung des neuronalen Netzwerkes wird in der nachfolgenden Tabelle 25 dargestellt.

Parameter	Wert	Beschreibung
formula	$supplier.rating \sim p + r + i + d + ni + na + cl + kv + u + e + o + lv + la + fl + lq + ad + lf + af + gk$	Beschreibung der abhängigen und unabhängigen Variablen
data	Trainingsdatensätze	Datenspeicher mit aus der Beschreibung definierten Variablen
hidden	5,3 [2 Hidden Layer mit jeweils 5 und 3 Knoten]	Liste mit versteckten Knoten
threshold	0.01	Grenze für die partielle Ableitung der Error-Funktion
stepmax	1e+05	Maximale Anzahl an Trainingsschritten
rep	1	Anzahl an Wiederholungen für das Training des Netzwerkes
algorithm	„rprop+“ [Resilient Backpropagation with weight backtracking]	Verwendeter Algorithmus für die Berechnung des Netzwerkes
err.fct	„sse“ [Sum of square errors]	Differentialfunktion welche für die Berechnung des Fehlers verwendet wird.
act.fct	„logistic“	Aktivierungsfunktion
linear.output	TRUE	Prüfung ob die Aktivierungsfunktion auch auf die Ausgangsknoten angewandt wird (bei TRUE wird die Aktivierungsfunktion nicht ausgeführt)

Tabelle 25 Parametrisierung neuronales Netzwerk mit neuralnet nach Günther und Fritsch (2010)

Die zuvor generierten Daten werden für das Training des neuronalen Netzwerkes verwendet. Als Formel kann eine Beschreibung verstanden werden, die spezifiziert welches Element die abhängige Zielvariable ist und welche Elemente die unabhängigen Quellvariablen sind. Der

Aufbau des Netzwerkes wird über den Parameter „hidden“ gesteuert. Hierbei kann die Anzahl der Knoten sowie die Anzahl der Schichten definiert werden. (Günther & Fritsch, 2010)

Für das Training des Netzwerkes werden die gesamten Datensätze mit einer Aufteilung von 90 Prozent-Trainingsätze und zehn Prozent Testsätze für die Validierung. Die zehn Prozent Testsätze werden, verwendet um die Aussagequalität des neuronalen Netzwerkes zu überprüfen.

Die Berechnung des Netzwerkes wird über den Algorithmus Resilient Backpropagation (RPROP) durchgeführt, da dieser als stabiler Algorithmus für die Berechnung von neuronalen Netzwerken gesehen werden kann. (Igel & Hüsken, 2003; Kişi & Uncuoğlu, 2005; Riedmiller & Braun, 1993)

Wie im CRISP-DM vorgesehen werden mehrere Iterationen beim Design und Evaluierung durchgeführt. Das Ergebnis dieser Iterationen ist als finales Design des neuronalen Netzwerkes verwendet worden, wird in Folge beschrieben. Als finales Design des neuronalen Netzwerkes werden zwei versteckte Schichten eingeführt. Bei der ersten Schicht werden fünf versteckte Knoten eingefügt und bei der zweiten Schicht werden drei Knoten hinzugefügt. Die nachfolgende Abbildung 21 stellt das Design des neuronalen Netzwerkes näher dar.

Das Design des neuronalen Netzwerkes (Abbildung 21) stellt den Datenfluss der einzelnen KPI dar. Die einzelnen KPI stellen im ersten Schritt jeweils einen Knoten dar, im nächsten Schritt werden diese auf fünf Knoten, dann auf drei Knoten und als letzten Schritt auf einem Knoten zusammengeführt. Das finale Design wird aus den Erkenntnissen der Evaluation festgelegt. Bei jedem Schritt wird eine mögliche Abweichung zusätzlich miteinberechnet, auf Abbildung 21 wird diese Abweichung durch die Knoten mit Kennzeichnung 1 dargestellt.

Bei jedem Durchlauf von einem Knoten zum nächsten Knoten werden die Werte mit dem Gewicht der Kante multipliziert. Die Summe aus den Kanten bildet dann den Wert des nachfolgenden Knotens. Durch diesen Schritt werden die verschiedenen KPI nach und nach aufsummiert um abschließend die Bewertung des Lieferunternehmens zu bilden.

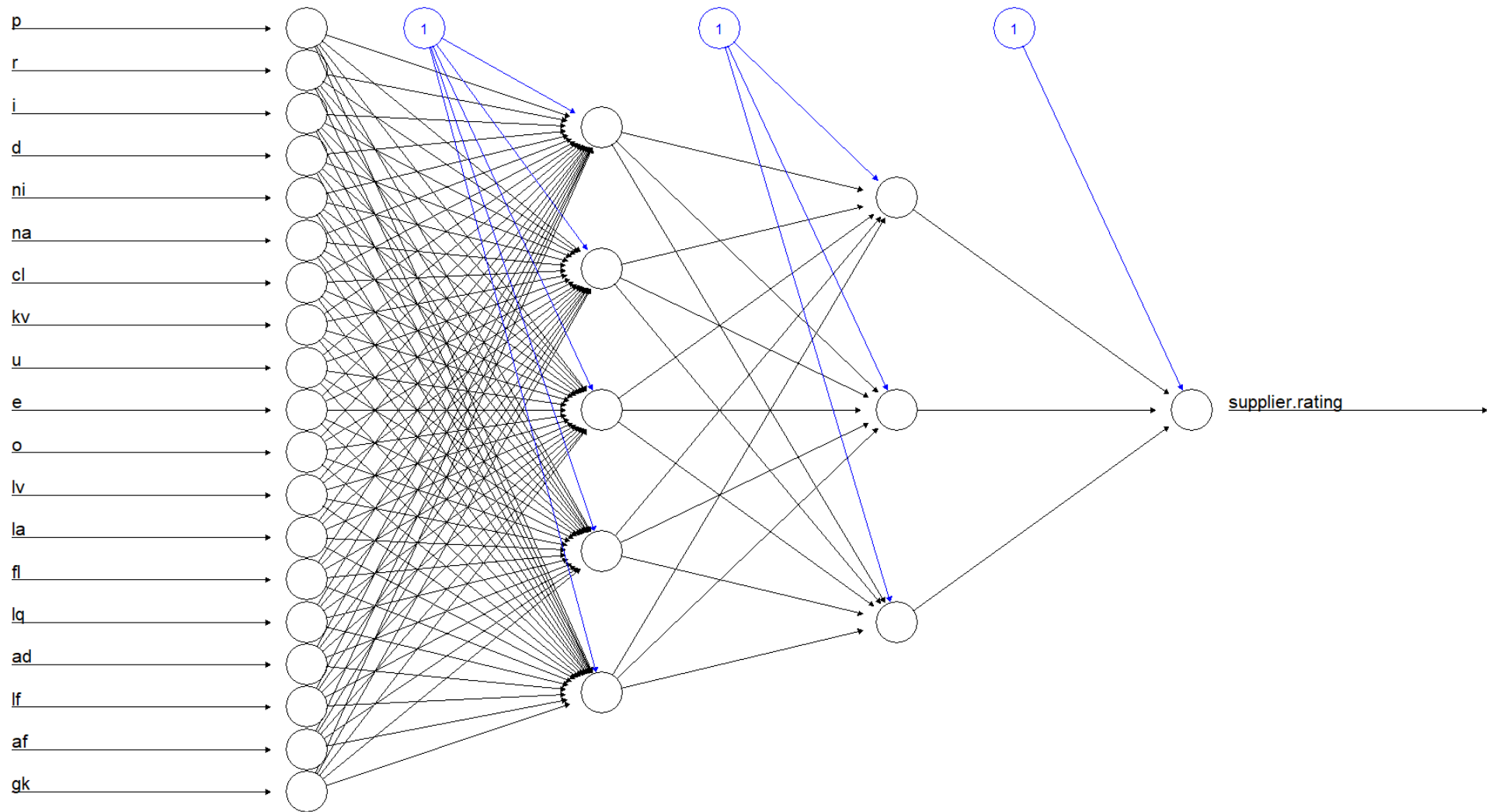


Abbildung 21 Plot aus R: Design neuronales Netzwerk

6.7 Evaluation

Die Validierung der Voraussagequalität des genierten Modells kann durch eine Vielzahl von Verfahren begutachtet werden. Die Autoren Witten et al. (2017) beschreiben als eine Möglichkeit zur Validierung den Vergleich des Mean-squared Error (MSE) als meist verwendete Validierungsmethode.

Wie schon in Abschnitt 6.6 angesprochen ist der Gesamtdatensatz in jeweils ein Testdatensatz und einem Trainingsdatensatz zufällig geteilt worden. Diese Vorgehensweise wird in der Praxis als Hold-Out Methode bezeichnet. Der Nachteil dieser Methode ist das nicht alle Datensätze zum Training verwendet werden können. Aus diesem Grund hat sich die Methode der Kreuzvalidierung bewährt, in der die Daten in N gleich große Partitionen geteilt wird und das Training und die Validierung N mal durchgeführt wird. In der Trainingsphase werden N-1 Partitionen verwendet welche gegen eine Partition geprüft werden. Als Ergebnis wird über alle Durchläufe der Durchschnitt gebildet. (Witten et al., 2017)

Für den Prototyp wird die in der Praxis übliche Kreuzvalidierung mit zehn Partitionen durchgeführt. Anhand von diesem Prüfungsmaß werden verschiedene Netzwerk-Architekturen geprüft und die passendste Architektur ausgewählt. Eine Auswahl der geprüften Architekturen mit ihren MSE-Werten wird auf Tabelle 26 dargestellt.

Netzwerkarchitektur	Mean-squared Error
Hidden Layer (7)	0,000005108291541
Hidden Layer (5, 3)	0,000004741434028
Hidden Layer (7, 5, 3)	0,000006096722557
Hidden Layer (10, 7, 5, 3, 2)	0,000009482437173

Tabelle 26 Vergleich neuronale Netzwerk-Architekturen

Bei den betrachteten Architekturen für den Prototyp hat eine Architektur mit zwei Hidden Layer sowie fünf und drei Knoten die besten Ergebnisse erzielt. Zusätzlich zu den guten Ergebnissen ähnelt die Architektur der Problemhierarchie nach AHP. Die nachfolgende Abbildung 22 beschreibt einen Box-Plot der MSE Werte der finalen Architektur.

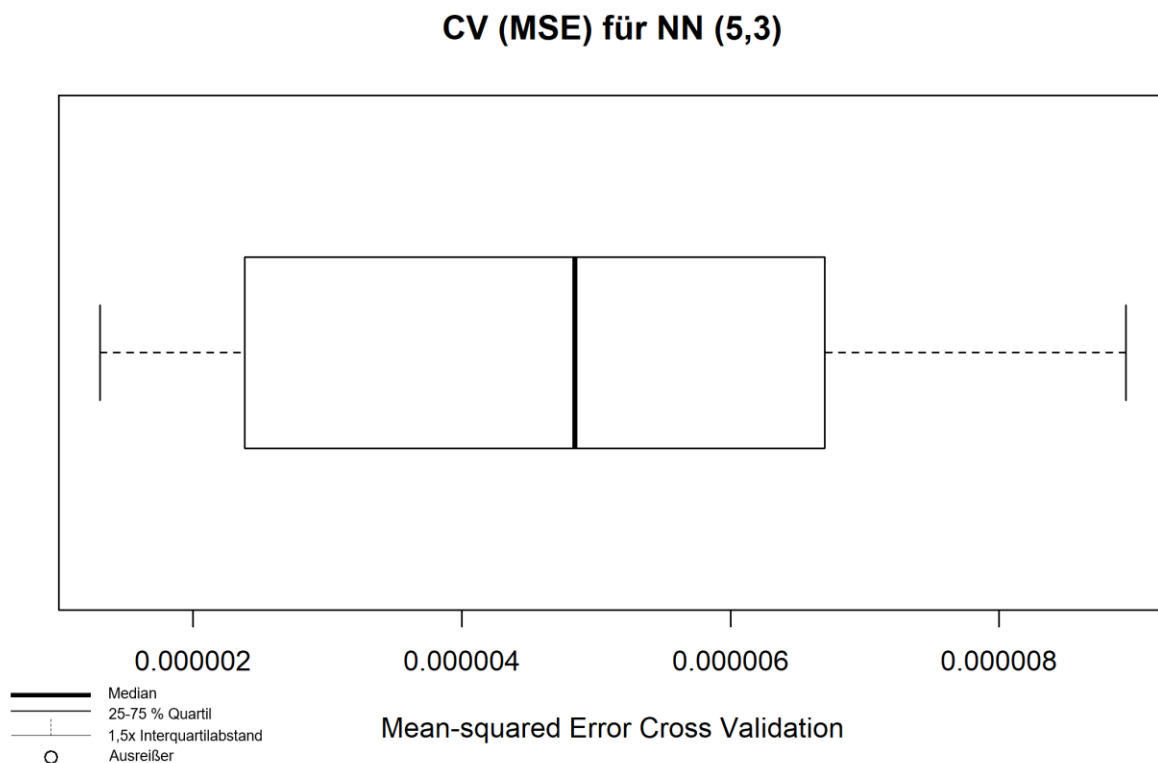


Abbildung 22 Box-Plot Mean-squared Error Prototyp

Die zehn Ergebnisse aus der Kreuzvalidierung liefern im Median einen Wert von $4,7 \times 10^{-6}$. Der geringe Fehler lässt sich dadurch erklären, dass das Training des Data Mining Modells auf generierte Daten durchgeführt wird. Dadurch ist davon auszugehen, dass das Data Mining Modell die Testdaten hervorragend abbildet und bei der Vorhersage von Lieferantenbewertungen wird eine Bewertung, die dem AHP-Bewertungsmodell entspricht, geliefert.

In der Praxis spricht man bei einem solchen Sachverhalt von einer Überanpassung (Overfitting) des Modells an die Daten. Zusätzlich werden die Modelle in der Praxis laufend angepasst und weiter optimiert. Da die idealisierten Bewertungen aus dem AHP-Modell für den Prototyp verwendet werden, wird dieses Problem nicht weiter betrachtet.

6.8 Zusammenfassung

Das Ziel dieses Kapitels war es die fachlichen Anforderungen der Lieferantenbewertung mit den technischen Möglichkeiten des Data Minings zu verbinden. Die Aufgabenstellung wurde mittels Data Mining gelöst, da die Zusammenhänge in den Daten nur durch ein Data Mining Verfahren, wie in diesem Fall ein neuronales Netzwerk mit Backpropagation, erkannt werden können. Als Vorgehensmodell wurde der CRISP-DM ausgewählt und die verschiedenen Phasen durchlaufen.

Für die erste Phase wurde das aus Abschnitt 4.5 beschriebene Bewertungsmodell verwendet, um das fachliche Verständnis über die Anforderungen zu erlangen. Die daraus entstandenen KPI werden als Eingangsknoten im neuronalen Netzwerk verwendet.

In der nächsten Phase dem Verstehen der Daten wurde für die korrekte Verwendung der KPI als Eingangsknoten eine von vier Transformationen auf die einzelnen KPI angewandt. Das Ziel der Transformation war es die Kennzahlenwerte in einem skalierten Wertbereich von 0 bis 1 zu übersetzen.

Die dritte Phase befasst sich mit Berechnungen, welche aufgrund von den definierten Transformationen aus der vorherigen Phase notwendig sind. Zusätzlich werden benötigte Wertgrenzen beschrieben.

In der Modellierungsphase wurde die Umsetzung des neuronalen Netzwerkes mit dem Statistikwerkzeug R beschrieben. Das daraus entstandene neuronale Netzwerk wurde mit einem Resilient Backpropagation Algorithmus trainiert.

Die letzte Phase hat die Evaluation des neuronalen Netzwerkes behandelt. Als Vergleichsmaß wurde das Fehlermaß Mean-squared Error verwendet und als Verfahren wurde eine Kreuzvalidierung mit zehn Partitionen durchgeführt. Das Ergebnis der Validierungsphase war die finale Architektur des neuronalen Netzwerkes mit zwei Hidden Layer mit einmal fünf Knoten und einmal drei Knoten.

Mit der Anwendung des Prototyps ist es Unternehmen möglich, die wahrscheinliche Performance von verschiedenen Lieferanten anhand der KPI vorherzusagen. Auf Basis dieser Werte kann ein Entscheidungsunterstützungssystem für Entscheidungsträger erstellt werden. Für den Fall das ein neuer Lieferant bewerten werden soll, werden die Werte der KPI des Lieferanten dem Prototyp übergeben. Dieser wertet die KPI aus und liefert das Bewertungsergebnis.

Bei der Auswahl von Lieferanten kann das Ergebnis aus dem Prototyp als zusätzliche Information zugänglich gemacht werden. Entscheidungsträger können dann auf Basis der Informationen das Lieferunternehmen auswählen, welches den besten Wert hat und dadurch den Prozess bei der Lieferantenauswahl beschleunigen.

Eine mögliche Implementierung eines Entscheidungsunterstützungssystems wird im nächsten Kapitel bei der Beschreibung des Experimentes dargestellt.

7 EXPERIMENT

Für die Überprüfung der Hypothesen wird wie in Abschnitt 1.2 beschrieben ein Experiment mit A/B-Test, sowie anschließender quantitativer Befragung durchgeführt. Dieses Kapitel beschreibt den gesamten Ablauf zur Bestätigung oder Widerlegung der Hypothesen. Dazu wird im ersten Schritt ein Vorgehensmodell für die Durchführung des Experiments definiert. Im nächsten Schritt wird die zu lösende Aufgabenstellung erörtert und die Fragestellungen vorgestellt. Abschließend wird die Durchführung des Experiments vorgestellt.

7.1 Vorgehensmodell für Experiment

Für die Durchführung des Experimentes wird ein Vorgehensmodell zur Überprüfung der Hypothesen entwickelt. Die Basis des Vorgehensmodells bilden verschiedene Methoden aus dem Forschungsdesign der Wirtschaftsinformatik. Hierfür liefern die Autoren Wilde und Hess (2006) eine Zusammenfassung über die möglichen Methoden. Aus diesen Methoden wird das Experiment mit A/B-Test sowie die quantitative Befragung ausgewählt.

Die Hypothesen befassen sich mit der Evaluierung der Entscheidungsqualität bei Nutzung eines Data Mining Verfahrens. Die Entscheidungsqualität gibt an, wie gut eine Entscheidung getroffen wird. In dieser Arbeit werden das Ergebnis der Entscheidung, die Schwierigkeit der Entscheidung und die Nachhaltigkeit der Entscheidung als Kriterien für die Entscheidungsqualität herangezogen.

Als erstes Bewertungsmaß für die Entscheidungsqualität wird der Unterschied zwischen getroffenen Entscheidung und der Ideallösung festgelegt und als Kriterium Ergebnis der Entscheidung aufgenommen. Als Berechnung wird die Differenz zur besten Lösung im idealisierten Bewertungsmodell durchgeführt.

Ein weiterer wichtiger Aspekt bei der Bewertungsqualität ist, wie schwierig die Entscheidungssituation für die Entscheidungsträger ist. Die Bewertung der Schwierigkeit wird rein qualitativ ausgeführt, da aufgrund der subjektiven Wahrnehmung von Personen eine quantitative Bewertung nicht möglich ist.

Als letzten Aspekt wird die Überprüfung der Entscheidung mit einer Reflexion über die Entscheidungsfindung geprüft, wie gut und nachhaltig die Entscheidung ist. Wie die Schwierigkeit einer Entscheidung wird bei der Überprüfung der Nachhaltigkeit der Entscheidung eine qualitative Bewertung durchgeführt, aufgrund der subjektiven Wahrnehmung von Personen.

Die Einbeziehung sonstiger externer Faktoren wie Stress, die Tagesverfassung der Entscheidungsträger oder strategische Überlegungen werden nicht in die Evaluierung Entscheidungsqualität aufgenommen.

Die drei obengenannten Aspekte werden angenommen um die Entscheidungsqualität zu bestimmen. Das Experiment wird dahingehend gestaltet, dass alle Aspekte abgefragt und die Ergebnisse gespeichert werden.

Bei der Bewertung für die Lieferantenauswahl werden die Ergebnisse der einzelnen Key Performance Indikatoren (KPI) entsprechend gewichtet zusammengezählt und als Ergebnis festgelegt. Als bestmögliche Lösung bei der Lieferantenauswahl werden Lieferanten bezeichnet, die im Vergleich mit den Konkurrenzunternehmen den höchsten Wert nach der Berechnung besitzen.

Die Durchführung des Experimentes und der Befragung wird in mehreren Phasen durchgeführt. Im ersten Schritt werden die Teilnehmer der Studie in zwei Gruppen geteilt (A/B-Test). Diese Aufteilung wird rein zufällig durchgeführt. Als Nächstes wird der Ablauf des Experiments den Teilnehmern der Studie präsentiert, zusätzlich werden etwaige Fragen zur Aufgabenstellung (Auswahl von Lieferunternehmen) beantwortet.

Nach der Klärung der Anforderungen werden die Teilnehmer gebeten die Aufgabenstellung zu lösen. Für die Beantwortung der Aufgabenstellung werden 15 bis 20 Minuten den Teilnehmer zur Verfügung gestellt.

Nach der Beantwortung der Aufgabenstellung werden die Teilnehmer der Studie befragt wie schwierig die Entscheidungsfindung war. Hierbei wird zum einen eine fünfstufige Likert-Skala (1 = sehr einfache Entscheidung; 5 = sehr schwierige Entscheidung) verwendet, um die Schwierigkeit zu bemessen und zum anderen wird ein Anmerkungsfeld für etwaiges unstrukturiertes Feedback angeboten.

Im nächsten Schritt haben die Teilnehmer die Möglichkeit die Ergebnisse der Aufgabenstellung zu betrachten. Hierbei wird abgefragt, wie gut die gewählte Lösung mit den Entscheidungen der Teilnehmer übereinstimmt. Als Instrument wird eine fünfstufige Likert-Skala (1 = getroffene Entscheidungen stimmen auf gar keinen Fall mit Ergebnissen überein; 5 = Entscheidungen sind ident mit dem Ergebnis) verwendet in der abgefragt wird, wie überraschend das Ergebnis aus Sicht der Teilnehmer ist. Auch hier wird zusätzliches Anmerkungsfeld für unstrukturiertes Feedback angeboten.

Der gesamte Prozess für das Experiment wird in der nachfolgenden Abbildung 23 näher dargestellt.

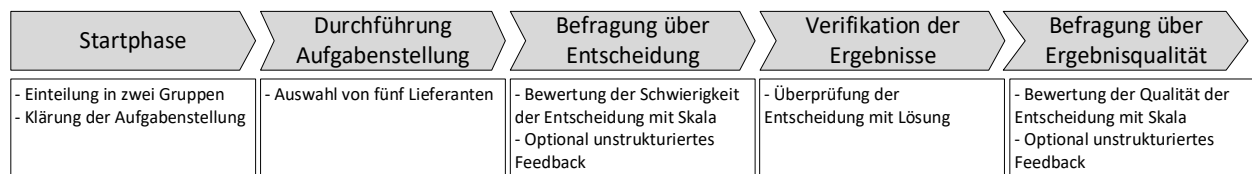


Abbildung 23 Vorgehensmodell Experiment

Die Ergebnisse der gesammelten Daten werden im nächsten Kapitel verwendet um die Hypothesen zu prüfen.

7.2 Aufgabenstellung

Die zu lösende Aufgabenstellung des Experiments befasst sich mit der Auswahl von Lieferunternehmen für verschiedene Beschaffungsobjekte.

Die Teilnehmer übernehmen die Rolle eines Einkäufers / einer Einkäuferin in einem Automobil-Konzern. Als Aufgabe wird den Teilnehmern die Auswahl eines Lieferunternehmens für die weitere Zusammenarbeit gestellt. Hierbei müssen für die fünf nachfolgenden Beschaffungsobjekte jeweils ein Lieferunternehmen ausgewählt werden.

- Batterie
- Auspuff
- Hupe
- Stoßdämpfer
- Bremse

Die Auswahl des Lieferunternehmens soll anhand der in Abschnitt 4.4 definierten KPI erfolgen. Die KPI sind wie beim Bewertungsmodell aus Abschnitt 4.5 den verschiedenen Kriterien zugeordnet. Die Prioritäten der einzelnen Kriterien werden den Teilnehmern der Studie zur Verfügung gestellt. Zusätzlich zu den Kriterien wird eine kurze Beschreibung der einzelnen KPI für die Teilnehmer erstellt.

Für die einzelnen Beschaffungsobjekte werden zehn Lieferunternehmen zur Auswahl gestellt. Die Bewertung der Unternehmen anhand der KPI ist vorab durchgeführt worden. Die Teilnehmer der Studie können auf Basis der bewerteten KPI eine Entscheidung, für die Auswahl von einem Lieferunternehmen pro Beschaffungsobjekt, treffen.

Die bewerteten KPI der möglichen Lieferanten sind in den, in Kapitel 6 beschriebenen, Prototypen, eingeflossen, wodurch die Bewertung der Unternehmen vorausgesagt werden kann. Diese Bewertung wird als finales Resultat den Teilnehmern der Studie in der Phase Verifikation der Ergebnisse präsentiert.

Für die Aufgabenstellung wird beiden Gruppen eine Tabellenkalkulationsdatei mit den bewerteten KPI zur Verfügung gestellt. Auf Basis dieser Daten werden die Teilnehmer angewiesen das beste Lieferunternehmen auszuwählen. Die beiden Gruppen unterscheiden sich dahingehend, dass bei der zweiten Gruppe zusätzlich die wahrscheinliche Performance der Lieferunternehmen angezeigt wird. Aufgrund von Unschärfefeffekten bei der Bewertung wird ein Rauschen über die Ergebnisse aus dem Prototyp gelegt. Das Rauschen wird mit einer Addition eines zufälligen Wertes im Wertebereich von -5 und 5 erzeugt. Das Ergebnis der Berechnung wird als wahrscheinliche Performance für die Teilnehmer zur Verfügung gestellt.

Die Darstellung der Ergebnisse aus dem neuronalen Netzwerk kann als Deployment oder als Produktivsetzung der Data Mining Lösung gesehen werden. Das Deployment von Data Mining Lösungen kann wie in diesem Fall mit der Übernahme der Prozentsätze in eine Tabellenkalkulationsdatei erfolgen und so die Entscheidungsfindung unterstützen.

7.4 Zusammenfassung

Das durchgeführte Experiment wurde in diesem Kapitel näher beschrieben. Hierfür wurde im ersten Schritt das Vorgehensmodell für das Experiment vorgestellt. Der Ablauf des Experiments wurde in fünf Phasen gegliedert.

Die erste Startphase wurden die Anforderungen mit den Teilnehmern geklärt und die Teilnehmer zufällig in zwei Gruppen eingeteilt. Das Unterscheidungsmerkmal zwischen den Gruppen war das eine Gruppe zusätzlich eine wahrscheinliche Performance des Lieferunternehmens als Information zur Verfügung hatten.

Nachdem die Anforderungen mit allen Teilnehmern durchgesprochen wurden, wurden diese gebeten die Aufgabenstellung zu lösen. Die Aufgabenstellung beschäftigte sich mit der Auswahl von Lieferunternehmen für fünf Beschaffungsobjekte. Für die Auswahl wurde den Teilnehmern die berechneten KPI zur Verfügung gestellt.

Nach der Auswahl von fünf Lieferanten wurden in der nächsten Phase die Teilnehmer nach ihrer Entscheidung befragt. Hierbei wurde die Schwierigkeit der Entscheidung anhand einer fünfstufigen Likert-Skala abgefragt. Zusätzlich hatten die Teilnehmer die Möglichkeit ihre Anmerkungen als unstrukturiertes Feedback abzugeben.

In der vierten Phase hatten die Teilnehmer die Möglichkeit ihre Ergebnisse mit einer Lösung zu vergleichen. Die Lösung wurde den Teilnehmern in einer separaten Datei zur Verfügung gestellt.

In dieser Datei wurde im letzten Reiter abgefragt, wie überraschend das Ergebnis für die Teilnehmer war. Auch bei dieser Befragung war die Möglichkeit vorhanden Anmerkungen strukturiert abzugeben.

Die gesammelten Ergebnisse aus dem Experiment können für die Beantwortung der Forschungsfrage und der Evaluierung der Hypothesen verwendet werden. Die Analyse der Ergebnisse und deren Auswirkungen auf die Hypothesen wird im nächsten Kapitel näher beschrieben.

8 DATENANALYSE

Die Ergebnisse des Experiments werden in diesem Kapitel aufgenommen, ausgewertet und den Hypothesen gegenübergestellt. Das Ziel dieses Kapitels ist die Gegenüberstellung der gesammelten Daten mit den Hypothesen. Der erste Teil beschäftigt sich mit der Aufbereitung der Daten aus den Ergebnissen des Experiments. Im nächsten Schritt werden die aufbereiteten Daten ausgewertet. Die Ergebnisse der Datenanalyse werden im letzten Abschnitt mit den aufgestellten Hypothesen verglichen.

8.1 Datenaufbereitung

Im Zuge des Experiments werden Kennzahlen erhoben, die für die Auswertung der Daten und der darauffolgenden Gegenüberstellung der Hypothesen verwendet werden. Es werden vier Kennzahlen erhoben, die Anzahl der richtigen Antworten, die Abweichung zur Ideallösung, Bewertung der Schwierigkeit und die Bewertung wie überraschend das Ergebnis ist.

Die erste Kennzahl aus der Datenerhebung wird die Anzahl der richtigen Antworten gezählt. Als richtige Antwort sind die Lieferanten, welche den höchsten Performancewert in der Lösungsdatei des Experiments haben.

Bei Antworten, welche nicht der richtigen Lösung entsprechen, wird die Differenz als Abweichung aufgenommen. Die Summe der Abweichungen über alle fünf Beschaffungsobjekte wird als zweite Kennzahl für die Datenanalyse aufgenommen.

Als letzte Kennzahl aus der Bewertung der Lieferanten wird die Schwierigkeit der Entscheidung, aus dem Reiter Befragung aufgenommen. Die Teilnehmer der Studie können die Entscheidung anhand einer fünfstufigen Likert-Skala bewerten. Der Wert eins entspricht dabei einer sehr leichten Entscheidung und der Wert fünf einer sehr schwierigen Entscheidung.

Das zusätzliche unstrukturierte Feedback aus dem Anmerkungsfeld für die Bewertungen wird auch aufgenommen und paraphrasiert in der Datenanalyse eingebettet.

In der zweiten Stufe wird die Bewertung der eigenen Lösung gegenüber den tatsächlichen Ergebnissen durchgeführt. Die Teilnehmer werden nach der Sichtung der Ergebnisse gefragt, wie überraschend das Ergebnis war und ob es große Abweichungen zur getroffenen Entscheidung gibt.

Für die Bewertung der Nachhaltigkeit bewerten die Teilnehmer wie überraschend der Vergleich für sie war. Die Bewertung erfolgt anhand einer fünfstufigen Likert-Skala, wobei der Wert eins ein sehr überraschendes Ergebnis und der Wert fünf keine Überraschungen beim Vergleich ist. Das zusätzliche unstrukturierte Feedback aus dem Anmerkungsfeld wird auch hier paraphrasiert in die Datenanalyse übernommen.

8.2 Auswertung der Daten

Für die Datenauswertung werden die Ergebnisse der beiden Gruppen miteinander verglichen. Als Werkzeug werden Box-Plots mit dem Statistikwerkzeug R erstellt und die beiden Gruppen gegenübergestellt.

Die erste Kennzahl für die Analyse ist die Anzahl der richtigen Antworten aus der Bewertung. Die nachfolgende Abbildung 26 stellt den Box-Plot für die beiden Gruppen dar.

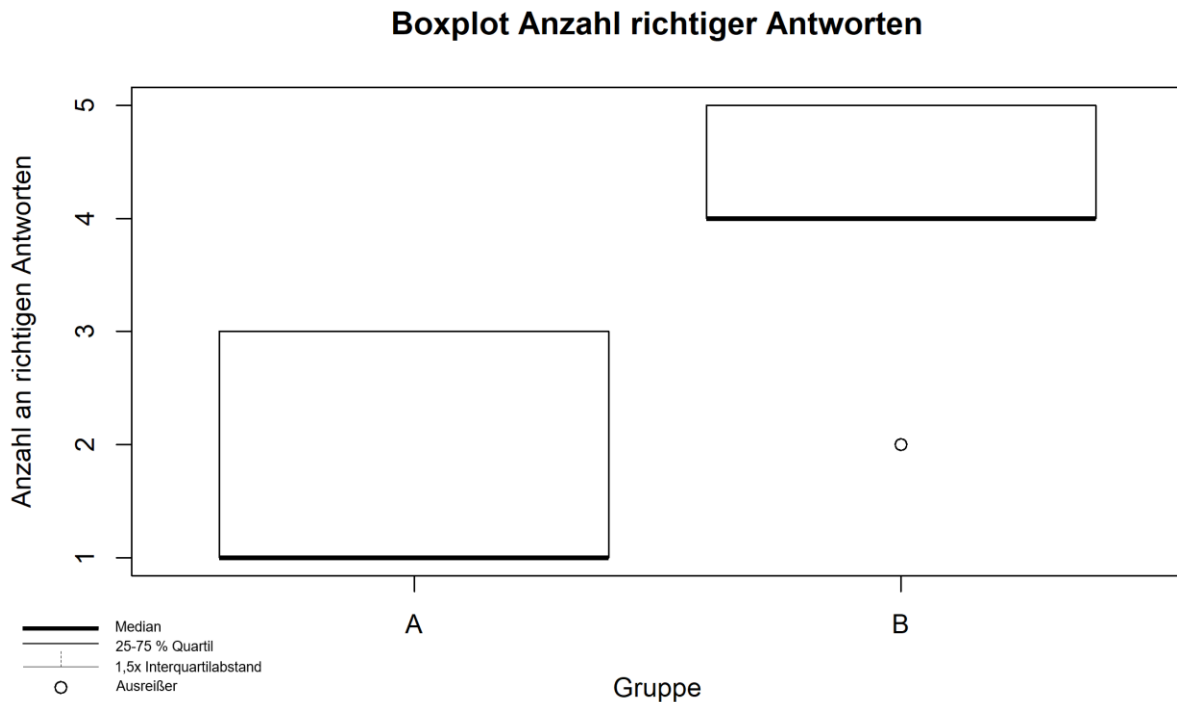


Abbildung 26 Box-Plot: Anzahl richtiger Antworten

Der Median für Gruppe A befindet sich bei einer richtigen Antwort und das 75 % Quartil wird mit drei richtigen Antworten begrenzt. Alle Teilnehmer der Gruppe A hatten mindestens eine Antwort richtig und die erfolgreichsten Teilnehmer gaben drei richtige Antworten. Aus diesen Ergebnis kann man schließen, dass auch ohne die Nutzung der zusätzlichen Informationen aus dem Prototypen richtige Entscheidungen getroffen werden können.

Im Gegensatz zu Gruppe A ist das Ergebnis von Gruppe B wesentlich besser. Der Median der Teilnehmer befindet sich hier bei vier richtigen Antworten und mit der Begrenzung des 75 % Quartils wird ein fehlerfreies Ergebnis von fünf richtigen Antworten erreicht. Ein einziger Ausreißer in Gruppe B ist zwei richtigen Antworten vorhanden. Das Ergebnis von Gruppe B lässt sich dahingehend interpretieren, dass die Nutzung des Prototyps wesentlich bessere Ergebnisse erzielt. Die Nutzung garantiert aber auf keinen Fall ein perfektes Ergebnis zu erreichen, wie der Ausreißer mit zwei richtigen Antworten zeigt.

Im Gegensatz zu dem ganzzahligen Ergebnis der ersten Kennzahl ist eine genauere Aufschlüsselung der Abweichung der gegebenen Antworten zum Ergebnis interessant. Dazu wird

in der nachfolgenden Abbildung 27 der Box-Plot der Summe der Abweichungen je Gruppe dargestellt.

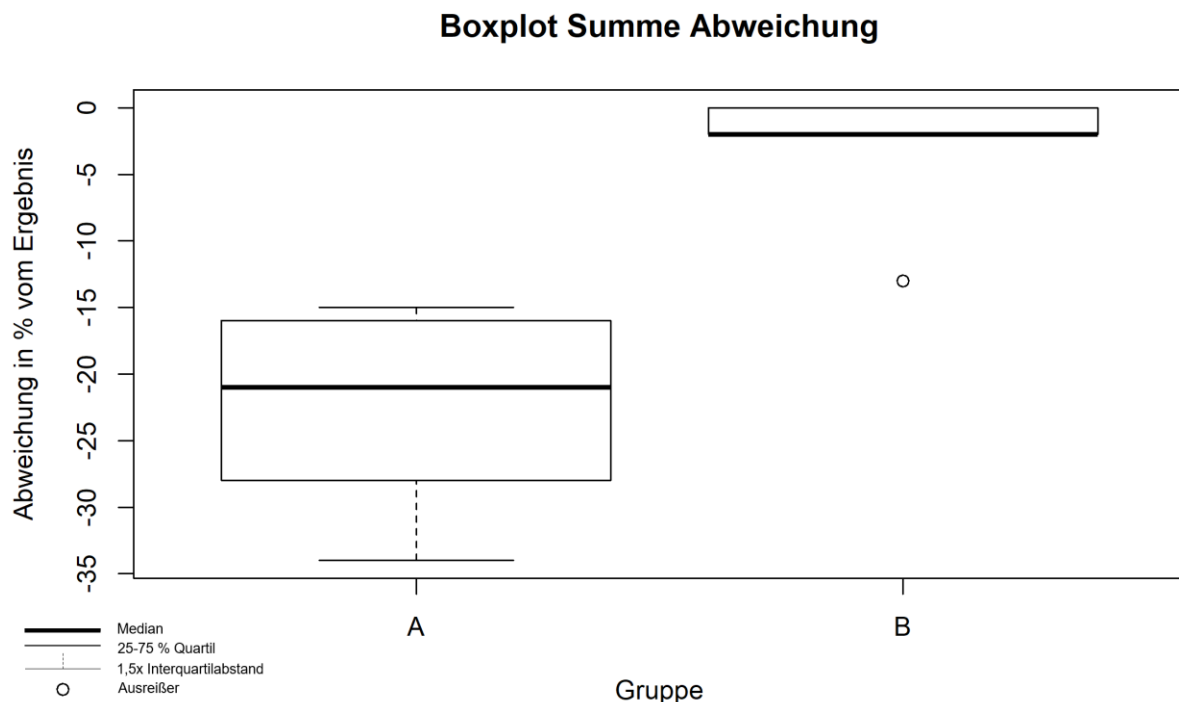


Abbildung 27 Box-Plot: Summe Abweichung

Wie aus dem Ergebnis der Anzahl der richtigen Antworten zu erwarten, ist bei Gruppe B die Abweichung äußerst gering. Der Median der Gruppe B beträgt -2 Prozent. Die einzige größere Abweichung bildet der Ausreißer in Gruppe B mit einer Abweichung von -13 Prozent. Auch diese Kennzahl unterstützt die Interpretation, dass die Nutzung des Prototyps wesentlich bessere Ergebnisse erzielt. Das Ergebnis von Gruppe A zeigt mit einem Median von -21 Prozent Abweichung vom tatsächlichen Ergebnis ein durchschnittliches Ergebnis. Die Ergebnisse der Gruppe A liegen im schlechtesten Fall auf -34 Prozent, was eine durchschnittliche Abweichung bei jedem Beschaffungsobjekt von sieben Prozent zum Idealergebnis bedeutet.

Nach der Beurteilung der beiden Gruppen nach Fakten wird im nächsten Schritt die Bewertung über die Schwierigkeit der Entscheidungsfindung analysiert. Der dazugehörige Box-Plot für die Bewertung der Schwierigkeit wird mit der Abbildung 28 dargestellt.

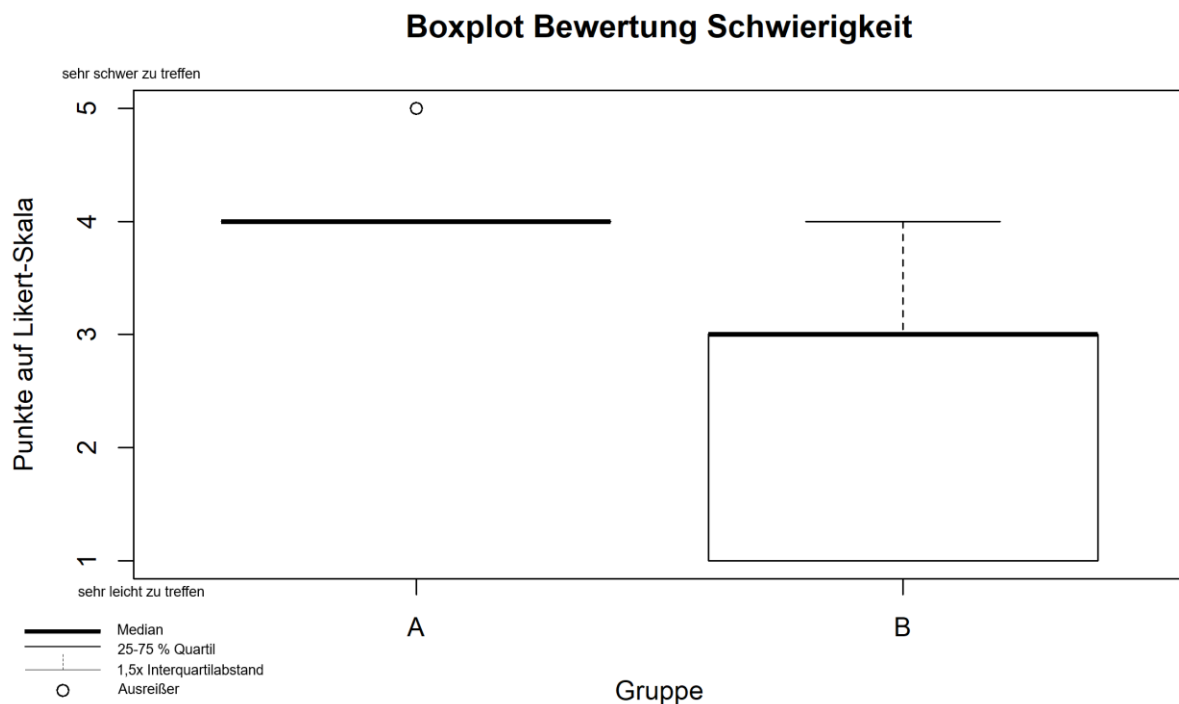


Abbildung 28 Box-Plot: Bewertung Schwierigkeit

Die Schwierigkeiten von Gruppe A sind gut im Box-Plot (Abbildung 28) zu erkennen. So ist die Entscheidungsfindung für alle Teilnehmer mindestens als schwierig zu betrachten. Der Ausreißer beschreibt die Entscheidungsfindung noch schwieriger. Das Ergebnis kann so interpretiert werden, dass die Bewertung ohne zusätzliche Informationen aus einem Entscheidungsunterstützungssystem als schwierig einzustufen ist.

Die Teilnehmer der Gruppe B bewerten die Entscheidungsfindung differenzierter. So ist die Bandbreite der Bewertungen von sehr leicht bis schwierig anzufinden. Der Median der Teilnehmer befindet sich bei einer durchschnittlichen Bewertung der Schwierigkeit. Auch mit den zusätzlichen Informationen ist die gefühlte Schwierigkeit auf einem durchschnittlichen Level. Aufgrund dass auch Gruppe B die gesamten Daten zur Verfügung hat, kann bei der Analyse aller KPI von einer gewissen Schwierigkeit ausgegangen werden.

Aus dem unstrukturierten Feedback in den Anmerkungen von Gruppe A werden die Schwierigkeiten bei der Entscheidungsfindung ausgeführt. So ist die hohe Anzahl der KPI und deren fehlender Gewichtung ein Problem für die einfache Entscheidungsfindung. Weiteres ist die fehlende Option, die verschiedenen Varianten durchzurechnen, ein Problem für die Teilnehmer.

Die Anmerkungen der Gruppe B beschäftigen sich auch mit der hohen Anzahl an KPI für die Bewertung der Lieferanten. Ein Großteil der Teilnehmer hat sich dann auf das Entscheidungsunterstützungssystem verlassen um die Bewertung durchzuführen.

Das unstrukturierte Feedback spiegelt auch das Ergebnis aus der Bewertung der Schwierigkeit relativ gut wider. So ist die Entscheidungsfindung für Gruppe A schwierig und für Gruppe B trotz Zusatzinformationen mittelmäßig schwer. Ein Grund für dieses Verhalten ist die hohe Anzahl an KPI die von den Teilnehmern analysiert und als Entscheidungsgrundlage verwendet wurden. Eine Verbesserungsmaßnahme hierbei ist, dass die Entscheidungsträger nur die fünf hochaggregierten Kriterien zu den einzelnen Lieferanten als Bewertungsgrundlage bekommen. Bei Bedarf können die Entscheidungsträger ein Kriterium herausnehmen und die einzelnen KPI näher betrachten.

Als Erweiterung zu der Schwierigkeit der Entscheidung wird auch abgefragt, wie überraschend das Ergebnis für die Teilnehmer war. Dadurch soll den Teilnehmer die Möglichkeit geboten werden ihre Entscheidung zu reflektieren und die Erkenntnisse mitzuteilen. Die Auswertung der fünfstufigen Likert-Skala wird in der nachfolgenden Abbildung 29 als Box-Plot dargestellt.

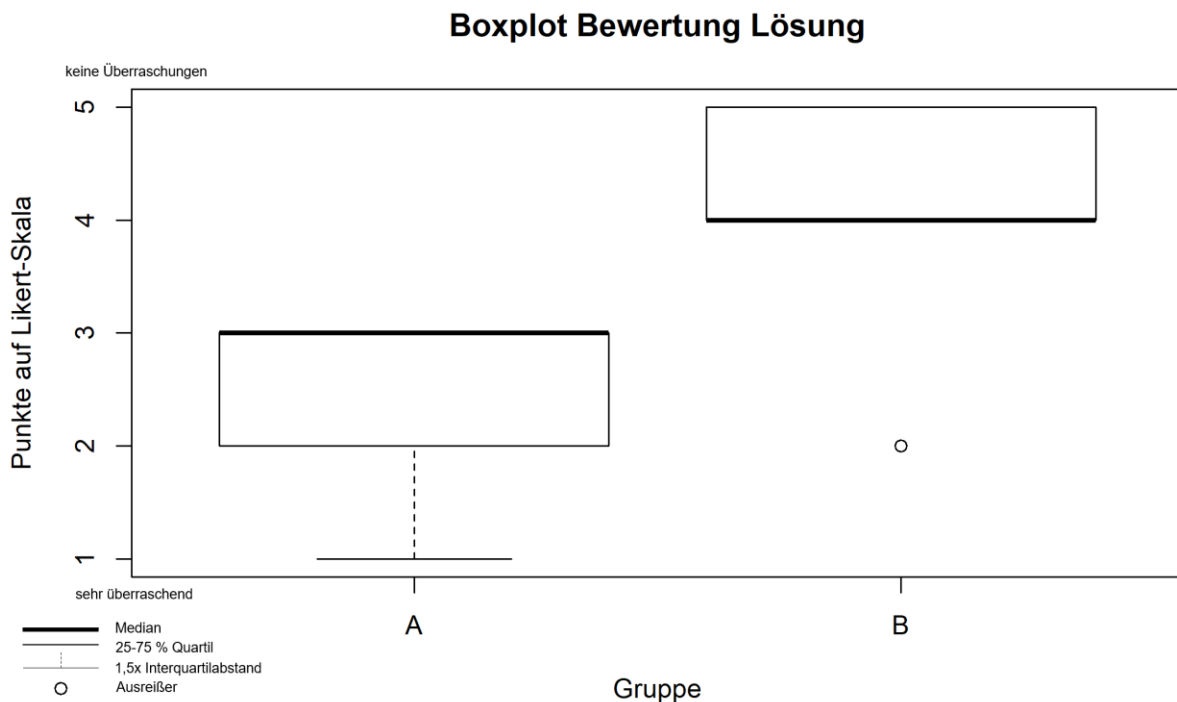


Abbildung 29 Box-Plot: Bewertung Lösung

Für Teilnehmer aus der Gruppe A sind die Ergebnisse mittelmäßig bis sehr überraschend. Eine Interpretation hierbei ist, dass die Teilnehmer trotz den Schwierigkeiten bei der Entscheidungsfindung doch einige Ergebnisse richtig ausgewählt haben und so die Überraschung groß ist.

Der Überraschungseffekt bei Gruppe B ist gering bewertet worden. Der Median der Bewertungen liegt auf Wert vier der Skala und ist mit wenig Überraschung zu bewerten. Auch bei dieser Bewertung findet sich in Gruppe B ein Ausreißer, für den das Ergebnis überraschend ist. Dieser Sachverhalt lässt sich dahingehend interpretieren, dass die Werte vom Entscheidungsunterstützungssystem nicht mit den Werten der tatsächlichen Lösung übereinstimmen und so die Teilnehmer nicht korrekt beraten hat.

Aus den Anmerkungen von Gruppe A lässt sich der Überraschungseffekt dadurch ableiten, dass viele Teilnehmer trotz der hohen Anzahl an KPI richtige Lösungen auswählten. Aufgrund des geringen Unterschiedes zwischen dem Entscheidungsunterstützungssystem und den tatsächlichen Ergebnissen, ist auch in den Anmerkungen von Gruppe B die Übereinstimmung mit den tatsächlichen Ergebnissen häufig beschrieben worden. Für den Ausreißer in Gruppe B ist das Ergebnis ein Indiz, dass hundertprozentiges Vertrauen in ein System ein Fehler ist, aber die Nutzung einen Mehrwert bietet.

8.3 Gegenüberstellung ausgewertete Daten zu Hypothesen

Nach der Auswertung der Daten vom Experiment beschreibt dieser Abschnitt welche Auswirkungen die Ergebnisse auf die Beantwortung der Hypothesen haben. Hierfür wird im ersten Schritt beschrieben wie das Experiment die Hypothesen prüft. Danach werden die aufgestellten Hypothesen operationalisiert. Nach der Operationalisierung der Hypothesen werden die Ergebnisse aus der Auswertung der Daten beschrieben. Auf Basis dieser Daten werden die Hypothesen gegenübergestellt und geprüft. Bei der Prüfung der Hypothesen wird abschließend eine genaue Abgrenzung durchgeführt in der die Annahmen für die Gültigkeit präsentiert werden.

Wie im Abschnitt 7.1 beschrieben, wurde das Design des Experiments darauf gerichtet, dass die Hypothesen geprüft werden können. Der zentrale Aspekt bei der Evaluierung der Hypothesen ist die Entscheidungsqualität. Das Experiment prüft auf die drei definierten Kennzahlen (Ergebnis der Entscheidung, Schwierigkeit der Entscheidung und Nachhaltigkeit der Entscheidung) mit den ausgewählten Lieferanten sowie den Befragungen der Teilnehmer.

Für die Gegenüberstellung der ausgewerteten Daten zu den Hypothesen müssen im ersten Schritt die Hypothesen operationalisiert werden. Die Hypothesen werden im nächsten Schritt mit den Erkenntnissen aus der Datenanalyse verglichen und die Hypothesen falsifiziert.

Als Forschungshypothese für diese Arbeit wird festgelegt, dass die Nutzung eines trainierten Data Mining Modells zu einer Verbesserung der Entscheidungsqualität bei der Auswahl von Lieferanten in der Automobilindustrie führt.

Die Nullhypothese zur Forschungshypothese beschreibt, dass die Nutzung eines trainierten Data Mining Modells zu keiner Veränderung der Entscheidungsqualität bei der Auswahl von Lieferanten in der Automobilindustrie führt.

Zusätzlich zur Nullhypothese wurde die Alternativhypothese H1 aufgestellt, dass die Nutzung eines trainierten Data Mining Modells die Entscheidungsqualität bei der Auswahl von Lieferanten in der Automobilindustrie beeinflusst.

Wie oben beschrieben ist den drei Hypothesen gemein, dass sie sich auf die Bewertung der Entscheidungsqualität stützen. Eine Bewertung der Entscheidungsqualität wird in dieser Arbeit, wie oben definiert, mit der Bewertung des Ergebnisses, der Schwierigkeit sowie der Reflexion der Entscheidung, durchgeführt.

Die Annahme aus Abschnitt 6.2, dass das definierte Analytic Hierarchy Process (AHP)-Modell die Ideallösung ist, wird auch bei der Evaluierung der Ergebnisse verwendet. So sind die Bewertungen nach dem AHP-Modell die korrekten Ergebnisse. Die Kennzahl Performance des Lieferunternehmens wird herangezogen, um das bestbewertete Lieferunternehmen zu bestimmen.

Die gesammelten Daten aus dem Experiment werden in vier Analysen ausgewertet. Die Ergebnisse der vier Analysen fließen in die Bewertung der drei Kennzahlen für die Entscheidungsqualität ein.

Die ersten beiden Analysen beschäftigen sich mit der Bewertung des Ergebnisses der Entscheidung. Die erste Analyse prüft die Anzahl an richtigen Entscheidungen und die zweite Analyse prüft differenzierter, welche Abweichungen zur Ideallösung bestehen.

Die aus Abschnitt 8.2 analysierten Daten liefern bei der Bewertung der Ergebnisse, dass die Nutzung eines Data Mining Modells bessere Ergebnisse erzielt. Bei der Abweichung zum Idealergebnis ist ein Unterschied von -2 Prozent im Median bei Gruppe B und -21 Prozent im Median bei Gruppe A. Mit der Nutzung des Data Mining Modells wird ein um 19 Prozent besseres Ergebnis erzielt.

Die dritte Analyse beschäftigt sich mit der Bewertung der Schwierigkeit der Entscheidung. Die Bewertung wird der Auswertung der Likert-Skala sowie dem unstrukturierten Feedback aus dem Anmerkungsfeld durchgeführt.

Aus der Bewertung der Schwierigkeit der Entscheidungen kann kein so klares Ergebnis aus dem Vergleich zwischen der Nutzung und der Nicht-Nutzung beschrieben werden. Bei der Nutzung des Data Mining Modells wird die Schwierigkeit einfacher bewertet als bei der Nutzung ohne Data Mining Modell. Die grundlegende Entscheidung ist aufgrund der hohen Anzahl an KPI für beide Gruppen schwierig.

Aus der letzten Analyse werden die Ergebnisse für die Nachhaltigkeit und Reflexion über die Entscheidung ausgewertet. Hier wird gleich wie bei der Analyse der Schwierigkeit der Entscheidung eine Likert-Skala sowie unstrukturiertes Feedback in die Analyse aufgenommen.

Die Reflexion der Entscheidungen spiegelt die Erkenntnisse aus der Bewertung der Lieferanten wider. Bei der Nutzung des Data Mining Modells ist die Überraschung und die Abweichungen zum tatsächlichen Ergebnis geringer als bei der Gruppe ohne Zusatzinformationen.

Zusammengefasst schneiden die Teilnehmer die das Data Mining Modell verwenden in beiden Ergebnissen wesentlich besser ab, obwohl die Schwierigkeit der Entscheidungen für beide Gruppen nur eine leichte Tendenz für die Nutzung eines Data Mining Modells spricht. Bei der Reflexion der Entscheidung bewerten die Nutzer des Data Mining Modells den Überraschungseffekt geringer als die Teilnehmer ohne Data Mining Modell.

Aus diesen Ergebnissen der Datenanalyse können nun Aussagen über die aufgestellten Hypothesen gemacht werden.

Als erstes kann auf Basis der Ergebnisse die Nullhypothese zur Forschungshypothese widerlegt werden. Die Nutzung eines Data Mining Modells hat in jedem definierten Aspekt der Entscheidungsqualität eine Auswirkung. Bei dem Ergebnis der Bewertungen ist ein klarer Unterschied zwischen den Gruppen erkennbar. Ebenfalls sind Unterschiede bei der Bewertung der Schwierigkeit und der Nachhaltigkeit über die Reflexion zwischen den Gruppen festgestellt worden.

Aufgrund der Widerlegung der Nullhypothese kann die Alternativhypothese H1 bestätigt werden. Die Auswirkungen auf die Entscheidungsqualität bei Nutzung eines Data Mining Modells wurde bestätigt.

Abschließend kann auf Basis der Ergebnisse die Forschungshypothese bestätigt werden, da sich die Nutzung des Data Mining Modells positiv auf das Ergebnis auswirkt. Die Auswertungen der Ergebnisse haben eine klare Aussage für den positiven Einfluss der Nutzung eines Data Mining Modells auf die Entscheidungsqualität gezeigt.

Die positiven Tendenzen aus der Auswertung der Ergebnisse in den Aspekten Schwierigkeit und der Reflexion untermauern die Ergebnisse. Obwohl bei diesen Aspekten kein so klares Ergebnis zwischen den Gruppen festgestellt wurde, zeigt die Nutzung eines Data Mining Modells positive Entwicklungen auf die Schwierigkeit sowie auf die Nachhaltigkeit durch die Reflexion.

Durch die Verwerfung der Nullhypothese und die Bestätigung der Alternativhypothese H1 wurde ein gutes Indiz für die Bestätigung der Forschungshypothese geschaffen. Die Forschungshypothese konnte auch mit den Ergebnissen aus der Datenanalyse bestätigt werden.

Auf Basis dieser Aussagen über die aufgestellten Hypothesen kann die Forschungsfrage: „Welche Auswirkungen hat der Einsatz von Data Mining und Machine Learning Verfahren bei der Auswahl von Lieferanten im Supplier Relationship Management in der Automobilindustrie, wenn die Lieferantenperformance mittels Data Mining Modell vorausgesagt wird?“ beantwortet werden.

Die Forschungsfrage kann damit beantwortet werden, dass der Einsatz von Data Mining Modellen mit dem Ziel der Vorhersage von Lieferantenbewertungen, zu einer Verbesserung der Entscheidungsqualität bei der Auswahl von Lieferanten führt. Als Auswirkung auf Entscheidungsträger wird die Verbesserung der Entscheidungsqualität gesehen.

Eine Abgrenzung der Ergebnisse ist notwendig, da im Zuge der Erstellung dieser Arbeit Annahmen getroffen wurden. Die nachfolgenden Annahmen wurden getroffen, um eine Umgebung, in der das Experiment ohne externe Einflüsse durchgeführt werden kann, zu schaffen.

Wie oben beschrieben wurde das definierte AHP-Modell als Idealzustand angesehen und das Datenmodell direkt darauf angepasst. So wurden die Vergleiche im Experiment gegen den Idealzustand aus dem AHP-Modell durchgeführt. Diese Einschränkung wird wissentlich anerkannt, um eine Minimierung der externen Einflussfaktoren zu erreichen.

Aufgrund der spezifischen Auswahl der Teilnehmer der Studie ist eine Aussage mit allgemeiner Gültigkeit nicht möglich. Durch die Auswahl konnte auch konstruktives Feedback über die Anmerkungen eingeholt werden, welches für zukünftige Forschung, wie einem Pseudo-Experiment unter realen Bedingungen, in diesem Bereich wichtig ist.

Die Erkenntnisse aus dem Experiment sind stark abhängig vom darunterliegenden Datenmodell aus der Umsetzung des Prototyps. So kann bei anderen Daten das Ergebnis unterschiedlich sein. Aus diesem Grund wurde auch ein Idealzustand, nach dem beispielhaft gewichteten AHP-Bewertungsmodell, definiert. Auf Basis dieses Idealzustands wurden Testdaten für den Prototyp generiert und das Data Modell hinsichtlich dieser Daten trainiert.

Eine weitere Einschränkung für die Aussagefähigkeit des Data Mining Modells ist die Qualität des umgesetzten Datenmodells. Die Aussagekraft ist eingeschränkt, wenn Problemen in der Modellierungsphase, wie zum Beispiel die Überanpassung an die Daten, auftreten. Auch ist die Versorgung der Daten ein Schlüsselfaktor für aussagekräftige Data Mining Modelle. Aus diesem Grund muss bei der Versorgung Sorge getragen werden, dass die Daten korrekt, verfügbar und aktuell sind.

Die Einbeziehung externer Faktoren wie Stress, die Verfassung der Entscheidungsträger, strategische Entscheidungen oder auch die Erfahrung der Entscheidungsträger wirkt auch auf die Entscheidungsqualität bei der Auswahl der Lieferanten mit ein. Diese externen Faktoren werden auch bei der Abbildung mit AHP nicht betrachtet.

Aufgrund der hohen Anzahl an Operationen in einem neuronalen Netzwerk ist ein Nachteil, dass die Nachvollziehbarkeit der Berechnungen, welche für die Bestimmung der Lieferantenbewertung durchgeführt werden, unmöglich ist. Dieser Umstand kann sich auf die Akzeptanz des Entscheidungsunterstützungssystems auswirken.

9 CONCLUSIO

Die Ergebnisse und Erkenntnisse der gesamten Arbeit wird in diesem Kapitel zusammengefasst. Als erster Schritt wird die Vorgehensweise, wie es zu den Ergebnissen gekommen ist, reflektiert und aufgearbeitet. Als Nächstes werden die Ergebnisse der Arbeit diskutiert und die Forschungsfrage beantwortet. Nach der Beantwortung der Forschungsfrage werden die Ergebnisse kritisch hinterfragt und Verbesserungsmaßnahmen aufgezeigt. Abschließend wird ein Ausblick auf weitere Einsatzgebiete und weitere Forschung, in diesem Bereich, vorgestellt.

9.1 Reflexion über die Vorgehensweise

Als erster Schritt wurde die Positionierung der Tätigkeit der Lieferantenbewertung in einem Unternehmenskontext festgelegt. Auf oberster Ebene beschreibt das Supply Chain Management (SCM) die Orchestrierung von verschiedener Lieferantenbeziehungen zum Unternehmen. Die einzelne Lieferantenbeziehung wird im Supplier Relationship Management (SRM) geplant, durchgeführt und kontrolliert. Als Tätigkeit im SRM bildet die Tätigkeit der Beschaffung die konkrete Lieferantensuche, -bewertung und -abwicklung ab.

Nach der Positionierung wurden verschiedene Möglichkeiten wie Lieferanten bewertet werden können vorgestellt. Für diese Arbeit wird das Vorgehensmodell Analytic Hierarchy Process (AHP) ausgewählt. Für die Umsetzung des AHP wird eine Gliederung der Entscheidungssituation anhand einer Hierarchie durchgeführt und die einzelnen Elemente der Ebenen gegeneinander bewertet.

Nach der Auswahl des Vorgehens wurde für die Ideallösung ein Bewertungsmodell nach AHP erstellt. Für das Bewertungsmodell wurden Kriterien definiert, wonach Lieferanten bewertet werden können. Aus diesen Kriterien wurden im nächsten Schritt Key Performance Indikatoren (KPI) abgeleitet. Die Gewichtungen der Kriterien und KPI wurden anschließend durchgeführt und die Hierarchie für das Bewertungsmodell aufgestellt.

Nach der Fertigstellung des Bewertungsmodells wurden die technischen Aspekte für die Unterstützung von Entscheidungsprozessen im Einkaufsbereich besprochen. Der erste Schritt für die Analyse der technischen Möglichkeiten war die Definition von Data Mining und Machine Learning, als Verfahren zum Erkennen von Mustern und Zusammenhängen in Daten. Zusätzlich zu Definition von Data Mining wurde das Vorgehensmodell Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) für die Umsetzung ausgewählt.

Auf Basis dieser Erkenntnisse wurden die verschiedenen Aufgabenstellungen, die mit Data Mining gelöst werden können, vorgestellt. Die Vorhersage von der Performance von Lieferanten wurde als Regressionsaufgabenstellung identifiziert und zugeordnet.

Aus der den verschiedenen Möglichkeiten wie Regressionsaufgaben gelöst werden können, wurde die Umsetzung mit neuronalen Netzwerken ausgewählt. Bei der Analyse der verschiedenen Formen von neuronalen Netzwerken wurde als finales Design ein neuronales Netzwerk mit Backpropagation ausgewählt.

Nachdem Design des neuronalen Netzwerkes wurde die Umsetzung als Prototyp mit den obengenannten Vorgehensmodell CRISP-DM durchgeführt. Im Zuge der Umsetzung wurden Testdaten auf Basis der Ideallösung erstellt und für das Training des Datenmodells zur Verfügung gestellt.

Nach der Fertigstellung des Prototyps wurde der Ablauf des Experiments definiert und in weiterer Folge durchgeführt. Das Design des Experiments wurde nach den Aspekten für die Bewertung der Entscheidungsqualität gewählt. Bei der Durchführung des Experiments wurden zwei Gruppen gebildet. Die Aufgabenstellung war die Auswahl von Lieferanten auf Basis von KPI, dabei hatte eine Gruppe die zusätzlichen Informationen aus dem Prototyp und die andere Gruppe musste die Aufgabenstellung ohne die Informationen durchführen. Die Ergebnisse aus den Bewertungen, sowie die Befragung zur Schwierigkeit und die Reflexion über die Entscheidungen wurden im nächsten Schritt analysiert.

Mit den Ergebnissen aus der Datenanalyse wurden die Hypothesen geprüft und die Forschungsfrage beantwortet.

9.2 Diskussion der Ergebnisse

Wie bei der Reflexion über die Vorgehensweise erwähnt, wurde die Forschungsfrage, im Zuge der Gegenüberstellung der Daten mit den aufgestellten Hypothesen, beantwortet. Dieser Abschnitt diskutiert die Ergebnisse und zeigt mögliche Verbesserungsmaßnahmen auf.

Die Forschungsfrage wurde damit beantwortet, dass der Einsatz von Data Mining Modellen zu einer Verbesserung der Entscheidungsqualität führt. Wie in Abschnitt 8.3 besprochen ist die Gültigkeit der Aussagen nur unter den beschriebenen Annahmen möglich.

Wichtig als Ergebnis in dieser Arbeit war zu zeigen, dass die Nutzung von Data Mining Verfahren eine positive Auswirkung auf die Entscheidungsqualität hat. Der Einsatz in der Praxis kann mit einem Pseudo-Experiment unter realen Bedingungen geprüft werden. Durch die Einbeziehung von Entscheidungsträger und Echt Daten kann die Auswirkung auf die Entscheidungsqualität für ein Unternehmen geprüft werden.

Ein Kritikpunkt aus den Ergebnissen war die hohe Anzahl an KPI mit der die Lieferanten bewertet werden sollen. Wie in 8.2 angesprochen, wäre eine Aggregation der KPI auf eine Ebene nach oben zu den Kriterien sinnvoll. Auch die einzelnen KPI wurden aus der Literatur entnommen für die Implementierung des Prototyps, muss eine Anpassung auf die verwendeten KPI des Unternehmens durchgeführt werden.

Die Nutzung des AHP-Bewertungsmodells als Ideallösung wird für die Praxis nicht ideal sein. Als Ansatzpunkt wäre hier die Verbindung eines definierten AHP-Modells mit den Bewertungen die in der Praxis, welche nicht immer gleich sein müssen. Mit der Nutzung eines neuronalen

Netzwerkes können beide Seiten modelliert werden und so das daraus entstehende Entscheidungsunterstützungssystem besser auf die Realität abgebildet werden.

Eine andere Variante diesen kombinierten Ansatz zu verfolgen, wäre die Extraktion eines Bewertungsmodells aus bestehenden Bewertungen. Durch die Nutzung von Data Mining Verfahren können die Zusammenhänge in den Daten extrahiert werden und ein entsprechendes Bewertungsmodell aufgesetzt werden.

9.3 Ausblick

Wie die Umsetzung des Prototyps gezeigt hat, liegt viel Potential für Data Mining Lösungen im Bereich der Lieferantenbewertungen. Dieses Potential kann aufgrund der hohen Anzahl an Daten sehr gut mit Data Mining Verfahren genutzt werden und so den Entscheidungsträgern zusätzliche Sicherheit beim Treffen von Entscheidungen geben.

Als ein weiterer wichtiger Punkt ist, dass sich Unternehmen die verwendeten Bewertungsmethoden sowie deren Bewertungsmodelle für Lieferanten analysieren. Wie die Literaturrecherche gezeigt hat, können auch klassische Bewertungsroutinen von Data Mining Verfahren profitieren.

Ein weiterer Aspekt der zu betrachten ist, dass durch Data Mining Verfahren auch unbewusste Entscheidungen der Entscheidungsträger anhand der Daten dargestellt werden. Diese Erkenntnisse können von neuen Mitarbeiter und Mitarbeiterinnen zur Verfügung gestellt werden und so einen schnelleren Wissens- und Erfahrungsaustausch zu erlangen.

Diese Arbeit hat sich nur mit der Vorhersage von Werten anhand von Regressionen beschäftigt. Wie kurz vorgestellt, bieten die Verfahren aus dem Data Mining Bereich weitere Möglichkeit Daten auszuwerten und so Wissen zu generieren. Als Beispiel könnte die Möglichkeit ein Clustering der Lieferanten zu ermöglichen. Mit der Umsetzung von entsprechenden Algorithmen können so auch Grenzfälle zwischen den Klassen dargestellt werden.

Als nächste Schritte könnte die Umsetzung eines Pseudo-Experiments in realer Umgebung geplant werden. Durch die Einbindung von Fachexperten und die Modellierung auf echte Unternehmensdaten kann die praxisnahe Anwendung für ein Unternehmen prüfen.

Ein weiterer Aspekt für weitere Forschung kann die Anwendung des Experiments auf andere Branchen sein. Die grundlegenden Überlegungen können sich auf alle Branchen anwenden lassen, die ein intensives Supplier Relationship Management, wie beispielsweise die Fertigungsindustrie, betreiben. Für die Einführung in anderen Branchen und Industrien sind als Voraussetzung, strukturierte Entscheidungsabläufe und die Versorgung mit korrekten und aktuellen Daten, zu definieren.

Nach den aktuellen Entwicklungen ist die Aufgabe von Data Mining Verfahren Entscheidungen zu unterstützen. Für die weitere Entwicklung in Richtung automatischer Entscheidungen ohne Zutun von Menschen sind die ethischen und moralischen Auswirkungen sehr kritisch zu diskutieren.

ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS

AD	Auftragsdurchlaufzeit
AF	Änderungsflexibilität
AHP	Analytic Hierarchy Process
ANN	Artificial Neural Network
BI	Business Intelligence
BIRCH	Balanced iterative reducing and clustering using hierarchies
CPFR	Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment
CL	Claims
CRISP-DM	Cross Industry Standard Process for Data Mining
CRM	Customer Relationship Management
CRP	Continous Replenishment Programm
CSCMP	Council of Supply Chain Management Professionals
D	Dokumentationsqualität
DWH	Data Warehouse
E	Eigenkapitalquote
ECR	Efficient Consumer Response
EDI	electronic data interchange / elektronischer Datenaustausch
ERP	Enterprise Ressource Planning-System
F	Fehllieferungsquote
GK	Garantie & Kulanz
GRA	Grey Relational Analysis
I	Informationsbereitschaft
JIT	Just-in-Time
KNN	Künstliche Neuronale Netzwerke
KPI/s	Key Performance Indikator/en
KV	Kostenvarianz
LA	Lieferausfallquote
LF	Lieferflexibilität
LQ	Lieferqualität
LV	Lieferverzugsquote
MSE	Mean-squared Error
NA	Preisnachlassquote
NI	Preisniveau
O	Organisationsgröße
OEM	Original Equipment Manufacturer / Erstausrüster
P	Produktqualität
PSA	Product and Service Agreement
QR	Quick Response

R	Reklamationsquote
RFI	Request for Information
RFP	Request for Proposal
RFQ	Request for Quotation
RPROP	Resilient Backpropagation
SCM	Supply Chain Management
SRM	Supplier Relationship Management
SWOT	Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats
U	Umsatzrentabilität
VMI	Vendor-Managed Inventory

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

Abbildung 1 Lieferantennetzwerk Automobilindustrie (Trojan, 2011)	8
Abbildung 2 Prozesse des SCM in Anlehnung an Croxton et al. (2001)	9
Abbildung 3 Beziehung SRM zu CRM (Lambert, 2010).....	10
Abbildung 4 Peitscheneffekt (Lee, Padmanabhan, & Whang, 1997).....	11
Abbildung 5 CPFR Vorgehensmodell (Voluntary Interindustry Commerce Standards [VICS], 2004)	13
Abbildung 6 3-Ebenen-Vorgehensmodell SRM (Appelfeller & Buchholz, 2011).....	15
Abbildung 7 Instrumente im SRM (Große-Wilde, 2004).....	16
Abbildung 8 Operativer Beschaffungsprozess (Klaus et al., 2012).....	20
Abbildung 9 Platzierung Beschaffung entlang Supply Chain (Stoll, 2008)	21
Abbildung 10 Beschaffungsprozess (Koppelman, 2007)	23
Abbildung 11 Begriffsübersicht Beschaffung in Anlehnung an Schubert (2002)	25
Abbildung 12 Aufgabenbereiche Lieferantenmanagement (Irlinger, 2012)	26
Abbildung 13 ABC-Analyse in Anlehnung an Klaus et al. (2012).....	29
Abbildung 14 AHP-Hierarchie (Agarwal, P. et al., 2014).....	32
Abbildung 15 AHP-Problemhierarchie Lieferantenauswahl	43
Abbildung 16 AHP-Problemhierarchie Lieferantenauswahl inklusive Prioritäten.....	48
Abbildung 17 Data Mining Techniken aus unterschiedlichen Domänen nach Han et al. (2012)	51
Abbildung 18 CRISP-DM Prozess (Shearer, 2000)	53
Abbildung 19 Grundlegender Aufbau KNN in Anlehnung an Gluchowski et al. (2008)	59
Abbildung 20 Histogramm generierte Lieferantendaten.....	64
Abbildung 21 Plot aus R: Design neuronales Netzwerk.....	70
Abbildung 22 Box-Plot Mean-squared Error Prototyp	72
Abbildung 23 Vorgehensmodell Experiment	75
Abbildung 24 Befragungsbereich Aufgabenstellung	77
Abbildung 25 Befragungsbereich Lösung	78
Abbildung 26 Box-Plot: Anzahl richtiger Antworten.....	81
Abbildung 27 Box-Plot: Summe Abweichung.....	82
Abbildung 28 Box-Plot: Bewertung Schwierigkeit	83
Abbildung 29 Box-Plot: Bewertung Lösung.....	84

TABELLENVERZEICHNIS

Tabelle 1 Vorgehensmodell Lieferantenauswahl (Boer et al., 2001)	27
Tabelle 2 Methoden zur Lieferantenbewertung (Boer et al., 2001; Irlinger, 2012; Janker, 2008).....	29
Tabelle 3 Vergleichsskala AHP nach Saaty (2008)	32
Tabelle 4 Beispiel AHP-Bewertungsmatrix.....	32
Tabelle 5 Kriterienkataloge aus Literaturrecherche	34
Tabelle 6 KPI für Qualität	37
Tabelle 7 KPI für Preis / Kosten	38
Tabelle 8 KPI für Finanzielle Zuverlässigkeit	39
Tabelle 9 KPI für Logistik.....	41
Tabelle 10 KPI für Flexibilität.....	42
Tabelle 11 Einschätzung Kriterien (AHP).....	44
Tabelle 12 Bewertungsmatrix Kriterien (AHP).....	45
Tabelle 13 Bewertungsmatrix Qualität (AHP).....	45
Tabelle 14 Bewertungsmatrix Preis / Kosten (AHP)	46
Tabelle 15 Bewertungsmatrix Finanzielle Zuverlässigkeit (AHP).....	46
Tabelle 16 Bewertungsmatrix Logistik (AHP).....	47
Tabelle 17 Bewertungsmatrix Flexibilität (AHP)	47
Tabelle 18 Aufgabenstellungen im Data Mining nach Hand et al. (2001)	56
Tabelle 19 Data Mining Aufgabenstellungen und Verfahren.....	57
Tabelle 20 Zusammenfassung Bewertungsmodell KPI und Prioritäten	65
Tabelle 21 Zusammenfassung KPI-Transformation.....	66
Tabelle 22 Transformation Umsatzrentabilität und Eigenkapitalquote.....	67
Tabelle 23 Transformation Likert-Skalen	67
Tabelle 24 Transformation Abweichung Tage.....	67
Tabelle 25 Parametrisierung neuronales Netzwerk mit neuralnet nach Günther und Fritsch (2010)	68
Tabelle 26 Vergleich neuronale Netzwerk-Architekturen	71

LITERATURVERZEICHNIS

- Agarwal, P., Sahai, M., Mishra, V., Bag, M., & Singh, V. (2014). Supplier Selection in Dynamic Environment using Analytic Hierarchy Process. *International Journal of Information Engineering and Electronic Business*, 6(4), 20–26. <https://doi.org/10.5815/ijieeb.2014.04.03>
- Agarwal, R., & Srikant, R. (Eds.) 1994. *Fast algorithms for mining association rules*.
- Ahmed, E., Jones, M., & Marks, T. K. (Eds.) 2015. *An improved deep learning architecture for person re-identification*.
- Angeles, R., & Nath, R. (2007). Business-to-business e-procurement: Success factors and challenges to implementation. *Supply Chain Management: an International Journal*, 12(2), 104–115. <https://doi.org/10.1108/13598540710737299>
- Appelfeller, W., & Buchholz, W. (2011). *Supplier relationship management: Strategie, Organisation und IT des modernen Beschaffungsmanagements* (2nd ed.). Wiesbaden: Springer-Verlag.
- Arnold, D., Isermann, H., Kuhn, A., Tempelmeier, H., & Furmans, K. (Eds.). (2008). *VDI-Buch. Handbuch Logistik* (3., neu bearb. Aufl.). Berlin: Springer. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-72929-7>
- Arnold, U. (1982). *Strategische Beschaffungspolitik: Steuerung und Kontrolle strategischer Beschaffungssysteme von Unternehmen. Europäische Hochschulschriften Reihe 5, Volks- und Betriebswirtschaft: Vol. 380*. Frankfurt am Main: Lang.
- Baglieri, E., Secchi, R., & Croom, S. (2007). Exploring the impact of a supplier portal on the buyer–supplier relationship. The case of Ferrari Auto. *Industrial Marketing Management*, 36(7), 1010–1017. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2007.06.005>
- Bai, C., & Sarkis, J. (2014). Determining and applying sustainable supplier key performance indicators. *Supply Chain Management: an International Journal*, 19(3), 275–291. <https://doi.org/10.1108/SCM-12-2013-0441>
- Bergmeir, C. N., & Benítez Sánchez, J. M. (Eds.) 2012. *Neural networks in R using the Stuttgart neural network simulator: RSNNS*: American Statistical Association.
- Björn Georg. (2006). *CPFR und Elektronische Marktplätze: Neuausrichtung der kooperativen Beschaffung*. Wiesbaden: DUV.
- Boer, L. de, Labro, E., & Morlacchi, P. (2001). A review of methods supporting supplier selection. *European Journal of Purchasing & Supply Management*, 7(2), 75–89. [https://doi.org/10.1016/S0969-7012\(00\)00028-9](https://doi.org/10.1016/S0969-7012(00)00028-9)
- Bramer, M. (2007). *Principles of Data Mining*. London: Springer London.
- Brenner, W., Wenger, R., Österle, H., Winter, R., & Brenner, W. (Eds.). (2007). *Business Engineering. Elektronische Beschaffung*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Christopher, M. (2016). *Logistics & supply chain management*. Pearson UK.
- Council of Supply Chain Management Professionals. (2013). CSCMP Glossary. Retrieved from http://cscmp.org/CSCMP/Educate/SCM_Definitions_and_Glossary_of_Terms/CSCMP/Educa

- te/SCM_Definitions_and_Glossary_of_Terms.aspx?hkey=60879588-f65f-4ab5-8c4b-6878815ef921
- Croxton, K. L., García-Dastugue, S. J., Lambert, D. M., & Rogers, D. S. (2001). The Supply Chain Management Processes. *The International Journal of Logistics Management*, 12(2), 13–36. <https://doi.org/10.1108/09574090110806271>
- Disselkamp, M., & Schüller, R. (2004). *Lieferantenrating: Instrumente, Kriterien, Checklisten* (1. Aufl.). Wiesbaden: Gabler.
- Dweiri, F., Kumar, S., Khan, S. A., & Jain, V. (2016). Designing an integrated AHP based decision support system for supplier selection in automotive industry. *Expert Systems with Applications*, 62, 273–283. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.06.030>
- Eyholzer, K., Kuhlmann, W., & Münger, T. (2002). Wirtschaftlichkeitsaspekte eines partnerschaftlichen Lieferantenmanagements. *HMD - Praxis Wirtschaftsinform*, 228.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI Magazine*, 17(3), 37.
- Frawley, W. J., Piatetsky-Shapiro, G., & Matheus, C. J. (1992). Knowledge discovery in databases: An overview. *AI Magazine*, 13(3), 57.
- Gabler Wirtschaftslexikon. Stichwort: Beschaffung. Retrieved from <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/72967/beschaffung-v9.html>
- Gabler Wirtschaftslexikon. Stichwort: Data Mining. Retrieved from <https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/data-mining-28709/version-252334>
- Gabler Wirtschaftslexikon. Stichwort: E-Procurement. Retrieved from <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/81863/e-procurement-v10.html>
- Gencer, C., & Gürpınar, D. (2007). Analytic network process in supplier selection: A case study in an electronic firm. *Applied Mathematical Modelling*, 31(11), 2475–2486. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2006.10.002>
- Gluchowski, P., Dittmar, C., & Gabriel, R. (2008). *Management Support Systeme und Business Intelligence: Computergestützte Informationssysteme für Fach- und Führungskräfte* (2, vollst. überarb. Aufl.). Berlin, Heidelberg: Springer. Retrieved from <http://site.ebrary.com/lib/alltitles/docDetail.action?docID=10210949>
- Göpfert, I., & Braun, D. (2012). Stand und Zukunft des Supply Chain Managements in der Automobilindustrie – Ergebnisse einer empirischen Studie. In I. Göpfert, D. Braun, & M. Schulz (Eds.), *Automobillogistik* (pp. 29–39). Wiesbaden: Gabler Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-8349-7081-7_2
- Große-Wilde, J. (2004). SRM — Supplier-Relationship-Management. *Wirtschaftsinformatik*, 46(1), 61–63. <https://doi.org/10.1007/BF03250996>
- Günther, F., & Fritsch, S. (2010). neuralnet: Training of neural networks. *The R Journal*, 2(1), 30–38.
- Guresen, E., & Kayakutlu, G. (2011). Definition of artificial neural networks with comparison to other networks. *Procedia Computer Science*, 3, 426–433. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2010.12.071>

- Hagan, M. T., Demuth, H. B., & Beale, M. H. (1996). *Neural network design*: Pws Pub. Boston.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining: Concepts and techniques* (3. ed.). *The Morgan Kaufmann series in data management systems*. Amsterdam: Elsevier/Morgan Kaufmann. Retrieved from <http://ebookcentral.proquest.com/lib/subhh/detail.action?docID=729031>
- Han, J., Pei, J., Yin, Y., & Mao, R. (2004). Mining frequent patterns without candidate generation: A frequent-pattern tree approach. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(1), 53–87.
- Hand, D. J., Mannila, H., & Smyth, P. (2001). *Principles of data mining. Adaptive computation and machine learning*. Cambridge, Mass: MIT Press. Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&scope=site&db=nlebk&db=nlabk&AN=138588>
- Handfield, R., Walton, S. V., Sroufe, R., & Melnyk, S. A. (2002). Applying environmental criteria to supplier assessment: A study in the application of the Analytical Hierarchy Process. *European Journal of Operational Research*, 141(1), 70–87. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(01\)00261-2](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(01)00261-2)
- Hansen, H. R., & Neumann, G. (2009). *Wirtschaftsinformatik* (10., völlig neu bearb. und erw. Aufl.). *UTB Wirtschaftswissenschaften: Vol. 2669*. Stuttgart: Lucius & Lucius.
- Hartigan, J. A., & Wong, M. A. (1979). Algorithm AS 136: A k-means clustering algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, 28(1), 100–108.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (Eds.). (2009). *Springer Series in Statistics. The Elements of Statistical Learning*. New York, NY: Springer New York.
- Hearst, M. A., Dumais, S. T., Osuna, E., Platt, J., & Scholkopf, B. (1998). Support vector machines. *IEEE Intelligent Systems and Their Applications*, 13(4), 18–28.
- Ho, W., Xu, X., & Dey, P. K. (2010). Multi-criteria decision making approaches for supplier evaluation and selection: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 202(1), 16–24. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2009.05.009>
- Hsin Chang, H., Tsai, Y.-C., & Hsu, C.-H. (2013). E-procurement and supply chain performance. *Supply Chain Management: an International Journal*, 18(1), 34–51. <https://doi.org/10.1108/13598541311293168>
- Hussain, M., & Drake, P. R. (2011). Analysis of the bullwhip effect with order batching in multi-echelon supply chains. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 41(10), 972–990. <https://doi.org/10.1108/09600031111185248>
- Igel, C., & Hüsken, M. (2003). Empirical evaluation of the improved Rprop learning algorithms. *Neurocomputing*, 50, 105–123.
- Irlinger, W. (2012). *Kausalmodelle zur Lieferantenbewertung*. Wiesbaden: Gabler Verlag.
- Jain, A. K., Mao, J., & Mohiuddin, K. M. (1996). Artificial neural networks: A tutorial. *Computer*, 29(3), 31–44.

- Jain, R., Singh, A. R., Yadav, H. C., & Mishra, P. K. (2014). Using data mining synergies for evaluating criteria at pre-qualification stage of supplier selection. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 25(1), 165–175. <https://doi.org/10.1007/s10845-012-0684-z>
- Janker, C. G. (2008). *Multivariate Lieferantenbewertung: Empirisch gestützte Konzeption eines anforderungsgerechten Bewertungssystems*. Wiesbaden: Gabler.
- Kant, R., & Dalvi, M. V. (2017). Development of questionnaire to assess the supplier evaluation criteria and supplier selection benefits. *Benchmarking: an International Journal*, 24(2), 359–383. <https://doi.org/10.1108/BIJ-12-2015-0124>
- Kantardzic, M. (2011). *Data mining: Concepts, models, methods, and algorithms* (Second edition). Hoboken, New Jersey, Piscataway, New Jersey: Wiley IEEE Press; IEEE Xplore.
- Kanungo, T., Mount, D. M., Netanyahu, N. S., Piatko, C. D., Silverman, R., & Wu, A. Y. (2002). An efficient k-means clustering algorithm: Analysis and implementation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7), 881–892.
- Kar, A. K. (Ed.) 2013. *Using artificial neural networks and analytic hierarchy process for the supplier selection problem*. 2013 IEEE International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPCC).
- Kişi, Ö., & Uncuoğlu, E. (2005). Comparison of three back-propagation training algorithms for two case studies. *0975-1017*.
- Klaus, P., Krieger, W., & Krupp, M. (Eds.). (2012). *Gabler Lexikon Logistik: Management logistischer Netzwerke und Flüsse* (5. Aufl. 2012). Wiesbaden: Gabler Verlag. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-8349-7172-2>
- Koppelman, U. (2007). Internet und Beschaffung. In W. Brenner, R. Wenger, H. Österle, R. Winter, & W. Brenner (Eds.), *Business Engineering. Elektronische Beschaffung* (pp. 23–38). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-34018-8_2
- Kumar, J., & Roy, N. (2010). A hybrid method for vendor selection using neural network. *International Journal of Computer Applications*, 11(12), 35–40.
- Kumar Kar, A., & K. Pani, A. (2014). Exploring the importance of different supplier selection criteria. *Management Research Review*, 37(1), 89–105. <https://doi.org/10.1108/MRR-10-2012-0230>
- Lambert, D. M. (2010). Supply Chain Management – Processes, Partnerships, Performance. In R. Schönberger & R. Elbert (Eds.), *Dimensionen der Logistik* (pp. 553–572). Wiesbaden: Gabler. https://doi.org/10.1007/978-3-8349-6515-8_29
- Lambert, D. M., & Schwieterman, M. A. (2012). Supplier relationship management as a macro business process. *Supply Chain Management: an International Journal*, 17(3), 337–352. <https://doi.org/10.1108/13598541211227153>
- Large, R. (2006). *Strategisches Beschaffungsmanagement: Eine praxisorientierte Einführung*. Wiesbaden: Gabler.
- Lee, H. L., Padmanabhan, V., & Whang, S. (1997). The bullwhip effect in supply chains. *Sloan Management Review*, 38(3), 93.

- LeMay, S., Helms, M. M., Kimball, B., & McMahon, D. (2017). Supply chain management: The elusive concept and definition. *The International Journal of Logistics Management*, 28(4), 1425–1453. <https://doi.org/10.1108/IJLM-10-2016-0232>
- Liu, Z., Luo, P., Wang, X., & Tang, X. (Eds.) 2015. *Deep learning face attributes in the wild*.
- M. Tachizawa, E., & Yew Wong, C. (2014). Towards a theory of multi-tier sustainable supply chains: A systematic literature review. *Supply Chain Management: an International Journal*, 19(5/6), 643–663. <https://doi.org/10.1108/SCM-02-2014-0070>
- Marbán, Ó., Mariscal, G., & Segovia, J. (2009). A data mining & knowledge discovery process model. In J. Ponce & A. Karahoca (Eds.), *Data mining and knowledge discovery in real life applications*. Rijek, Croatia: InTech.
- Mentzer, J. T., DeWitt, W., Keebler, J. S., Min, S., Nix, N. W., Smith, C. D., & Zacharia, Z. G. (2001). DEFINING SUPPLY CHAIN MANAGEMENT. *Journal of Business Logistics*, 22(2), 1–25. <https://doi.org/10.1002/j.2158-1592.2001.tb00001.x>
- Min, H. (1994). International Supplier Selection. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 24(5), 24–33. <https://doi.org/10.1108/09600039410064008>
- Moon, T. K. (1996). The expectation-maximization algorithm. *IEEE Signal Processing Magazine*, 13(6), 47–60.
- Morauszki, K., & Lajos, A. (2016). METHODEN DER LIEFERANTENAUSWAHL IN DER AUTOMOBILINDUSTRIE IN UNGARN. In S. Bodzás & T. Mankovits (Eds.), *ISCAME 2016: Proceedings* (pp. 357–368). Debrecen: Faculty of Engineering.
- Ordoobadi, S. M. (2010). Application of AHP and Taguchi loss functions in supply chain. *Industrial Management & Data Systems*, 110(8), 1251–1269. <https://doi.org/10.1108/02635571011077861>
- Ossadnik, W., & Kaspar, R. (2013). Evaluation of AHP software from a management accounting perspective. *Journal of Modelling in Management*, 8(3), 305–319. <https://doi.org/10.1108/JM2-01-2011-0007>
- Paik, S.-K., & Bagchi, P. K. (2007). Understanding the causes of the bullwhip effect in a supply chain. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 35(4), 308–324. <https://doi.org/10.1108/09590550710736229>
- Pavlínek, P., & Janák, L. (2016). Regional Restructuring of the Škoda Auto Supplier Network in the Czech Republic. *European Urban and Regional Studies*, 14(2), 133–155. <https://doi.org/10.1177/0969776407076101>
- Pyle, D. (1999). *Data preparation for data mining*: Morgan Kaufmann.
- Riedmiller, M., & Braun, H. (Eds.) 1993. *A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm*: IEEE.
- Saaty, T. L. (1980). The analytic hierarchy process: planning, priority setting, resources allocation. *New York: McGraw*, 281.
- Saaty, T. L. (2003). Decision-making with the AHP: Why is the principal eigenvector necessary. *European Journal of Operational Research*, 145(1), 85–91. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00227-8](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00227-8)

- Saaty, T. L. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process. *International Journal of Services Sciences*, 1(1), 83. <https://doi.org/10.1504/IJSSCI.2008.017590>
- Schmidhuber, J. (2015). Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *Neural Networks*, 61, 85–117. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>
- Schubert, P. (2002). E-Procurement: Elektronische Unterstützung der Beschaffungsprozesse in Unternehmen. *Procurement Im E-Business*. München Wien.
- Sevкли, M., Lenny Koh, S. C., Zaim, S., Demirbag, M., & Tatoglu, E. (2008). Hybrid analytical hierarchy process model for supplier selection. *Industrial Management & Data Systems*, 108(1), 122–142. <https://doi.org/10.1108/02635570810844124>
- Sharma, N., Balan, S., Vrat, P., & Kumar, P. (2006). Analysis of bullwhip effect in reverse supply chain. *Journal of Advances in Management Research*, 3(2), 18–33. <https://doi.org/10.1108/97279810680001243>
- Shearer, C. (2000). The CRISP-DM Model: The new blueprint for data mining. *Journal of Data Warehousing*, 5(4), 13–22.
- Stam, A., Sun, M., & Haines, M. (1996). Artificial neural network representations for hierarchical preference structures. *Computers & Operations Research*, 23(12), 1191–1201. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(96\)00021-4](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(96)00021-4)
- Stoll, P. (2008). *Der Einsatz von E-Procurement in mittelgroßen Unternehmen: Konzeptionelle Überlegungen und explorative Untersuchung*. Wiesbaden: Gabler.
- Stölzle, W., & Heusler, K. F. (2003). Supplier Relationship Management - Entstehung, Konzeptverständnis und methodisch-instrumentelle Anwendung. In R. Bogaschewsky & U. Götze (Eds.), *Management und Controlling von Einkauf und Logistik. Festschrift für Prof. Dr. Dr. h.c. Jürgen Bloech* (pp. 167–194). Gernsbach: Deutscher Betriebswirte-Verlag.
- Sun, Y., Chen, Y., Wang, X., & Tang, X. (Eds.) 2014. *Deep learning face representation by joint identification-verification*.
- Sundtoft Hald, K., & Ellegaard, C. (2011). Supplier evaluation processes: The shaping and reshaping of supplier performance. *International Journal of Operations & Production Management*, 31(8), 888–910. <https://doi.org/10.1108/01443571111153085>
- Surjandari, I., Sudarto, S., & Anggarini, S. (2010). Supplier selection in JIT automotive industry: A multivariate approach. *Operations and Supply Chain Management*, 3(2), 83–93.
- Tang, S. H., Hakim, N., Khaksar, W., Ariffin, M. K.A., Sulaiman, S., & Pah, P. S. (2013). A hybrid method using analytic hierarchical process and artificial neural network for supplier selection. *International Journal of Innovation, Management and Technology*, 4(1), 109.
- Teller, C., Kotzab, H., Grant, D. B., & Holweg, C. (2016). The importance of key supplier relationship management in supply chains. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 44(2), 109–123. <https://doi.org/10.1108/IJRDM-05-2015-0072>
- Toporowski, W., & Zielke, S. (2006). Supplier-Relationship-Management. In J. Zentes (Ed.), *Handbuch Handel* (pp. 759–779). Wiesbaden: Gabler. https://doi.org/10.1007/978-3-8349-9160-7_35

- Trojan, A. (2011). Automotive Supply Network Management. In W. Wenger, M. J. Geiger, & A. Kleine (Eds.), *Business Excellence in Produktion und Logistik* (pp. 301–316). Wiesbaden: Gabler. https://doi.org/10.1007/978-3-8349-6688-9_16
- Völker, R., & Neu, J. (2008). *Supply chain collaboration: Kollaborative logistikkonzepte für third- und fourth-tier-zulieferer*. Heidelberg: Springer-Verlag. Retrieved from <http://site.ebrary.com/lib/alltitles/docDetail.action?docID=10246078>
- Voluntary Interindustry Commerce Standards. (2004). Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment (CFPR). Retrieved from https://www.gs1us.org/DesktopModules/Bring2mind/DMX/Download.aspx?Command=Core_Download&EntryId=492&language=en-US&PortalId=0&TabId=134
- Wang, J., & Hu, X. (2017). Gated Recurrent Convolution Neural Network for OCR. In I. Guyon, U. V. Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, & R. Garnett (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems 30* (pp. 335–344). Curran Associates, Inc. Retrieved from <http://papers.nips.cc/paper/6637-gated-recurrent-convolution-neural-network-for-ocr.pdf>
- Weber, C. A., Current, J. R., & Benton, W. C. (1991). Vendor selection criteria and methods. *European Journal of Operational Research*, *50*(1), 2–18. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(91\)90033-R](https://doi.org/10.1016/0377-2217(91)90033-R)
- Wilde, T., & Hess, T. (2006). *Methodenspektrum der Wirtschaftsinformatik: Überblick und Portfoliobildung*.
- Wirth, R., & Hipp, J. (2000). CRISP-DM: Towards a standard process model for data mining. *Proceedings of the 4th International Conference on the Practical Applications of Knowledge Discovery and Data Mining*.
- Witten, I. H., Pal, C. J., Frank, E., & Hall, M. A. (2017). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques* (Fourth edition). Cambridge, MA: Morgan Kaufmann. Retrieved from <http://proquest.tech.safaribooksonline.de/9780128043578>
- Wu, X., Kumar, V., Quinlan, J. R., Ghosh, J., Yang, Q., Motoda, H., . . . Philip, S. Y. (2008). Top 10 algorithms in data mining. *Knowledge and Information Systems*, *14*(1), 1–37.
- Yadav, V., & Sharma, M. K. (2015). Multi-criteria decision making for supplier selection using fuzzy AHP approach. *Benchmarking: an International Journal*, *22*(6), 1158–1174. <https://doi.org/10.1108/BIJ-04-2014-0036>
- Yan, T., Choi, T. Y., Kim, Y., & Yang, Y. (2015). A Theory of the Nexus Supplier: A Critical Supplier From A Network Perspective. *The Journal of Supply Chain Management*, *51*(1), 52–66. <https://doi.org/10.1111/jscm.12070>
- Yang, C.-C., & Chen, B.-S. (2006). Supplier selection using combined analytical hierarchy process and grey relational analysis. *Journal of Manufacturing Technology Management*, *17*(7), 926–941. <https://doi.org/10.1108/17410380610688241>
- Zangemeister, C. (1973). *Nutzwertanalyse in der Systemtechnik*. Verlagskommission Wittmannsche Buchhandlung.

Zhang, T., Ramakrishnan, R., & Livny, M. (Eds.) 1996. *BIRCH: an efficient data clustering method for very large databases.* : Vol. 25: ACM.