



Einsatz maschineller Lernverfahren im Decision Support von Wertschöpfungsnetzwerken

Masterarbeit
im Studiengang
Wirtschaftsingenieurwesen

vorgelegt von
Kilian Hilpert
Matrikel.-Nr.: 123319

Ausgegeben am 24.10.2013
Eingereicht am 09.04.2014

an der Technischen Universität Dortmund

Erstprüfer: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Markus Rabe
Zweitprüferin: Dipl.-Inf. Anne Antonia Scheidler

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis	2
Abbildungsverzeichnis.....	4
Tabellenverzeichnis	4
Abkürzungsverzeichnis	5
1 Einleitung	6
2 Theoretische Grundlagen und Stand der Technik.....	8
2.1 Beschreibung und Steuerung von Supply Chains	8
2.1.1 Definition und generische Beschreibung von Supply Chains.....	8
2.1.2 Definition, Aufgaben und Ziele des Supply Chain Managements.....	11
2.1.3 Entwicklungsstufen des Supply Chain Managements	14
2.1.4 Informationstechnologien in Supply Chains.....	15
2.1.5 Netzwerkstrukturen	17
2.1.6 Kennzahlen in Supply Chains	17
2.1.7 Ontologien.....	19
2.2 Decision Support	21
2.2.1 Informationstechnologien in Unternehmen	21
2.2.2 Datengrundlagen für Decision Support Systeme	22
2.2.3 Definition von Decision Support Systemen.....	26
2.2.4 Klassen von Decision Support Systemen.....	28
2.2.5 Decision Support Systeme: Eigenschaften, Fähigkeiten, Grenzen	28
2.2.6 Entscheidungen	29
2.2.7 Struktur von Entscheidungsprozessen	31
2.2.8 Modellierung von Entscheidungsprozessen.....	32
2.2.9 Managementqualität.....	33
2.3 Maschinelle Lernverfahren.....	34
2.3.1 Grundlagen der künstlichen Intelligenz	34
2.3.2 Grundlagen des maschinellen Lernens	36
2.3.3 Klassen maschineller Lernverfahren.....	37
2.3.4 Bewertung des Einsatzes maschineller Lernverfahren	45
3 Einsatz maschineller Lernverfahren im Decision Support von Supply Chains	46
3.1 Entwicklung einer Systematik zur Beurteilung.....	46
3.1.1 Bestimmung der Entscheidungsmomente	47
3.1.2 Bestimmung der Ergebnistypen	48
3.1.3 Beurteilung der Entscheidungsgrundlage	50

3.1.4	Bestimmung der Entscheidungsunterstützung	51
3.2	Anwendung der Systematik.....	52
3.2.1	Bestimmung der Entscheidungsmomente	53
3.2.2	Bestimmung der Ergebnistypen	58
3.2.3	Beurteilung der Entscheidungsgrundlage	63
3.2.4	Bestimmung der Entscheidungsunterstützung	63
3.3	Organisatorische Einordnung von Decision Support Systemen im Kontext des Supply Chain Management	67
3.4	Effektivität von unterstützten Entscheidungen.....	68
4	Prototypische Anwendung.....	70
4.1	Beschreibung von Prototyp und Datengrundlage.....	70
4.2	Abzubildende Situation	70
4.3	Umsetzung im Simulationsmodell	71
4.4	Entwurf des Neuronalen Netzes	74
4.4.1	Definition des Neuronalen Netztes	74
4.4.2	Training des Neuronalen Netzes	76
4.5	Durchführung von Experimenten	77
5	Zusammenfassung und Ausblick	80
Anhang A: Source File des Simulationsmodells.....		82
6	Literaturverzeichnis	90

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Hauptprozesse der SCOR-Systematik (in Anlehnung an Bolstorff et al. 2007)	9
Abbildung 2: Ebenen des SCM-Aufgabenmodells (in Anlehnung an Hellingrath 2008)	13
Abbildung 3: Entwicklungsstufen des Supply Chain Managements (nach Baumgarten 2004).....	14
Abbildung 4: IT-Werkzeuge im Supply Chain Management (Schulze 2009).....	16
Abbildung 5: Balanced Scorecard (nach Kaplan und Norton 1996)	19
Abbildung 6: Ontologie betrieblicher Prozesse und Kennzahlen (eigene Darstellung).....	20
Abbildung 7: Transformation von Daten, Informationen und Wissen (nach Turban 2012)	22
Abbildung 8: Informationssysteme im Kontext der Organisation (in Anlehnung an Turban 2012).....	22
Abbildung 9: Anbindung von MIS und DSS im Vergleich (in Anlehnung an Turban 2012 und Kemper et al. 2010).....	25
Abbildung 10: Data Life Cycle (nach Turban 2012).....	26
Abbildung 11: Neuron (eigene Darstellung)	37
Abbildung 12: Neuronales Netz mit variabler Anzahl verdeckter Schichten (eigene Darstellung).....	38
Abbildung 13: Ähnlichkeiten in euklidischen Räumen (eigene Darstellung)	40
Abbildung 14: Entscheidungsbaum (eigene Darstellung)	43
Abbildung 15: Vorgehensmodell zum DS in SC.....	47
Abbildung 16: Entscheidungsdimensionen	49
Abbildung 17: Prozess der Transportmittelwahl als EPK (eigene Darstellung)	71
Abbildung 18: Prozessmodell des Simulationsmodells (eigene Darstellung).....	73
Abbildung 19: Trainiertes Neuronales Netz (eigene Darstellung)	79

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Charakteristika operativer und dispositiver Daten (nach Kemper et al. 2010)	23
Tabelle 2: Strategische SCM-Aktivitäten und -Entscheidungen	54
Tabelle 3: Taktische SCM-Aktivitäten und -Entscheidungen	57
Tabelle 4: Ergebnistypen taktischer SCM-Aktivitäten.....	62
Tabelle 5: Entscheidungsunterstützung für taktische SCM-Aktivitäten.....	66
Tabelle 6: Ergebnisse der Experimentläufe	78

Abkürzungsverzeichnis

APS	Advanced Planning and Scheduling
BI	Business Intelligence
BSC	Balance Scorecard
CBR	Case-Based Reasoning
CRM	Customer Relation Management
CSCM	Corporate Supply Chain Management
DM	Data Mining
DS	Decision Support
DSS	Decision Support System
EC	Electronic Commerce
EII	Enterprise Information Integration
EIS	Enterprise Information System
ERP	Enterprise Resource Planning
IS	Informationssystem
KI	Künstliche Intelligenz
KDD	Knowledge Discovery in Databases
KPI	Key Performance Indicator
MIS	Management Information System
OLAP	Online Analytical Processing
OLTP	Online-Transaction-Processing-System
OP	Online Processing
PPS	Produktionsplanung und –steuerung
SC	Supply Chain
SCEM	Supply Chain Execution Management
SCM	Supply Chain Management
SCOR	Supply Chain Operations Reference
TPS	Transaction Processing System

1 Einleitung

Wertschöpfungsketten sind seit dem Ende des 20. Jahrhunderts einem starken Wandel unterworfen: Getrieben von Innovationen in der Informationstechnologie und der zunehmenden Globalisierung, entwickeln sie sich zunehmend zu Wertschöpfungsnetzwerken. (Kemppainen und Vepsäläinen 2003)

Neben der strukturellen Ausgestaltung, der Organisation und der Steuerung von Supply Chains (SC) haben sich auch die Ansätze zur Optimierung von Supply verändert. Kemppainen (2003) fasst zusammen, dass Anfang der 1990er Jahre vor allem durch Betrachtung des Materialflusses, die kostenbezogene Konkurrenzfähigkeit und die Bestandssteuerung im Fokus der Wertschöpfungskettensteuerung waren. In den Informationsaustausch waren nur direkte Kunden und keine Zulieferer eingebunden. Bis heute steigt die Komplexität von Wertschöpfungsketten stetig an und führt zur neuen Terminologie der Wertschöpfungsnetzwerke: Unternehmen erkennen gleichermaßen die Notwendigkeit und den Wert von Zusammenarbeit und Informationsaustausch aller Partner, die durch eine gemeinsame Zielsetzung verbunden sind. Die Fähigkeiten zur Integration und Informationsaustausch, zur Koordination der Netzwerke und zur Neuordnung von Rollen und Verantwortlichkeiten ergänzen und ersetzen dabei bisherige Optimierungsziele. (Kemppainen und Vepsäläinen 2003)

Existenz und Austausch von Informationen sind dabei nicht hinreichend für einen Zuwachs an Wissen oder Kompetenz in der Steuerung von Wertschöpfungsnetzwerken: So ist davon auszugehen, dass im derzeitigen Entwicklungsstadium der Informationsaustausch oft einem Datenaustausch entspricht. Eine Verarbeitung dieser Daten im Sinne einer Informations- und Wissensgewinnung kann aufgrund der unüberschaubaren Menge nicht mehr manuell bewältigt werden.

Dieser Sachverhalt stellt den Ausgangspunkt für die vorliegende Forschungsarbeit dar: Es soll untersucht werden, inwiefern durch den Einsatz maschineller Lernverfahren große Datenmengen, die in Wertschöpfungsnetzwerken erzeugt werden, verarbeitet werden können und so die Entscheidungsqualität gesteigert werden kann. Ziel ist die automatisierte Erzeugung von Informationen und Wissen, die dann zum Decision Support (DS), also einer automatisierten Entscheidungsunterstützung, geeignet sind und so Entscheidungsprozess effizienter und effektiver gestalten.

Hierzu werden in einem ersten Schritt Grundlagen des Supply Chain Managements, der maschinellen Lernverfahren sowie des Decision Supports aufgearbeitet. Basierend auf den aktuellen Entwicklungstendenzen in Supply Chains wird zunächst eine Vorgehens-

weise erarbeitet, die einen möglichen Einsatz maschineller Lernverfahren zum Decision Support in Supply Chains evaluiert. Anschließend wird dieses Vorgehensmodell auf generische Supply Chain-Modelle angewandt und durch eine prototypische Anwendung praktisch validiert. Ergänzt wird dies durch die organisatorische Einordnung eines Decision Support im Kontext des Supply Chain Management (SCM) sowie Ansätzen zur Messung von Entscheidungsqualitäten.

2 Theoretische Grundlagen und Stand der Technik

Nachfolgend werden die ausgewählte Grundlagen zu Supply Chain, Decision Support Systemen und maschinellen Lernverfahren erörtert. Neben einer allgemeinen Einordnung in den fachspezifischen Kontext werden jeweils ausgewählte und relevante Teilgebiete der Disziplinen erörtert.

2.1 Beschreibung und Steuerung von Supply Chains

Von besonderer Relevanz im Rahmen dieser Arbeit sind einerseits strukturierte Beschreibungsmöglichkeiten von Supply Chains und andererseits Mechanismen zur Steuerung ebendieser. Daher werden erst Grundlagen zu Supply Chains erörtert, Steuerungsmechanismen und –prinzipien dargelegt und daraufhin informationstechnologische Grundlagen im Kontext der Supply Chains beschrieben.

2.1.1 Definition und generische Beschreibung von Supply Chains

Eine Supply Chain (SC) wird als ein Netzwerk betrachtet, das aus Betriebsanlagen und –einrichtungen, Vertriebsmöglichkeiten sowie Ansätzen zur effektiven Integration von Zulieferern, Hersteller und Kunden besteht. Die Integration bezieht sich dabei auf die Funktionen Materialbeschaffung, Materialtransformation in fertige und halbfertige Produkte sowie Distribution der Produkte. Ziel und Zweck einer Supply Chain ist es, dem Kunden die richtigen Güter, am richtigen Ort, zum richtigen Zeitpunkt in der geforderten Qualität zur Verfügung zu stellen. Das Modell Supply Chain Operations Reference (SCOR) stellt einen Ansatz dar, Prozesse und Aktivitäten in Lieferketten systematisch zu beschreiben und zu definieren. Das SCOR-Modell stellt dabei primär ein Beschreibungsmodell zur Verfügung, jedoch kein Gestaltungsmodell für die idealtypische Ausgestaltung einer Supply Chain. Davon unberührt bleiben die Möglichkeiten des SCOR-Modells, Optimierungsansätze und –potentiale aufzudecken und durch Best-Practices und Benchmarking vorbildliche Prozesse vorzugeben (Bolstorff et al. 2007)

Das SCOR-Modell verfügt über einen hierarchischen Aufbau mit sechs Ebenen (engl. Level): (1) Ausgangsebene, (2) Hauptprozessebene, (3) Prozessschrittebene, (4) Aufgabenebene, (5) Tätigkeitsebene und (6) Arbeitsanweisungsebene.

Die *Ausgangsebene* wird durch die behandelte Supply Chain aus Sicht des betrachteten Unternehmens repräsentiert. Die *Hauptprozessebene* bildet, aus Sicht des SCOR-Ansatzes, in jeder Supply Chain identische Hauptprozesse ab. Die *Prozessschrittebene* bildet die zu den Hauptprozessen auf Ebene 2 zugehörigen Prozessfragmente ab. Die restlichen Ebenen, also *Aufgabenebene*, *Tätigkeitsebene* sowie *Arbeitsanweisungsebene* bilden die Prozessfragmente mit zunehmenden Detaillierungsgrad feiner ab, sind in der SCOR-Dokumentation jedoch nicht enthalten: Durch die feine Detaillierung ist eine generische Abbildung im Rahmen eines Modells nicht mehr möglich. (Bolstorff et al. 2007)

Die Hauptprozesse der Ebene 2, die das SCOR-Modell abbildet, umfassen den gesamten Aufbau einer Supply Chain, demzufolge beginnend beim Rohstofflieferanten und terminierend beim Endkunden. Die Aktivitäten eines jeden Prozess-Elements, also einer jeden Organisationseinheit¹, können 5 Komponenten zugeordnet werden, die in der SCOR-Systematik die Hauptprozesse einer Supply Chain beschreiben und in Abbildung 1 dargestellt sind: (1) Planen (engl. Plan), (2) Beschaffen (engl. Source), (3) Herstellen (engl. Make), (4) Liefern (engl. Deliver), (5) Rückliefern (engl. Return). Die Verknüpfung dieser Hauptprozesse definiert dabei die Kunden-Lieferanten-Beziehungen. (Bolstorff et al. 2007)

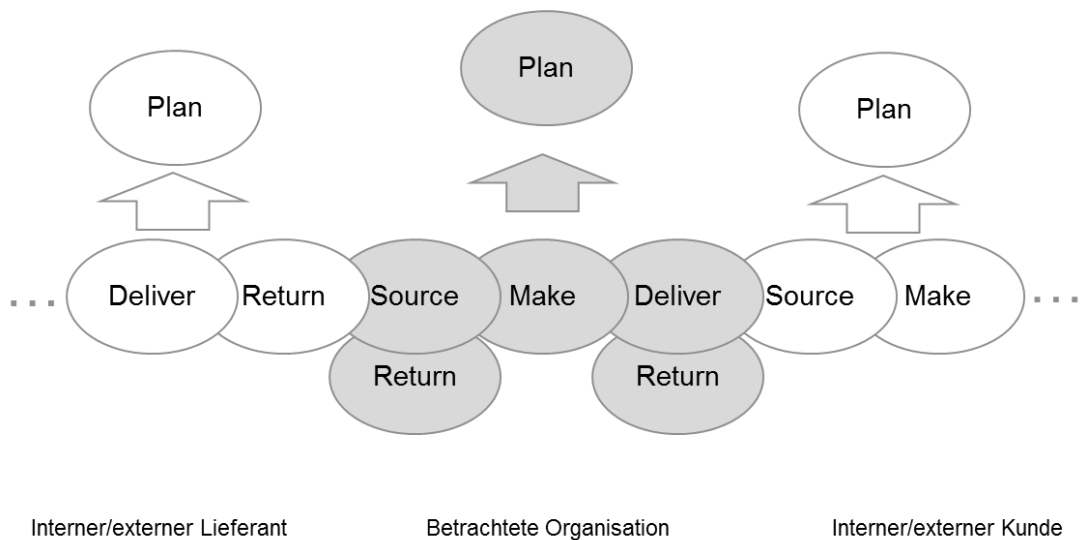


Abbildung 1: Hauptprozesse der SCOR-Systematik (in Anlehnung an Bolstorff et al. 2007)

¹ Der Begriff Organisationseinheit wurde hier bewusst im Hinblick auf die freie Skalierbarkeit gewählt: Organisationseinheiten sind nicht im Sinne von unabhängigen Unternehmen, sondern auch im Sinne von gemeinsam auftretenden Unternehmensverbänden oder unabhängig agierenden Unternehmensteilen zu verstehen.

Der Prozess des *Planens* umfasst den Zugriff auf angebotsseitige Ressourcen, Aggregation und Priorisierung von nachfrageseitigem Bedarf, Lagerbestandsplanung zur Befriedigung von Absatz-, Produktions- und Materialbedarfe sowie die grobe Kapazitätsplanung für alle Produkte und Absatzkanäle. Der Prozess des *Beschaffens* umfasst den Bezug von Waren, Wareneingang, Eingangskontrolle, Lagerung und Zahlungsanweisung für Rohmaterialien und bezogene Fertigprodukte. Das *Herstellen* umfasst die Materialbedarfsanforderungen und den Materialeingang, Produzieren und Prüfen von gefertigten Produkten, Zwischenlagerung oder Freigabe zur Auslieferung von Fertigprodukten. Der Prozess des *Lieferns* umfasst die Ausführung des Auftragsabwicklungsprozesses, Angebotserstellung, Produktkonfiguration, Anlegen und Pflege von Kundenstammdaten, Pflege von Artikel- und Preisstammdaten, Verwalten von Forderungen, Krediten, Rechnungsstellung und Zahlungseingängen, Ausführen von Lagerprozessen einschließlich Artikelkonfiguration, Warenentnahme und -verpackung, Erstellen von kundenspezifischen Verpackungen und Auszeichnungen, Auftragszusammenführung, Warenversand, Steuerung und Überwachung des Transportprozesses sowie Ein- und Ausfuhr. Das *Rückliefern* umfasst die Abwicklung von rückgesendeten Artikeln mit Defekten unter Gewährleistung und bei Überbelieferung, inklusive Freigabe, Terminierung, Inspektion, Beförderung, Verwaltung der Gewährleistungsbestimmungen, Empfang und Prüfung defekter Produkte, Disposition und Ersatzlieferung. (Bolstorff et al. 2007)

Informationspolitische, beziehungsrelevante und IT-bezogene Aspekte werden in der SCOR-Systematik als unterstützende Elemente angesehen, da sie nicht direkt an der Ausführung der genannten Aktivitäten beteiligt sind, sondern diese lediglich unterstützen, bzw. ermöglichen. Prozesse wie Vertrieb, Produktentwicklung und Kundendienst werden im SCOR-Modell bewusst ausgelassen. (Bolstorff et al. 2007)

Biswas und Narahari (2004) verfolgen einen objektorientierten Ansatz: Über Taxonomien werden neben strukturellen Objekten, wie Kunden, Aufträgen, Anlagen, Lagerstätten, Fahrzeugen, Zulieferern, Kunden und Händlern, auch Strategien, wie Lagerbestands-, Herstellungs-, Auftragsmanagement-, Versorgungs-, Absatz und Nachfragestrategien, erfasst. Werden konkrete Supply Chains modelliert, werden die Instanzen über semantische Beziehung untereinander in Beziehung gesetzt. Insbesondere die sonst modellimmanenten Strategien werden so explizit abgebildet. (Biswas und Narahari 2004)

Die genannten Taxonomien zeigen, dass die Bestandteile einer Supply Chain anhand verschiedener Systematiken detailliert werden können. Ye et al (2008) nennen als weitere Differenzierungsobjekte die SC-Struktur, SC-Aktivitäten, SC-Ressourcen, SC-Produkte sowie das SC-Management über die Formulierung der Beziehungen der bisher genannten Objekte. Die Kombination einer Differenzierung auf semantischer Ebene

nach allen 5 Objekten vereinfachen dabei Wiederverwendbarkeit und Pflege des Modells. (Ye et al. 2008)

Zusammenfassend ist festzustellen, dass die SCOR-Systematik den Anspruch einer semantisch einwandfreien und eindeutigen Formulierung der Aktivitäten in einer Supply Chain weder verfolgt noch erfüllt. Der Fokus liegt auf einer verbesserten Erfassbarkeit der Prozesse durch Individuen, der hohe Grad an Implikation gestaltet eine maschinelle Interpretation und Verarbeitbarkeit hingegen schwierig. Es existieren jedoch diverse Ansätze, die SCOR-Systematik durch semantische Beziehungen zu verdichten und so eine explizitere Darstellung samt verbesserter maschineller Verarbeitbarkeit und Interpretationsfähigkeit zu erreichen. Aufgrund der mangelnden Standardisierung und offiziellen Integration in die SCOR-Systematik wird auf eine explizite Darstellung derartiger semantischer Erweiterungen verzichtet und lediglich auf deren Existenz und Anwendbarkeit hingewiesen. (Zdravkovic et al.)

2.1.2 Definition, Aufgaben und Ziele des Supply Chain Managements

Wie Werner (2013) und Schulze (2009) gleichlautend feststellen, ist eine allgemeingültige Definition des Begriffs Supply Chain Managements kaum möglich, da in der Literatur ein breiter Dissens über die genaue Abgrenzung der Begrifflichkeit vorliegt (vgl. hierzu Werner 2013 und Schule 2009).

Konsens ist hingegen, und damit auch Grundlage für diese Arbeit, dass Supply Chain Management grob als „[...] Integration von Unternehmensaktivitäten aufgegriffen wird“ (Werner 2013). Der Betrachtungsfokus ist dabei nicht nur auf ein Unternehmen begrenzt, sondern umfasst einen Verbund mehrerer - also ganze Unternehmensnetzwerke - und beinhaltet sämtliche Aktivitäten von Versorgung bis Entsorgung auf den Ebenen Material, Geld und Information. (Werner 2013)

Das übergeordnete Ziel der Wettbewerbsfähigkeit wird Unternehmen in einem kapitalistischen Wirkungsumfeld unterstellt. Das Erfolgspotential einer Supply Chain ergibt sich nach Werner (2013) dabei aus vier Wettbewerbsfaktoren: (1) Kosten, (2) Zeit, (3) Qualität und (4) Flexibilität². (Werner 2013)

Kosten werden durch kostentreibende Einflüsse wie Bestände, Frachten, Investitionen oder Abschreibungen auf logistisches Inventar bestimmt. Der Faktor *Zeit* schlägt sich vor allem in dem Zeitraum, in dem Kundenaufträge erfüllt werden können (Order Fulfillment Time), sowie in dem Zeitraum, bis neue Produkte marktreif sind (Time-to-

² Hier und im weiteren Verlauf dieser Arbeit weisen geklammerte Zahlen auf Aufzählungen hin, deren Punkte im jeweils folgenden Absatz erläutert und dort kursiv hervorgehoben werden.

Market), nieder. Die *Qualität* schlägt sich in Ausschuss oder nötigen Nacharbeiten nieder und misst sich am Anspruch des Kunden. Der Faktor *Flexibilität* bezieht sich auf die Anpassungs- und Wandlungsfähigkeit des Unternehmens an sich. (Werner 2013)

Bretzke (2008) betont im Kontext des Supply Chain Managements die unumgängliche Differenzierung der Begrifflichkeiten Planung und Design, obwohl beiden, auch in der Literatur, häufig adäquate Inhalte zugeschrieben werden. Eine Planung entspricht jedoch einer sich zyklisch wiederholenden, „[...] auf die nähere Zukunft bezogene Vorsteuerung des Vollzugs laufender logistischer Aktivitäten.“ (Bretzke 2008). Handelt es sich hingegen um nicht zyklische, im Extremfall sogar um nur einmal auszuführende, Aufgaben, die auf einen langfristigen Zeithorizont und/oder Ausgestaltungs- und Konfigurationsaufgaben des Netzwerkes bezogen sind, findet der Begriff Design Anwendung.

In einem allgemeineren Kontext kann das strategische Design als ein Entscheidungsprozess für die Definition von Zielvorstellungen der Organisation, für Änderungen dieser Zielvorstellungen, für Ressourcen zum Erreichen dieser Zielvorstellungen sowie für Erwerb, Nutzung und Disposition dieser Ressourcen beschrieben werden. Die managementbezogene Steuerung entspricht dann einem Prozess, durch den Manager den effektiven und effizienten Einsatz der Ressourcen im Sinne der Zielvorstellungen sicherstellen. Die operative Steuerung stellt hingegen sicher, dass die spezifizierten Aufgaben effektiv und effizient ausgeführt werden. (Gorry und Morton 1989)

Die genannte Differenzierung der Begrifflichkeiten findet sich ebenfalls im Aufgabenmodell des Supply Chain Managements, das in Abbildung 2 dargestellt ist. Dieses differenziert wie folgt: Die Designaufgaben werden als strategische Gestaltungsebene mit langfristigen Horizont bezeichnet, während zwei weitere Ebenen als taktische Planungsebene mit mittelfristigem Gestaltungshorizont und operative Betriebsebene mit kurzfristigem Gestaltungshorizont bezeichnet werden. (Hellingrath 2008)

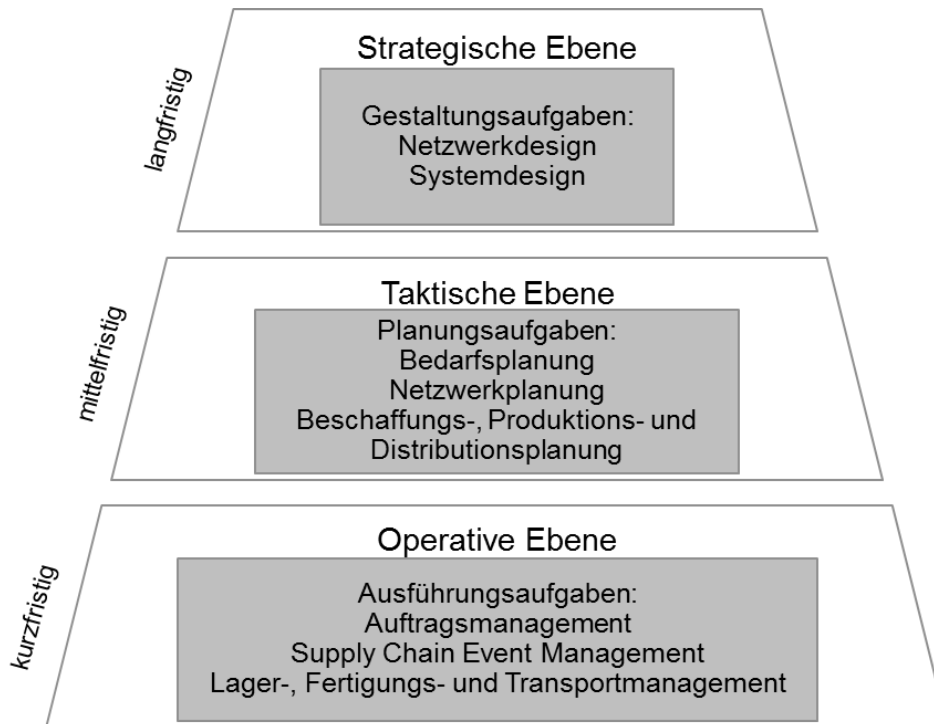


Abbildung 2: Ebenen des SCM-Aufgabenmodells (in Anlehnung an Hellingrath 2008)

Werner (2013) fasst die Zuordnung der Aufgaben zu den Ebenen wie folgt zusammen: Auf der strategischen Ebene findet lediglich das Design des Netzwerkes statt, das neben der Konfiguration des Netzwerkes auch grundlegende Produkt- und Produktionsentscheidungen beinhaltet. Auf der taktischen Ebene finden sich die Bedarfsplanung, Netzwerkplanung, Beschaffung, Produktion, Distribution, Order Promising sowie Feinplanung, Beschaffung, Produktion und Fein-Distribution wieder. Auf der operativen Ebene finden sich Auftragsabwicklung, Transport, Produktion, Lagerung sowie das Event-Management. Das gesamte SCM-Aufgabenmodell wurde dabei aus der SCOR-Systematik abgeleitet. (Werner 2013)

Neben dem oben erwähnten übergeordneten Ziel der Wettbewerbsfähigkeit verfolgen Unternehmen weitere Ziele, die ggf. zu Zielkonflikten führen. Insbesondere verfolgen die in Supply Chains involvierten Unternehmen (1) Humanziele, (2) Ökologieziele, (3) Leistungsziele und (4) Effizienzziele: *Humanziele* umfassen etwa die Versorgung mit lebensnotwendigen Gütern, Sicherheit- und Schutzbedürfnisse. *Ökologieziele* stehen durch nachhaltige („grüne“) Wertschöpfungsketten wieder stärker im Fokus und beinhalten etwa die Optimierung von Schadstoffemissionen, Abfallmengen und Ressourcenverbrauch. *Leistungsziele* betreffen primär Leistungsgrade, also etwa Lieferfähigkeit, Qualität, also etwa Vollständigkeit, und Termineinhaltung. *Effizienzziele* sind schließlich durch Kostensenkungen zu beschreiben und beziehen sich auf Material und Personal. (Werner 2013)

2.1.3 Entwicklungsstufen des Supply Chain Managements

Baumgarten (2004) teilt die Entwicklung des Supply Chain Managements in vier Phasen ein, die sog. Entwicklungsstufen (1) Integration der Funktionen interner Supply Chains, (2) Informationsaustausch zwischen Kunden, Lieferanten und Dienstleistern, (3) kollaboratives Management kompletter Netzwerke und (4) Synchronisation und Reduzierung interner wie externer Supply Chains, die chronologisch in Abbildung 3 eingeordnet sind. (Baumgarten 2004)

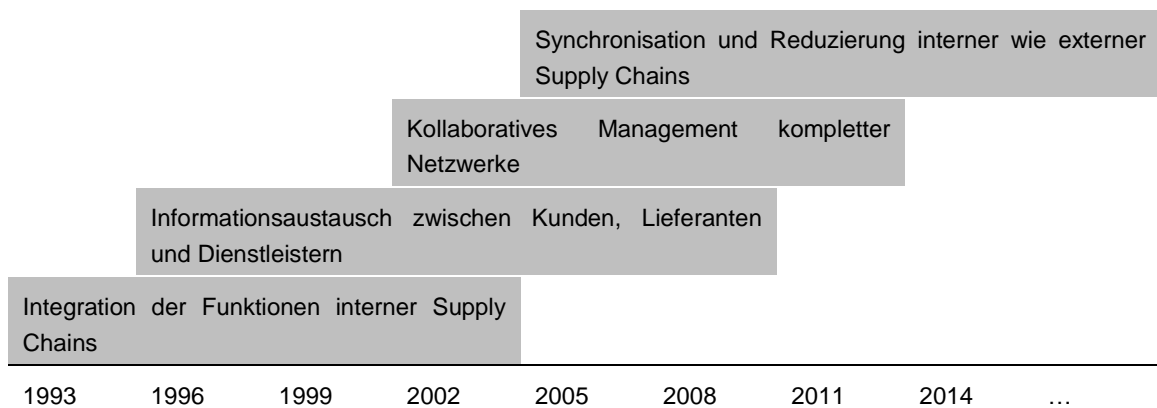


Abbildung 3: Entwicklungsstufen des Supply Chain Managements (nach Baumgarten 2004)

Im Rahmen der *Integration der Funktionen interner Supply Chains* sollten prozesskettenbasierte Ansätze innerhalb einzelner Unternehmen realisiert werden, um die Kooperation zwischen den nach Funktionsbereichen fragmentierten Unternehmensteilen zu verbessern. Durch den *Informationsaustausch zwischen Kunden, Lieferanten und Dienstleistern* verstärken an Supply Chains beteiligte Unternehmen die unternehmensübergreifende Kommunikation. Dies erfolgt innerhalb der gesamten Wertschöpfungskette durch den Einsatz moderner Informationstechnologien. Durch die Entwicklung zu Wertschöpfungsallianzen sollen Synergiepotentiale ausgeschöpft werden. Auf diesen Ergebnissen aufbauend, werden im *kollaborativen Management kompletter Netzwerke* Kommunikation und Verteilung von Informationen in Echtzeit angestrebt. Zusätzlich werden Informationsflüssen auf der Ebene der Supply Chain durchgängig gestaltet. Die Motivation für die nächste, bisher praktisch nicht vollständig erreichte, Entwicklungsstufe *Synchronisation und Reduzierung interner wie externer Supply Chains* stellt der Zustand heutiger Supply Chains dar: Diese sind zunehmend ausgedehnt, sowohl in Fläche als auch in Anzahl der teilnehmenden Unternehmen, und erweisen sich dadurch als

hoch komplex, kompliziert und intransparent. Betont wird in diesem Zusammenhang die hohe Bedeutung von Informationstechnologien, um den Anforderungen in Management und Steuerung zukünftiger Supply Chains gerecht zu werden. (Baumgarten 2004)

2.1.4 Informationstechnologien in Supply Chains

Entwicklungen in der Informationstechnologie und Entwicklungen im Bereich der Supply Chains und des Supply Chain Managements beeinflussen sich zumeist bidirektional: Theoretische Konzepte in der Logistik fordern und fördern einerseits die Weiterentwicklung von IT-Systemen, andererseits beschleunigen Entwicklungen im Bereich der Informationstechnologien und deren Potentiale die Entwicklung von Konzepten im Bereich der Supply Chains. (Schulze 2009)

Der Einsatz von Informationstechnologie verfolgt dabei keinen Selbstzweck, sondern strebt stets danach, Geschäftsprozesse und Schnittstellen zu automatisieren, um die Geschäftsabwicklung schneller, transparenter, standardisierter und effizienter zu machen. Ein Bedarf an Informationen und damit Informationssystemen leitet sich dabei aus konkreten betrieblichen Aufgaben ab. Informationssysteme umfassen neben der Hardware und Software auch die Organisation ebendieser. (Soll 2008)

Den Einsatz von Informationstechnologien in Supply Chains teilt Schulze (2009) in vier Stufen ein: In der ersten Stufe unterstützen IT-Systeme den Einsatz von Verfahren des Operations Research zur Optimierung abgegrenzter Sachverhalte, bzw. machen diesen erst wirtschaftlich. Auf der zweiten Stufe erfolgt der Einsatz von IT-Systemen zur Produktionsplanung und -steuerung (PPS) im Sinne einer Koordination der Unternehmensaktivitäten. In der dritten Stufe werden die Systeme der PPS hin zu Systemen des Enterprise Resource Planning (ERP) entwickelt und verwirklichen eine ganzheitlich, prozessbasierte Betrachtung und Steuerung der Unternehmung. Auf der vierten Stufe erfolgt die Ausweitung von internen auf externe Supply Chains, indem Standards und Schnittstellen definiert werden und so ein hohes Entwicklungspotential für weitere Systeme geschaffen wird. (Schulze 2009)

Schulze (2009) fasst die Einsatzmöglichkeiten von Informationstechnologien im Supply Chain Management übersichtlich zusammen (vgl. Abbildung 4). Die eingesetzten Werkzeuge können dabei auf ausgewählte Teilbereiche und -funktionen beschränkt sein, oder die gesamte Wertschöpfungskette betreffen. Zudem etablierte sich eine Trennung in Werkzeuge zu strategischen und planerischen Aktivitäten (Supply Chain Planning) und zu operativen Aktivitäten (Supply Chain Execution).

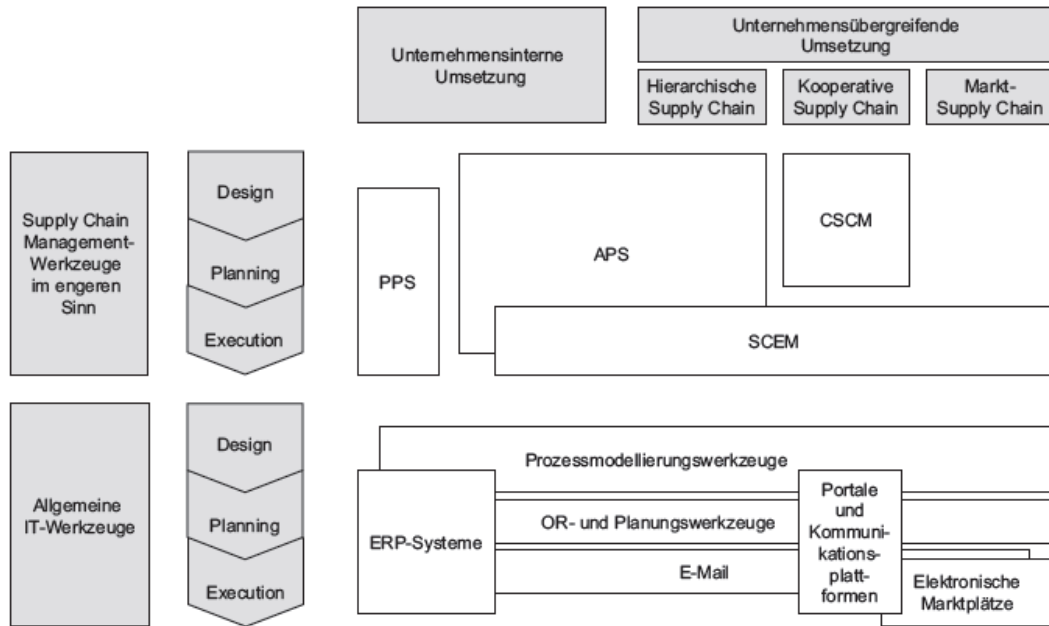


Abbildung 4: IT-Werkzeuge im Supply Chain Management (Schulze 2009)

Carter und Petersen (2005) sehen in den zukünftigen Entwicklungen (1) intelligente Agenten, (2) Data Mining und (3) Netzwerkinfrastrukturen große Einflusspotentiale auf das Supply Chain Management. *Intelligente Agenten* stellen dabei Programme dar, die ein begrenztes und definiertes Ziel verfolgen. In diesem Zusammenhang übernehmen sie Aufgaben wie Informationsfilterung, Informationsfindung, Beratung und Leistungsoptimierung in dezentralen Strukturen. Methoden des *Data Mining* eignen sich, um aus umfangreichen Datenbeständen Schlussfolgerungen zu treffen und so den Informationswert zu steigern. Der Ausbau der *Netzwerkinfrastruktur* bietet hingegen Möglichkeiten für die Entwicklung neuer und Weiterentwicklung bestehender Geschäftsprozesse. (Carter und Petersen 2005)

De Boer (2005) erkennt Potentiale, Kaufentscheidungen in Supply Chains mit entscheidungsunterstützenden Werkzeugen zu optimieren. Die durch den Einsatz solcher Werkzeuge eingesparte Entscheidungszeit kann bspw. für einen modifizierten Entscheidungsprozess genutzt werden, der etwa mehr potentielle Lieferanten oder mehr Selektionskriterien beachtet oder häufigere Planungsläufe, bzw. Wiederholungen, fährt. (de Boer 2005)

Fayez (2005) stellt allgemein fest, dass Unternehmen heute hohe Investitionen in Informationstechnologien in Supply Chains tätigen. Neben anderen, werden insbesondere Systeme des Enterprise Resource Planning (ERP), Advanced Planning and Scheduling (APS) und Supply Chain Management (SCM) genannt. Der überwiegende Teil Supply Chain-bezogener Datenbestände ist in den vorgenannten Systemen lokalisiert, wenn-

gleich die Systemlandschaft oftmals heterogen und geografisch verstreut ist. (Fayez et al.)

2.1.5 Netzwerkstrukturen

Supply Chains werden häufig auch als Wertschöpfungsnetzwerke beschrieben. Diese Netzwerke können dabei (1) monozentrischer oder (2) polyzentrischer Ausprägung sein. *Monozentrische Netzwerke*, die auch als hierarchisch pyramidal beschrieben werden, sind durch die Dominanz des Netzwerkes durch eine Unternehmung gekennzeichnet, die meist am Ende der Wertschöpfungskette steht. Die Dominierungsfähigkeit ergibt sich dabei etwa aus Größe, Finanzausstattung, Wissenspotential, Produktstruktur oder Zugängen zu Beschaffungs- und Absatzmärkten. Als Folge dieser Fähigkeit werden die anderen Teilnehmer der Supply Chain oft an das dominierende Unternehmen gebunden und ordnen sich dessen Entscheidungen unter, auch wenn dies ggf. eine ungleichmäßige Verteilung von Risiken oder Nachteilen bedeutet. *Polyzentrische Netzwerke* zeigen die beschriebene Dominanz eines Unternehmens nicht: Sie sind gekennzeichnet durch homogene und gegenseitige Abhängigkeiten, Entscheidungen werden im Konsens von allen betroffenen Teilen der Supply Chain getroffen und führen im Idealfall zu einer gleichmäßigen Risiko- und Nachteilsverteilung. (Werner 2013)

2.1.6 Kennzahlen in Supply Chains

Kennzahlen kennzeichnet „[...] die Funktion, schnell und aussagekräftig über betriebswirtschaftliche Sachverhalte zu informieren. Sie stellen eine Wiedergabe quantitativ erfassbarer Sachverhalte in konzentrierter Form dar.“ (Werner 2013)

Der englische Terminus Key Performance Indicator (KPI) wird dem Begriff der Kenngröße zunehmend gleichgesetzt, so auch in dieser Arbeit, wenngleich die Kritik von Werner (2013) nicht unerwähnt bleiben soll, dass nicht alle Kenngrößen Schlüsselgrößen sind (Key Performance Indicator) und nicht alle Kenngrößen Leistungen messen (Key Performance Indicator). Maßgebliche Errungenschaft von Kenngrößen ist, unabhängig von der Benennung, dass sie fast beliebige Zustände innerhalb einer Supply Chain quantitativ abbilden können und so einen Vergleich mit Kenngrößen, die zu einer anderen Zeit und/oder an einem anderen Messobjekt³ erhoben wurden, ermöglichen.

³ Der Vergleich von Kennzahlen unterschiedlicher, aber vergleichbarer Messobjekte wird als Benchmarking bezeichnet. Hierzu sei verwiesen auf Werner 2013.

Kennzahlen können in vier Kategorien differenziert werden: (1) Statistische Differenzierung, (2) Differenzierung nach Zielrichtung, (3) Differenzierung nach Erfolgswirksamkeit und (4) Differenzierung nach Objektbezug. (Werner 2013)

In der *statistischen Differenzierung* wird zwischen absoluten und relativen Kennzahlen unterschieden, wobei relative Kennzahlen einen Sachverhalt in ein (normiertes) Verhältnis setzen und so oft eine verlässlichere und vergleichbarere Aussage treffen können. Nach *Zielrichtung differenzierte Kennzahlen* teilen sich weiter auf in Erfolgs-, Liquiditäts- und Wertsteigerungskennzahlen. Nach der *Erfolgswirksamkeit differenzierte Kennzahlen* teilen sich in Kennzahlen des strategischen und operativen Geschäfts auf. Im Rahmen der *Differenzierung nach Objektbezug* wird zwischen Leistungs- und Kostenkennzahlen unterschieden.

Es existieren weitere Verzweigungen von Kennzahlen, deren konkrete Strukturen hier jedoch nicht maßgeblich ist: Die weitere Differenzierung trägt der betriebswirtschaftlichen Notwendigkeit Rechnung, Kennzahlen verursachungsgenau abzubilden, ist im hier benötigten Kontext der allgemeinen Verwendung von Kennzahlen jedoch zu tiefgreifend. Betont sei an dieser Stelle, dass Kennzahlen oft nicht direkt erhoben werden können, sondern nur durch die Kombination anderer, untergeordneter Kennzahlen berechnet werden können (die dann wiederum ggf. erst aus anderen Kennzahlen berechnet werden müssen). (Werner 2013)

Werner (2013) merkt zum Konzept der Kennzahlen in Supply Chains unter anderem zwei Defizite an: Die Gefahr der Datenflut sowie die Schwierigkeit der Interpretation. Neben der Erhebung der Kennzahlen stellt die Auswahl der relevanten Kennzahlen eine wesentlich größere Herausforderung dar, zudem gestaltet sich der Umgang mit derartigen großen Datenmengen schwierig. Weiter besteht die Schwierigkeit, aus den erwähnten Datenmengen Handlungsempfehlungen abzuleiten. Kennzahlen bilden zunächst nur einen Sachverhalt ab, dieser muss erst noch beurteilt und verarbeitet werden, um ggf. Reaktionen auszulösen. (Werner 2013)

Statt vollkommen neue, unternehmensspezifische Kennzahlensysteme zu entwickeln, kann auch auf bereits etablierte Konzepte zurückgegriffen werden. Exemplarisch sei hier die Balanced Scorecard-Systematik (BSC) aufgeführt, die nach Erdmann (2003) anderen entsprechenden Systematiken überlegen ist und in ihrem Grundprinzip in Abbildung 5 dargestellt ist. „Grundidee des Balanced Scorecard-Ansatzes ist die Transformation von Unternehmensvision und –strategie in ein integriertes Kennzahlensystem, das monetäre Kennzahlen über Ursache-Wirkungs-Ketten mit den für die Unternehmensstrategie wesentlichen Aspekten von Kunden, internen Prozessen sowie Innovationen und Lernen verbindet“ (Erdmann 2003).

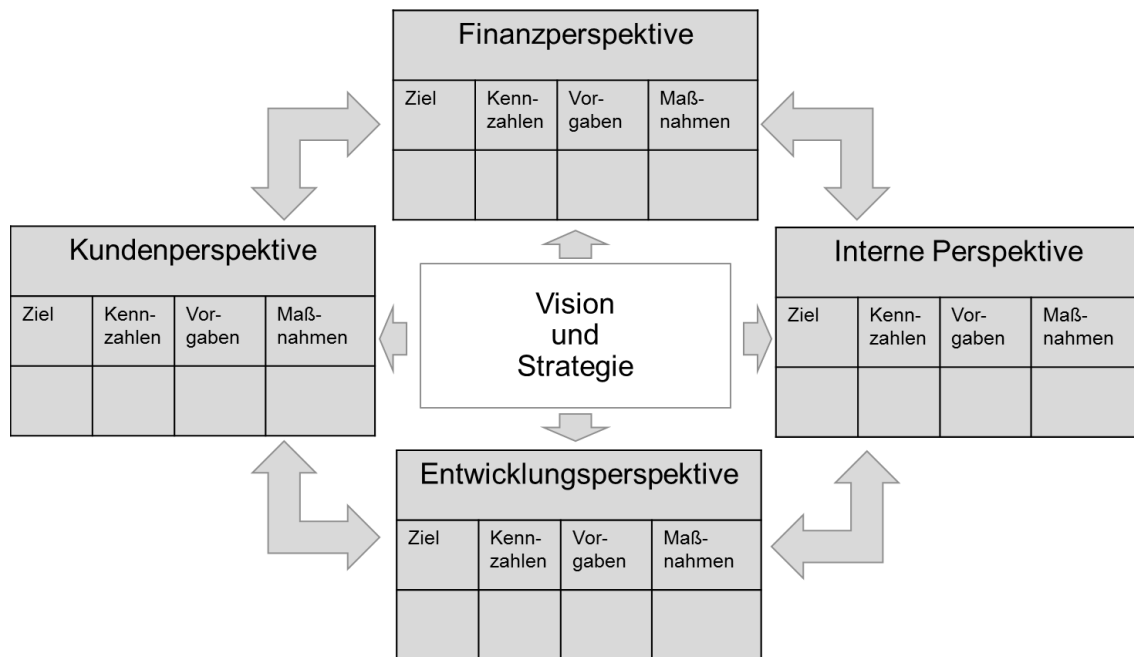


Abbildung 5: Balanced Scorecard (nach Kaplan und Norton 1996)

Im Sinne des Balanced Scorecard-Ansatzes relevante Prozesse werden unter Anwendung eines generischen Wertkettenmodells identifiziert, das aus drei Hauptprozessen besteht: (1) Innovation, (2) Erstellungsleistung und (3) Service/Qualität. Der *Innovationsprozess* entspricht der Identifikation von Kundenwünschen, im Rahmen der *Erstellungsleistung* findet die Herstellung und Distribution der Produkte und Dienstleistungen statt, während *Service/Qualität* After-Sales-Aktivitäten gleichkommt. (Kaplan und Norton 1996)

Die Kennzahlenbereiche der Balanced Scorecard werden teilweise, jedoch nicht vollständig von Metrikmodellen innerhalb der SCOR-Systematik erfasst. So können vor allem die Bereiche nicht integrierter Maßgrößen, also kosten- und effizienzorientierter Maßgrößen der Demand Management-, Order Fullfillment-, Manufacturing Flow-, Supplier Relationship Management- und Return Management-Prozesse erfasst werden. Weitere Kennzahlen der Balanced Scorecard-Systematik müssen proprietär erfasst werden. (Richert 2006)

2.1.7 Ontologien

Ontologien sind ein Werkzeug zur Modellierung von Wissen: Ontologien können als Werkzeug angesehen werden, beliebige Objekte innerhalb einer spezifischen Domäne zu definieren. Zusätzlich können deren Beziehungen und Implementierungen erfasst werden. Hierzu wird ein spezifisches Vokabular genutzt, wozu Mechanismen und Terminologien zur Beschreibung der Bedeutung und Interpretation dieses Vokabulars

notwendig sind.⁴ (Chandra und Tumanyan 2007) Ontologien eignen sich bspw. zur Darstellung von Relationen zwischen Kennzahlen oder Kausalketten zwischen interdependenten Prozessen, wie in Abbildung 6 gezeigt.

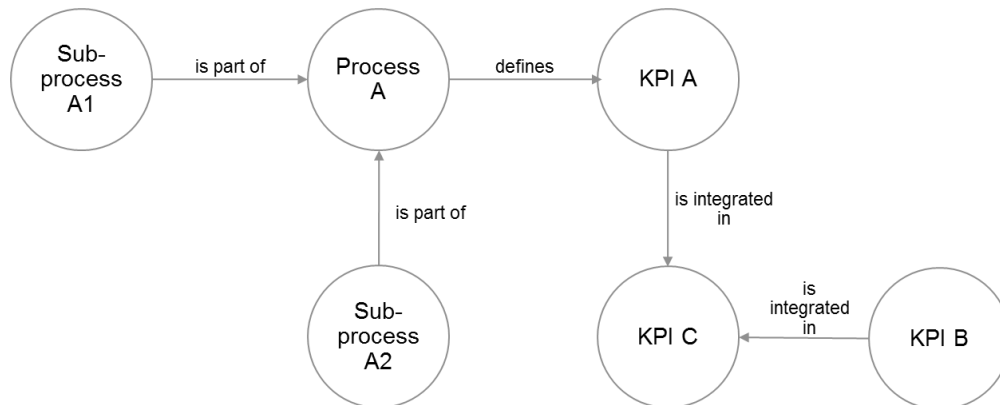


Abbildung 6: Ontologie betrieblicher Prozesse und Kennzahlen (eigene Darstellung)

⁴ Auf eine mathematische Herleitung und Beschreibung von Ontologien wird im Rahmen dieser Arbeit verzichtet, da nicht die theoretische Fundierung, sondern der praktische Einsatz von Ontologien maßgeblich ist.

2.2 Decision Support

Im folgenden Kapitel werden die Grundlagen zum Decision Support, also einer Entscheidungsunterstützung, gelegt. Hierzu werden zunächst Grundlagen zu Informationssystemen in Unternehmen erarbeitet, bevor das Konzept des Decision Supports erörtert wird. Weiterhin werden theoretische Betrachtungen zu Entscheidungen und Entscheidungsprozessen ausgeführt.

2.2.1 Informationstechnologien in Unternehmen

Informationssysteme (IS) werden von Turban (2012) als Systeme definiert, die Informationen zweck- und zielgerichtet sammeln, verarbeiten, speichern, analysieren und verteilen. IS bestehen dabei aus vier Komponenten: Hardware, Software, Daten und Informationen sowie Prozeduren⁵ (Turban und Volonino 2012).

Daten entsprechen grundlegenden Beschreibungen von Entitäten, wie bspw. Produkte, Kunden, Ereignisse, Aktivitäten und Transaktionen, die erhoben, klassifiziert und gespeichert werden. Datenbanken bestehen aus gespeicherten Datensätzen und ermöglichen Zugang, Suche, Abfrage und Aktualisierung der Datensätze. (Turban und Volonino 2012)

Informationen sind Daten, die verarbeitet, organisiert oder in einen logischen Kontext gesetzt werden und so empfängerspezifisch Bedeutung und Wert erhalten (Turban und Volonino 2012).

Wissen besteht aus Daten und/oder Informationen, die verarbeitet, organisiert und in Kontext gesetzt werden, um aussagekräftig zu sein, sowie Verständnis und Erfahrung abzubilden, wenn sie auf konkrete Problemsituationen oder Aktivitäten angewendet werden. (Turban und Volonino 2012)

Abbildung 7 zeigt die gegenseitigen Beziehungen von Daten, Informationen und Wissen. (Turban und Volonino 2012)

Die Existenz von Informationssystemen in Unternehmen ist dabei kein Selbstzweck, vielmehr sind diese Systeme fest in den organisatorischen Kontext eingebunden und zielen darauf ab, Geschäftsprozesse zu unterstützen und sowohl effektiver als auch effizienter zu gestalten.⁶ Turban (2012) betont, dass organisatorische Rahmenbedingungen wie in Abbildung 8 dargestellt, also die Organisation, das Personal und die unterstützten

⁵ Prozeduren sind hier im Sinne von Verarbeitungsrouinen und Algorithmen zu verstehen, die den Einsatz der restlichen Komponenten untereinander definieren

⁶In diesem Zusammenhang sei auf folgende treffende Definition verwiesen: „Effektivität bedeutet, die richtigen Dinge zu tun (“Doing the right things“). Effizienz meint hingegen, die Dinge richtig zu tun (“Doing the things right“)“ Werner 2013.

Geschäftsprozesse, einen ebenso großen Einfluss auf die Performance von IS haben, wie die Ausgestaltung der Informationssysteme an sich.



Abbildung 7: Transformation von Daten, Informationen und Wissen (nach Turban 2012)

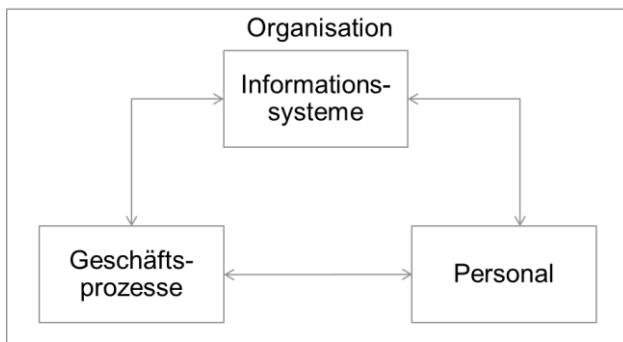


Abbildung 8: Informationssysteme im Kontext der Organisation (in Anlehnung an Turban 2012)

2.2.2 Datengrundlagen für Decision Support Systeme

Kemper (2010) differenziert betriebliche Daten in operative und dispositive Daten. „Operative Daten werden von Administrations- und Abrechnungssystemen generiert und/oder verarbeitet. Große Teile der operativen Daten werden hierbei von sog. Online-Transaction-Processing-Systemen (OLTP-Systemen) erzeugt [...]“ (Kemper et al.

2010). Dispositive Daten sind hingegen solche Daten, die für managementunterstützende Systeme erforderlich sind. Die unterschiedlichen Charakteristika beider Daten, die in Tabelle 1 dargestellt sind, verdeutlichen, dass die Verwendung operativer Daten als Informationsbasis für managementunterstützende Systeme als nicht ideal anzusehen ist: Nur in seltenen Fällen können sie als Datenbasis direkten Eingang in entsprechende Systeme finden, sondern müssen entsprechend extrahiert, verdichtet, betriebswirtschaftlich harmonisiert und ggf. in anderen Systeme vorverarbeitet werden. Diese Vorgänge mindern die Leistung operativer Systeme, Erzeugen redundante Datenbestände, führen durch verschiedene Datenentnahmestellen zu unterschiedlichen Zeitpunkten zu Inkonsistenzen in Datenbeständen und verursachen u.a. durch die betriebswirtschaftliche Harmonisierung hohen Aufwand und Fehlerpotentiale.

	Charakteristika operativer Daten	Charakteristika dispositiver Daten
Ziel	Abwicklung der Geschäftsprozesse	Informationen für das Management; Entscheidungsunterstützung
Ausrichtung	Detaillierte, granulare Geschäftsvorfalldaten	Meist verdichtete, transformierte Daten; umfassendes Metadatenangebot
Zeitbezug	Aktuell; zeitpunktbezogen; auf die Transaktion ausgerichtet	Unterschiedliche, aufgabenabhängige Aktualität; Historienbetrachtung
Modellierung	Altbestände oft nicht modelliert (funktionsorientiert)	Sachgebiets- o. themenbezogen, standardisiert u. endbenutzertauglich
Zustand	Häufig redundant; inkonsistent	Konsistent modelliert; kontrollierte Redundanz
Update	Laufend und konkurrierend	Ergänzend; Fortschreibung abgeleiteter, aggregierter Daten
Queries	Strukturiert; meist statisch im Programmcode	Ad-hoc für komplexe, ständig wechselnde Fragestellungen und vorgefertigt Standardauswertungen

Tabelle 1: Charakteristika operativer und dispositiver Daten (nach Kemper et al. 2010)

Ein erster Ansatz zur Behebung der genannten Defizite stellt die Schaffung eines Daten-Pools dar, der operative Daten zentral und strukturiert kopiert und extrahiert und managementunterstützenden Systemen dediziert zur Verfügung stellt. Hierdurch kann jedoch nur den Beeinträchtigungen durch die Bildung inkonsistenter Datenbestände sowie der reduzierten Leistung operativer Systeme begegnet werden. (Kemper et al. 2010)

Ein weitergehendes Konzept zur getrennten Sicht auf operative und dispositive Daten sowie Beseitigung der genannten Defizite stellt das Data Warehouse dar. Hierbei handelt es sich um von den operativen Datenbeständen vollständig entkoppelte, logisch strukturierte und zentralisierte dispositive Datenbestände, die als Informationsbasis für managementunterstützende Systeme dienen. Kennzeichnend für Data Warehouses sind Themenorientierung, Integration, Zeitraumbezug sowie Nicht-Volatilität, womit sämtliche o. g. Defizite der Verwendung operativer Daten als Informationsbasis behoben sind.

Der Begriff Themenorientierung bezeichnet das Konzept, dass Daten nicht nach ihrer Entstehung, sondern nach ihrer Verwendung strukturiert werden. Statt einer Orientierung am Wertschöpfungsprozess können die Daten etwa nach Unternehmens-, Produkt-, Regional-, Kunden oder Zeitstruktur gegliedert werden. Der Begriff Integration beschreibt die Zusammenführung von Daten aus verschiedenen relevanten internen und externen Datenquellen zu einem integrierten Datenbestand. Der Begriff Zeitraumbezug grenzt Daten in einem Data Warehouse von transaktionsorientierten Daten ab: Daten werden nicht zeitpunktorientiert abgelegt, also auf den Ausführungszeitpunkt einer Transaktion bezogen, sondern repräsentieren Zeiträume, also etwa Stunden, Tage und Jahre, und kumulieren die darin enthaltenen Transaktionsdaten. Insbesondere durch das E-Business finden sich mittlerweile aber wieder Ansätze zu einer verfeinerten Granularität bis hin zur Abbildung der reinen Transaktionsdaten. (Kemper et al. 2010)

Der Begriff Nicht-Volatilität beschreibt die Eigenschaft von Data Warehouses, Transaktionsdaten längerfristig zu speichern und Historien abzubilden. Innerhalb operativer Datenbestände werden Daten, von Aktionen zur Datensicherung abgesehen, hingegen planmäßig nur kurzfristig erhalten und durch aktuellere Daten überschrieben. (Kemper et al. 2010)

Eine konzeptionelle Alternative zum Konzept des Data Warehouses stellt der Ansatz der Enterprise Information Integration (EII) dar: Im Rahmen eines virtuellen Data Warehouses verfügt dieses über keine eigenen Datenbestände, sondern ist an heterogene und operative Datenbestände angebunden und nutzt Harmonisierungsmechanismen, um managementunterstützenden Systemen benötigte Daten in möglichst Echtzeit zu liefern. Der schwierige Zugriff auf heterogene Datenbestände, die Leistungsminderung beim Zugriff auf operative Datenbestände, die mangelnde Historienabbildung sowie die Anforderungen der ad-hoc Harmonisierung und Aufbereitung von operativen Daten schränken die praktische Eignung des EII-Konzepts jedoch massiv ein, so dass ein tatsächlicher Einsatz nur in Ausnahmefällen stattfindet. (Kemper et al. 2010)

Unabhängig von welchem Data Warehouse-Konzept findet eine Transformation der Datenbestände statt, die eine Filterung, Harmonisierung, Aggregation und Anreicherung umfasst. Filterung beschreibt dabei die Extraktion der Daten aus operativen Datenbeständen im Sinne einer Vorverarbeitung, also auch die Korrektur syntaktischer oder inhaltlicher Fehler. Die Harmonisierung beschreibt die betriebswirtschaftliche Abstimmung der Daten. Im Rahmen der Aggregation werden die Daten daraufhin verdichtet. Die abschließende Anreicherung beschreibt Bildung und Speicherung der betriebswirtschaftlichen Datenbestände. (Kemper et al. 2010)

Wie in Abbildung 9 dargestellt, stellt Turban (2012) die Datenverarbeitung vor allem in Bezug auf Decision Support Systeme teilweise grundlegend abweichend dar: Noch analog zu Kemper werden Daten transaktionsbasiert in Transaction Processing

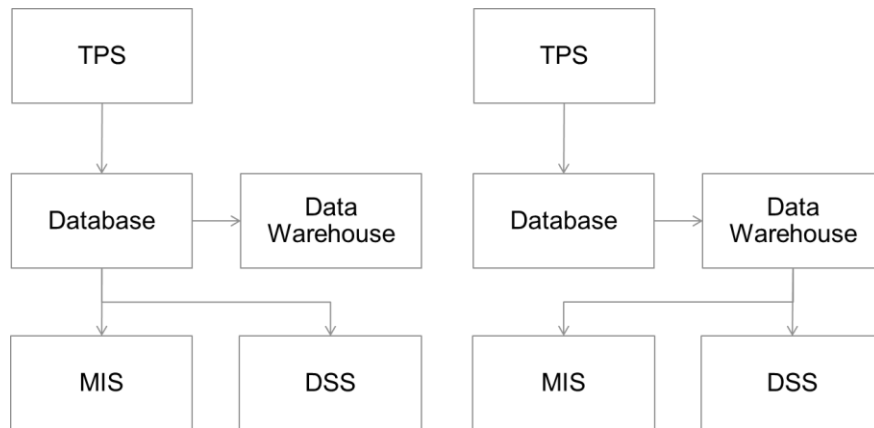


Abbildung 9: Anbindung von MIS und DSS im Vergleich (in Anlehnung an Turban 2012 und Kemper et al. 2010)

Systemen (TPS) erzeugt und in einer Datenbank, die transaktionsbasierte Daten enthält, abgelegt. Weiter wird in einem Prozess der Extraktion, Transformation und Verdichtung ein Data Warehouse befüllt. Abweichend greifen Management Information Systeme und Decision Support Systeme direkt auf die transaktionsbasierten Datenbestände, und nicht auf diese im Data Warehouse, zu (Turban und Volonino 2012)

Die Verarbeitung von Daten in TPS erfolgt batchorientiert oder als Online Transaction Processing (OLTP) in Echtzeit. Im Rahmen der Batchverarbeitung werden alle Transaktionen über einen bestimmten Zeitraum gesammelt und auf einmal verarbeitet sowie gespeichert. In echtzeitbasierten Systemen werden Transaktionen ohne Verzögerungen ausgeführt, also zu dem Zeitpunkt, an dem sie stattfinden.

Turban (2012) fasst die in Abbildung 10 visualisierten Beziehungen zwischen verschiedenen Datenlokalisationen unter dem Begriff des Data Life Cycle zusammen: Dieser beschreibt Pfade, die Daten von der Erfassung bis hin zur Verarbeitung und Verwendung verfolgen. Ein standardisierter Pfad wäre dabei die Erfassung von internen, externen und personenbezogenen Daten und die anschließende Organisation dieser Daten mit Metadaten in einem Data Warehouse und ggf. Data Marts. Anschließend folgt die Weiterverteilung an Datenanalysesysteme, mit Anwendungen wie Data Mining, OLAP, Queries, Enterprise Information Systemen, sowie Decision Support Systemen. Daraus werden Ergebnisse generiert, wie etwa Datenvisualisierungen, Decision Support und Wissen (samt Kontextwissen zum Umgang mit Wissen), die zu Lösungen führen, wie

bspw. Supply Chain Management, Customer Relation Management, EC, und Strategielösungen. (Turban und Volonino 2012)

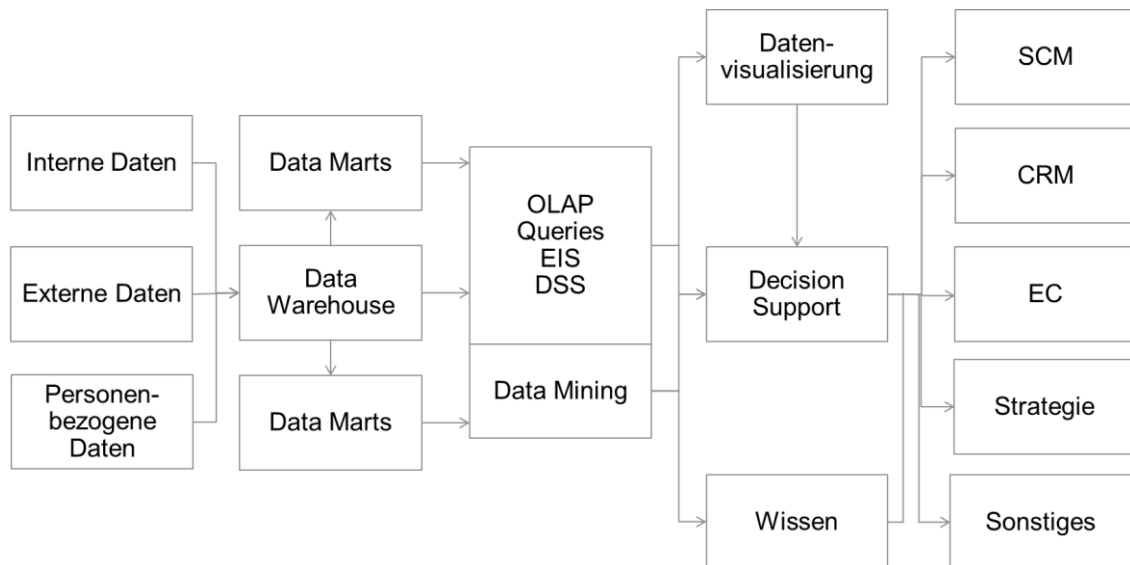


Abbildung 10: Data Life Cycle (nach Turban 2012)

2.2.3 Definition von Decision Support Systemen

Der Begriff Decision Support System beschreibt Systeme, deren Aufgabe die Unterstützung von Entscheidungsprozessen ist. Marakas (2003) und Turban (2012) definieren sie analog als Systeme, die unter der Kontrolle von einem oder mehreren Entscheidern stehen und den Prozess der Entscheidungsfindung durch den Einsatz definierter Werkzeuge unterstützen. Die eingesetzten Werkzeuge verfolgen das Ziel, Entscheidungssituationen zu strukturieren und letztendlich die Effektivität von Entscheidungsprozessen zu verbessern. (Turban und Volonino 2012)

Kemper et al. (2010) ordnen alle Systeme und Werkzeuge, die im Rahmen einer Entscheidungsunterstützung eingesetzt werden, der Domäne der Business Intelligence zu: „Business Intelligence (BI) bezeichnet einen integrierten, unternehmensspezifischen, IT-basierten Gesamtansatz zur betrieblichen Entscheidungsunterstützung“ (Kemper et al. 2010) Aufgrund des nicht ausgereiften Status dieser Begrifflichkeit wird auf eine detaillierte Einordnung verzichtet, was die prinzipielle Zuordnung zur BI-Domäne und Anwendung relevanter Werkzeuge und Methoden ebendieser nicht einschränkt.

Analysesysteme zur Managementunterstützung werden auf einer hohen Abstraktionsebene in modellorientiert und berichtsorientiert differenziert. Modellorientierte Analysesysteme basieren dabei auf einem Regel-, bzw. Formelwerk, dem bestimmte Modelle

und Methoden zu Grunde gelegt sind. Berichtsorientierte Analysesysteme konzentrieren sich hingegen auf Extraktion sowie strukturierte und aufbereitete Darstellung von Datenbeständen. Die Einordnung der Systeme in die traditionelle Pyramidenform (berichtsorientierte MIS für das Lower Management als Sockel der Pyramide, modellorientierter DS und DM für das Middle Management als Mittelbau sowie berichtsorientierte EIS für das Top Management als Spitze) wird heutigen Managementunterstützungssystemen nicht mehr gerecht. (Kemper et al. 2010)

Eine Differenzierung der Analysesysteme anhand der funktionalen Ausrichtung in generische Basissysteme und konzeptorientierte Systeme ist folglich zutreffender. Die generischen Basissysteme stellen eigenständige Komponenten dar, wie etwa Module für freie Datenrecherchen, OLAP-Systeme, Berichtssysteme sowie modellgestützte Analysesysteme. Eine Untermenge der modellgestützten Analysesysteme stellen dabei Decision Support Systeme dar. Konzeptorientierte Systeme bilden betriebswirtschaftliche Konzepte ab und nehmen so direkten Bezug zu Prozessen im Management. Beispielhaft genannt werden können Balanced Scorecards sowie Planung, Konsolidierung und wertorientiertes Management. (Kemper et al. 2010)

Allgemein fassen Kemper et al. (2010) Decision Support Systeme also unter dem Oberbegriff der Analysesysteme zusammen, die sie als Systeme definieren, die Daten in einen anwendungsorientierten Kontext überführen, entsprechend aufbereiten und darstellen. Durch die semantische Anreicherung erhalten die Daten anwendungsspezifische Bedeutungen, woraufhin sie als Informationen interpretiert werden können. (Kemper et al. 2010)

Die Hierarchie von Turban (2012) weicht von der eben vorgestellten ab: Ausgehend von Informationssystemen⁷ wird zwischen Management Support Systemen und Operation Support Systemen unterschieden. Die Management Support Systeme haben zwei Unterklassen, die Management Information Systeme, sowie die Decision Support Systeme. Die Operations Support Systeme gliedern sich weiter in Process Control Systeme und Transaction Processing Systeme. (Turban und Volonino 2012)

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass die dargestellten Begrifflichkeiten durchaus unterschiedlich interpretiert und definiert werden. Wie im weiteren Verlauf der Arbeit festzustellen sein wird, geht hiervon im vorliegenden Kontext keine Einschränkung aus, da die detaillierte Architektur und Auslegung der definierten Begrifflichkeiten nicht relevant sein wird.

⁷ Hierbei darf nicht vernachlässigt werden, dass Kempers Hierarchie auf BI fokussiert und somit nur eine Teilmenge von Turbans Hierarchie abbildet.

2.2.4 Klassen von Decision Support Systemen

Für die weitere Klassifizierung von Untermengen der Decision Support Systeme findet sich keine einheitliche Systematik, vielmehr existieren zahlreiche unterschiedliche Ansätze:

Alter (1980) klassifiziert Decision Support Systeme zunächst grundlegend nach der Orientierung der Entscheidungsunterstützung in datenzentrierte und modellzentrierte Systeme. Darauf aufbauend erfolgt eine weitere Differenzierung hinsichtlich des Aktionsfeldes: Datenzentrierte Systeme teilen sich auf in Datengewinnung oder –analyse, modellzentrierte Systeme teilen sich auf in Simulation und Handlungsempfehlung. (Alter 1980)

Donovan und Madnick (1977) klassifizieren Decision Support Systeme nach dem Problemlösungskontext in formale und ad hoc Systeme. Formale Decision Support Systeme haben den Fokus auf regelmäßige und wiederkehrende Entscheidungen in Organisationen und erfordern eine stetige Einbindung des Systems in den laufenden Geschäftsbetrieb um eine effiziente Entscheidungsunterstützung zu ermöglichen. Ad hoc Systeme fokussieren hingegen auf eng begrenzte Problemkontexte, die weder wiederkehrenden noch rudimentär erfassbaren Charakter haben. Sie werden daher kurzfristig und kontextbezogen implementiert und erfordern keine dauerhafte (Ein)Bindung in oder an den laufenden Geschäftsbetrieb. (Donovan und Madnick 1977)

Silver (1991) klassifiziert Decision Support Systeme nach dem Ausmaß an Führung und Assistenz, das der Anwender bei Nutzung des Systems wiederfährt. Dies kann etwa bei der Auswahl und Anwendung der Operatoren zutreffen, wobei Operatoren durch den Anwender im Rahmen des Entscheidungsprozesses beeinflussbare Stellgrößen und Eigenschaften repräsentieren. (Silver und M. S.)

2.2.5 Decision Support Systeme: Eigenschaften, Fähigkeiten, Grenzen

Decision Support Systeme sind nicht dazu konzipiert, um Entscheider innerhalb Organisationen zu ersetzen. Ziel solcher Systeme ist es, den Entscheidungsfindungsprozess in allen Phasen in einem vom Entscheider überwachten Prozess zu unterstützen und so zu einer hohen Effektivität des Entscheidungsprozesses beizutragen. Das Ziel einer hohen Effizienz wird dabei nicht fokussiert. Grundsätzliche können unabhängige und abhängige Entscheidungen beliebiger Entscheider unterstützt werden, etwa in individuellen, gruppen- oder teambasierten Entscheidungskontexten. Decision Support Systeme operieren dabei immer auf vorgegebenen Mengen an Daten und Modellen, sogenannten Basisdaten und Basismodellen. (Marakas 2003)

Decision Support Systeme erweitern und verbessern die Fähigkeit von Entscheidern, Informationen zu verarbeiten und dementsprechend Wissen aus Daten abzuleiten und verkürzen so den Entscheidungsfindungsprozess, bzw. ermöglichen überhaupt das Treffen von Entscheidungen auf einer fundierten Informationsbasis. Das Treffen von Entscheidungen auf einer solchen Informationsbasis erhöht die Vertrauenswürdigkeit von Entscheidungen, indem korrekte Annahmen verifiziert und falsche Annahmen revidiert werden können. Das fundierte Vorgehen mit Bezug auf eine konkrete Informationsbasis eröffnet ggf. neue Blickwinkel und kann die Evaluierung neuer Lösungsstrategien fördern. (Marakas 2003) Zudem ermöglicht der Einsatz von Decision Support Systemen beiläufig eine höhere Effizienz des Entscheidungsfindungsprozesses, was sich durch eine Reduktion der Entscheidungskosten und der Entscheidungsfindungsdauer manifestiert. (Marakas 2003) Decision Support Systeme eignen sich vor allem zur Unterstützung semi- und unstrukturierter Entscheidungen (Turban und Volonino 2012). Strukturierte Entscheidungen können, im Gegensatz zu semi- und unstrukturierten Entscheidungen, klar formuliert, beschrieben und dadurch automatisiert werden, ohne dass der Einsatz eines Decision Support Systems notwendig wäre. (Turban und Volonino 2012)

Grundlegende Grenzen werden Decision Support Systemen durch die zur Verfügung stehende Hardware sowie die verfügbaren Daten gesetzt. Zudem verfügen sie überwiegend über keine generalisierenden Problemlösungseigenschaften, sondern sind auf Aufgabenuntermengen spezialisiert. Zudem operieren Decision Support Systeme anhand definierter Algorithmen, typisch menschliche Fähigkeiten zur Entscheidungsunterstützung, wie bspw. Kreativität, Ideenreichtum und Intuition, können also nicht nachgebildet werden. (Marakas 2003)

2.2.6 Entscheidungen

Analog zur Klassifizierung von Decision Support Systemen finden sich zur Klassifizierung von Entscheidungen ebenfalls zahlreiche Systematiken. Exemplarisch seien im Folgenden die Ansätze von Simon, Delbecq, Mintzberg und Thompson vorgestellt.

Simon (1960) verfolgt einen sehr groben und generischen Ansatz und schlägt ein Kontinuum für Entscheidungen vor, abhängig vom Grad der Programmierbarkeit der Entscheidung. So stehen auf der einen Seite strukturierte, also programmierbare Entscheidungen, die durch ein stabiles Entscheidungsumfeld, klare Entscheidungskriterien, Periodizität und einfach zugänglichen Informationsmengen. Auf der anderen Seite des Kontinuums finden sich unstrukturierte Entscheidungen, die von einem volatilen Entscheidungsumfeld umgeben sind, einzigartig und nicht periodisch sind, intuitive und kreative

Lösungen erfordern und zudem über schwer zugängliche Informationsmengen verfügen. (Simon 1960)

Turban (2012) betont zusätzlich noch die Existenz von semistrukturierten Entscheidungen, die in der Mitte des Kontinuums liegen. (Turban und Volonino 2012, S. 40), (Turban und Volonino 2012, S. 348)

Delbecq (1967) schlägt eine Typisierung von Entscheidungen mit Bezug zum Verhandlungsbegriff vor: Routinierte Entscheidungen werden vom Entscheider unter voller Kenntnis des Ziels, des Vorgehens und (technologischer) Rahmenbedingungen getroffen. Kreative Entscheidungen erfordern neue Ansätze zur Entscheidungsfindung, da neue Problemdomänen beschritten werden und keine etablierten Strategien und Techniken vorhanden sind. Verhandelte Entscheidungen beinhalten Konflikte entweder im Zustand des Ziels oder der Vorgehensweise zur Erreichung des Ziels. Gegensätzliche Absichten müssen dabei verhandlungsgeführt abgeglichen werden. (Delbecq und A. L. 1967)

Mintzberg (1973) verfolgt einen Klassifizierungsansatz nach dem Aufgabenbereich, dem die Entscheidung zuzuordnen ist: Unternehmerische Aktivitäten sind meist mit einem hohen Grad an Unsicherheit behaftet und erfolgen proaktiv mit kurzfristigem Horizont. Anpassende Aktivitäten sind ebenfalls in hohem Maße mit Unsicherheit behaftet, erfolgen jedoch überwiegend als Reaktion innerhalb eines kurzfristigeren Zeitrahmens. Planerische Aktivitäten werden durch ein risikobehaftetes Entscheidungsumfeld charakterisiert, Entscheidungen werden sowohl aus reaktiven wie aus proaktiven Beweggründen getroffen. Der zeitliche Fokus wird auf einen längerfristigen Horizont gelegt. (Mintzberg 1973)

Thompson (1967) typologisiert Entscheidungen nach dem Ansatz der Entscheidungsstrategie: Rechenbetonte Strategien liefern fundierte Entscheidungen und kausale Zusammenhänge bei klaren Präferenzwerten für bestimmte Lösungsalternativen. Wertende Strategien äußern klare Präferenzen für bestimmte Lösungsalternativen, kausale Zusammenhänge werden jedoch vernachlässigt und sind unklar. Vergleichsstrategien werden durch eine hohe Sicherheit für Ergebnisse und kausale Zusammenhänge charakterisiert, jedoch fehlen klare Präferenzen für bestimmte Lösungsalternativen. Inspirative Strategien verfügen über schwache Präferenzen für bestimmte Lösungsalternativen bei einer hohen Unsicherheit für kausale Zusammenhänge. (Thompson 1967)

Im Kontext der jeweiligen Organisation können Entscheidungen in einem dreistufigen, hierarchischen Ordnungsrahmen abgebildet werden: operative, taktische und strategische Entscheidungen. Operative Entscheidungen werden durch die ausführende Belegschaft und direkte Vorgesetzte im Tagesgeschäft der Erstellung von Produkten oder

Dienstleistungen getroffen und haben einen kurzfristigen Zeithorizont. Taktische Entscheidungen werden auf der höchsten Entscheidungsebene der Organisation getroffen und betreffen die Bestimmung von Organisationsinterna und Rahmenbedingungen zum Erhalt des Geschäftsbetriebs. Strategische Entscheidungen werden von den leitenden Angestellten, bzw. Geschäftsführern, getroffen und haben weitreichende Konsequenzen.

2.2.7 Struktur von Entscheidungsprozessen

Das Treffen einer Entscheidung setzt voraus, dass eine Phase der Entscheidungsfindung vorangegangen ist, also ein Prozess des Schlussfolgerns. Entscheidungen, die nicht als Folge eines solchen Prozesses getroffen wurden, können nicht als Entscheidung im näheren Sinne bezeichnet werden. Der Prozess des Schlussfolgerns beschreibt dabei die Ableitung und - somit Generierung - neuen Wissens von bestehendem Wissen und dessen Kombinationen, sowie von Kombinationen bereits abgeleiteten Wissens. (Marakas 2003)

Der Prozess der Entscheidungsfindung ist vor allem unter einer kognitiven Betrachtungsweise in hohem Maße subtil und schwer beschreib- und strukturierbar. Dennoch kann mit dem Modell eines Entscheidungsprozesses von Row und Boulgarides (1994) exemplarisch die Fragmentierung eines solchen Prozesses dargestellt werden. Insbesondere bei der Formulierung und Darstellung von Entscheidungsfindungsprozessen ist dies hilfreich. Der benannte Entscheidungsfindungsprozess beinhaltet 5 Bestandteile: (1) Auslöseimpuls, (2) Entscheider, (3) Problemdefinition, (4) Alternativenwahl und (5) Umsetzung. Der *Auslöseimpuls* stellt den Ausgangspunkt eines Entscheidungsprozesses dar, indem er einen verantwortlichen Entscheider auf einen Sachverhalt hinweist, in dessen Kontext das Treffen einer Entscheidung nötig ist. Als problematisch kann die Schwelle angesehen werden, ab derer das Treffen einer Entscheidung als nötig angesehen wird: Insbesondere, da Auslöseimpulse zunächst Symptome und nicht unbedingt Probleme darstellen, und dazu in keiner festgelegten Form auftreten, können sie von subjektiven Entscheidern, wie Menschen, unterschiedlich interpretiert werden. Der *Entscheider* repräsentiert gleichermaßen Phase von und Teilhaber am Entscheidungsprozess. Die *Problemdefinition* konkretisiert das eigentliche Problem, ausgehend von Symptomen, von denen ursprünglich auf die Notwendigkeit des Entscheidungsfindungsprozesses geschlossen wurde. Die Definition und Eingrenzung eines Problems stellt die Grundlage für die Effektivität der weiteren Prozessphasen dar. Eine unscharfe Beschreibung des Problems führt letztendlich selbst bei einer idealen Lösung dazu, dass ein Problem gelöst wurde. Die *Alternativenwahl* stellt eine Kernphase im Entscheidungsfindungsprozess dar: Ausgehend von einer Menge an Lösungswegen findet eine

Bewertung ebendieser statt. Das Vorgehen sowie die Kriterien hierfür sind individueller Natur und meist problemspezifisch. Die Prozessphase schließt dann mit der Auswahl eines Lösungsansatzes aus der Menge gegebener Alternativen ab. Die *Umsetzung* umfasst alle weiteren Aktivitäten, die zur Implementierung des in der vorhergehenden Prozessphase gewählten Lösungsansatzes notwendig ist. Rowe und Boulgarides nennen hier insbesondere Maßnahmen im Rahmen der Organisation, also Verhandlungen sowie der Entwurf von Strategien und Plänen. (Rowe und Boulgarides 1994)

Schließlich soll noch der Zusammenhang zwischen Prozess und Geschäftsprozess abgegrenzt werden: Im vorliegenden Textabschnitt wurden Prozesse im Sinne des Vorgangs der Entscheidungsfindung betrachtet, hiervon zu differenzieren sind betriebliche Prozesse, also Geschäftsprozesse, die die Leistungserfüllung umfassen. Geschäftsprozesse werden durch einen auslösenden Impuls gekennzeichnet, einen sog. Trigger (Schwicker und Fischer 1996). Im vorliegenden Kontext kann ein Prozess der Entscheidungsfindung daher als Trigger zur Auslösung eines Geschäftsprozesses verstanden werden.

2.2.8 Modellierung von Entscheidungsprozessen

Ausgangspunkt für jede Art von Entscheidungsunterstützung ist ein exakt definiertes Problem. Nach Marakas (2003) besteht diese Definition aus einem Ist-Zustand, einem angestrebten Soll-Zustand sowie einer Beschreibung der Kernproblematik, die den Unterschied beider Zustände bedingt. Keinesfalls sollten im Rahmen der Problemdefinition bereits Lösungsszenarien antizipiert werden, da dies einerseits von der konkreten und korrekten Beschreibung des Problems ablenken und andererseits den Lösungsraum durch verfrühte Festlegungen und Annahmen einschränken würde.

Im Anschluss an die Definition muss das Problem abgegrenzt und bewertet werden. Im Fokus stehen dabei die Fragen, ob das Problem lösenswert und lösbar ist. Die Lösbarkeit ergibt sich dabei durch technische, zeitliche und organisationale Rahmen- und Randbedingungen. Die Komplexität nicht lösbarer Problem kann oft durch eine engere Abgrenzung bis hin zur Lösbarkeit reduziert werden. Nach der Abgrenzung des Problems wird dessen Struktur erfasst. Die erfolgt iterativ in drei grundlegenden Dimensionen: Entscheidungen, Unsicherheiten und Ziele. Die Möglichkeit einer Entscheidung setzt implizit voraus, dass eine Wahlmöglichkeit zwischen mindestens zwei Alternativen besteht, selbst wenn ein Alternative daraus bestünde, überhaupt nichts zu tun. (Marakas 2003)

Die Darstellung der Struktur von Entscheidungsproblemen kann auf Entscheidungsbäume zurückgreifen, die vor allem die Struktur von Entscheidungen mit Alternativen

übersichtlich visualisieren. Zudem kann auf die Notation von sog. Einfluss-Diagrammen zurückgegriffen werden, die durch Symboliken Entscheidungen, Unsicherheiten und Ergebniszustände, auch innerhalb Entscheidungsbäumen, differenziert darstellt. (Marakas 2003)

2.2.9 Managementqualität

Werden innerhalb einer Organisation Ziele bestimmt, die erreicht werden sollen, ist der Grad der Zielerreichung einer Leistungskennzahl, also der Performance, gleichzusetzen. Turban (2012) führt in diesem Kontext den Begriff Performance Management ein. (Turban und Volonino 2012)

Ein Performance Management setzt zwei Bedingungen voraus: Die Messbarkeit und die Anwendbarkeit. Die Bedingung der Messbarkeit setzt voraus, dass Prozesse und/oder Prozessergebnisse, also auch Ergebnisse und Konsequenzen von Entscheidungen, messtechnisch erfasst werden können. Messungen müssen dabei immer aus Fakten und/oder Daten beruhen. Die Aktualität und Korrektheit der Daten beeinflusst die Genauigkeit der Messung direkt. Die Bedingung der Anwendbarkeit beschreibt den Umstand, dass nicht immer klar ist, welcher Geschäftsprozess durch welche Messgröße beschrieben und abgebildet werden kann. Oft müssen mehrere Messgrößen erhoben werden, um daraus die angestrebte Messgröße zur Beschreibung des Sachverhaltes zu berechnen. (Turban und Volonino 2012)

Nach Marakas (2003) wird eine gute, also qualitativ hochwertige, Entscheidung dadurch charakterisiert, dass ein oder mehrere Zielvorstellungen im Rahmen einer oder mehrerer problemspezifischer Kontexte erreicht wurden, die ursprünglich für die Notwendigkeit einer Entscheidung ursächlich waren (Marakas 2003, S. 45).

2.3 Maschinelle Lernverfahren

Nachfolgend werden Verfahren des maschinellen Lernens vorgestellt. Dies erfolgt über eine allgemeine Einführung über Vorüberlegungen und Grundlagen maschineller Lernverfahren, sowie spezifisch am Beispiel expliziter Verfahrensklassen. Dem vorangestellt erfolgt eine Einordnung des maschinellen Lernens in die Domäne der künstlichen Intelligenz.

2.3.1 Grundlagen der künstlichen Intelligenz

Die Definition des Begriffs Künstlicher Intelligenz (KI) gestaltet sich schwierig, da es schon allein an einer allgemein anerkannten und eindeutigen Definition des Begriffs Intelligenz mangelt. Exemplarisch werden nachfolgend zwei Definitionen genannt, die in Übereinstimmung mit Ertel (2013) den Begriff künstliche Intelligenz am treffendsten beschreiben⁸:

KI ist die Fähigkeit digitaler Computer oder computergesteuerter Roboter, Aufgaben zu lösen, die normalerweise mit den höheren intellektuellen Verarbeitungsfähigkeiten von Menschen in Verbindung gebracht werden. (Encyclopedia Britannica 1991)

Künstliche Intelligenz ist das Studium, wie Computer dazu gebracht werden können, Aufgaben zu übernehmen, die derzeit besser von Menschen ausgeführt werden. (Rich 1983)

Der Begriff Data Mining beschreibt hierbei den Prozess, „Wissen aus Daten zu generieren sowie die Darstellung und Anwendung dieses Wissens [...]“ (Ertel 2013)

Wissen kann in diesem Kontext auch als interessante Muster in Daten aufgefasst werden. Als interessante Muster werden solche beschrieben, die „[...] allgemein gültig sind, nicht trivial, neu, nützlich und verständlich.“ (Runkler 2010)

Data Mining vereint dabei zwei Unterdisziplinen, zum einen die statistische Modellierung großer Datenbestände, zum anderen die Mustererkennung (engl. pattern detection) innerhalb dieser Datenbestände. Ein Muster (engl. pattern) kann dabei als eine interessante Konstellation an Datenausprägungen bezeichnet werden. Die Disziplin der Mustererkennung kann weiter in drei verschiedene Ausprägungen unterteilt werden: (1) Mustervergleich (engl. pattern matching), (2) überwachte Mustererkennung (engl. su-

⁸ Da sich diese Arbeit mit dem praktischen Einsatz von Teilgebieten der künstlichen Intelligenz beschäftigt, ist keine weitergehende Auseinandersetzung mit der Definitionsproblematik nötig. Der interessierte Leser sei auf Ertel (2013), S. 1ff., verwiesen.

pervised pattern detection) und (3) unüberwachte Mustererkennung (engl. unsupervised pattern detection).⁹

Im Rahmen des *Mustervergleichs* werden interessante Muster, die innerhalb des Datenbestands gefunden werden sollen, konkret außerhalb des Datenbestandes definiert. Im Gegensatz dazu existieren bei der *überwachten Mustererkennung* keine konkreten externen Vorgaben, die Interessantheit ergibt sich durch einen spezielle Rückgabewert oder eine Klassifikationsvariable des Datenbestandes: Ziel der Suche sind dann Muster, die den Rückgabewert oder die Klassifikationsvariable beeinflussen. In der *unüberwachte Mustererkennung* wird zudem noch auf die Verwendung eines Rückgabewertes oder einer Klassifikationsvariable verzichtet, die Mustererkennung und Bewertung der Interessantheit von Mustern stützt sich also einzig auf die Erkennung von Mustern innerhalb des reinen Datenbestandes. (Hand 2002)

Hinsichtlich des Anwendungsspektrums können, analog zu den eben dargelegten Grundlagen der Mustererkennung, zwei grundsätzliche Methoden unterschieden werden: (1) Interdependenzanalysen und (2) Dependenzanalysen. Die *Interdependenzanalyse* teilt Datenbestände nicht in abhängige und unabhängige Variablen auf, sondern sucht Beziehungen innerhalb der einheitlich kategorisierten Datensätze. Anwendungen finden besonders im Bereich der Klassifikation und des Clusterings statt. Die *Dependenzanalyse* hat hingegen zum Ziel, Zusammenhänge zwischen abhängigen und unabhängigen Variablen aufzudecken. (Wiedemann et al. 2001)

Der Prozess des Data Mining ist in vier Phasen unterteilt, die sequentiell, aber auch iterativ, durchlaufen werden: Die (1) Vorbereitung, die (2) Vorverarbeitung, die (3) Analyse sowie die (4) Nachbearbeitung. Im Rahmen der *Vorbereitung* erfolgt die Planung des Vorhabens samt der Datensammlung und –auswahl sowie der Merkmalsgenerierung. Die Phase der *Vorverarbeitung* normalisiert, säubert, filtert, ergänzt, korrigiert und transformiert die Datenbestände, so dass in der Phase der *Analyse* die Anwendung konkreter Werkzeug erfolgt, wie etwa der Visualisierung, der Korrelations-, Regressions- und Clusteranalyse sowie der Prognose und Klassifikation. Im Rahmen der *Nachbearbeitung* erfolgt die Interpretation, Dokumentation sowie Auswertung der Ergebnisse. (Runkler 2010)

Die Begriffe Knowledge Discovery in Databases (KDD), das die Extraktion von Mustern aus Datenbeständen beschreibt, und Data Mining werden mittlerweile als Synonyme angesehen und verwendet. (Müller und Lenz 2013)

⁹ Auf Ähnlichkeiten und Parallelen zur Klassifikation maschineller Lernverfahren in überwachtes und unüberwachtes Lernen sei an dieser Stelle hingewiesen. Die entsprechenden Ausführung zur Mustererkennung können ohne Einschränkungen auf die Klassifikation maschineller Lernverfahren übernommen werden.

2.3.2 Grundlagen des maschinellen Lernens

Bezieht man sich auf die eben vorgestellte Definition künstlicher Intelligenz von Rich (1983) ist festzustellen, dass Maschinen vor allem in ihrer Lernfähigkeit dem Menschen deutlich unterlegen sind. Maschinelles Lernen ist daher ein zentrales Teilgebiet der künstlichen Intelligenz (Ertel 2013).

Der Begriff Lernen darf im hier relevanten Kontext nicht der Bedeutung des Auswendiglernens gleichgesetzt werden: Dies käme lediglich einer reinen Speicherung von Daten gleich. Vielmehr von Belang ist die Fähigkeit der Generalisierung, also des Schließens von beobachteten Sachverhalten auf abstrakte und generelle Regeln. (Rich 1983)

Maschinelles Lernen wird daher beschrieben als „Die Aufgabe, aus einer Menge von Daten eine Funktion zu generieren [...]“ (Ertel 2013), während die Lernfähigkeit eines Systems dadurch bestimmt wird, ob sich die „[...] Leistungsfähigkeit auf neuen, unbekannt Daten im Lauf der Zeit [...] verbessert“ (Ertel 2013).

Systeme, die maschinelles Lernen ausführen, werden oft als Agenten bezeichnet. Eine spezifische Klasse von Agenten beherrscht demzufolge eine abgegrenzte Klasse an erlernbaren Funktionen. Agenten generieren Wissen durch das Lernen von Trainingsdaten, in denen das zu erlernende Wissen implizit enthalten ist. Die Auswahl der Trainingsdaten bestimmt also den Lernprozess maßgeblich mit. Auf sogenannten Testdaten wird überprüft, ob der Agent aus den Trainingsdaten Funktionen gelernt hat, die er auf die unbekannt Testdaten anwenden kann. (Ertel 2013)

Die Auswahl relevanter Attribute in den Daten, auf denen maschinelle Lernverfahren operieren sollen, ist maßgeblich für Effektivität, Effizienz und Qualität der Lernergebnisse verantwortlich. Ein allgemeingültiges Vorgehensmodell zur Auswahl relevanter Attribute existiert dabei nicht, spezielle Systematiken, etwa Heuristiken zur Attributsauswahl, werden aufgrund des begrenzten Rahmens in dieser Arbeit nicht betrachtet. Die Relevanz eines Attributs kann jedoch durch folgende, im Rahmen dieser Arbeit komprimiert wiedergegebene, Definition beurteilt werden: Ein Attribut ist relevant, sofern sich zwei Datensätze ausschließlich in der Ausprägung dieses Attributs unterscheiden und sie sich zusätzlich in ihrem Label unterscheiden. In diesem Fall ist die Ausprägung eines Attributs zumindest so relevant, dass allein durch sie das Label von Datensätzen variieren kann. (Blum und Langley P. 1997)

Maschinelle Lernverfahren sind überwiegend darauf ausgelegt, auf Daten zu operieren die vollständige Datensätze enthalten. Datensätze mit fehlenden Attributausprägungen werden daher im Allgemeinen als hinderlich für den Lernerfolg betrachtet und folglich im Rahmen der Vorverarbeitung der Daten korrigiert. In Ausnahmefällen, v.a. bei Entscheidungsbäumen, kann das Fehlen von Attributausprägungen jedoch auch Hinweise

auf die mangelnde Relevanz des Attributs liefern und dem maschinellen Lernverfahren zusätzlich Informationen liefern, sofern dieses darauf ausgelegt ist. (Greiner et al. 1997)

2.3.3 Klassen maschineller Lernverfahren

Maschinelle Lernverfahren können in diskrete Klassen unterteilt werden, die das zu Grunde liegende Prinzip beschreiben, wie Wissen generiert und Intelligenz erzeugt werden soll. Drei repräsentative Klassen, Neuronale Netze, Nearest Neighbour-Methoden und Entscheidungsbäume, werden im Anschluss näher beschrieben.

2.3.3.1 Neuronale Netze

Neuronale Netze verfolgen den Ansatz, biologische Strukturen des tierischen Gehirns informationstechnisch nachzubilden, um so kognitive Prozesse und damit biologische Intelligenz zu imitieren. Das biologische wie technologische Grundprinzip bildet die Vernetzung von Neuronen untereinander mit synaptischen Verbindungen. Übersteigt ein Input einen gegebenen Schwellenwert, wird das Neuron über die Aktivierungsfunktion aktiviert und gibt seinerseits über die Ausgabefunktion Signale über gewichtete Verbindungen an andere Neuronen weiter. Abbildung 11 illustriert ein Neuron mit Ein- und Ausgangskanten als Ausschnitt aus einem neuronalen Netz. Die Verknüpfung zahlreicher Neuronen untereinander resultiert dann in einem neuronalen Netz. Die geordnete Darstellung der gesamten Signalmengen an Ein- und Ausgabeverbindungen werden auch als Vektoren bezeichnet. (Ertel 2013)

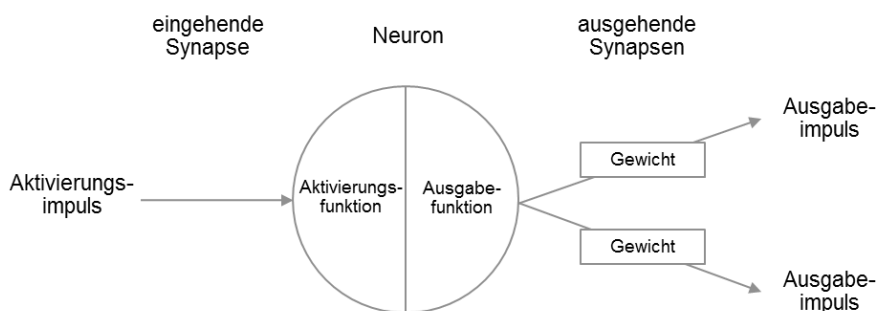


Abbildung 11: Neuron (eigene Darstellung)

Ein Neuronales Netz besteht stets aus einer Eingabe- und einer Ausgabeschicht. Je nach konkreter Ausgestaltung verfügt ein Neuronales Netz über zusätzliche verdeckte Schichten, die zwischen der Ein- und Ausgabeschicht lokalisiert sind. Ein Kontakt zu der Ein- und Ausgabe von Signalen erfolgt ausschließlich über die entsprechende Neuronen der Ein- und Ausgabeschicht, wie Abbildung 12 zeigt. (Lämmel und Cleve 2012)

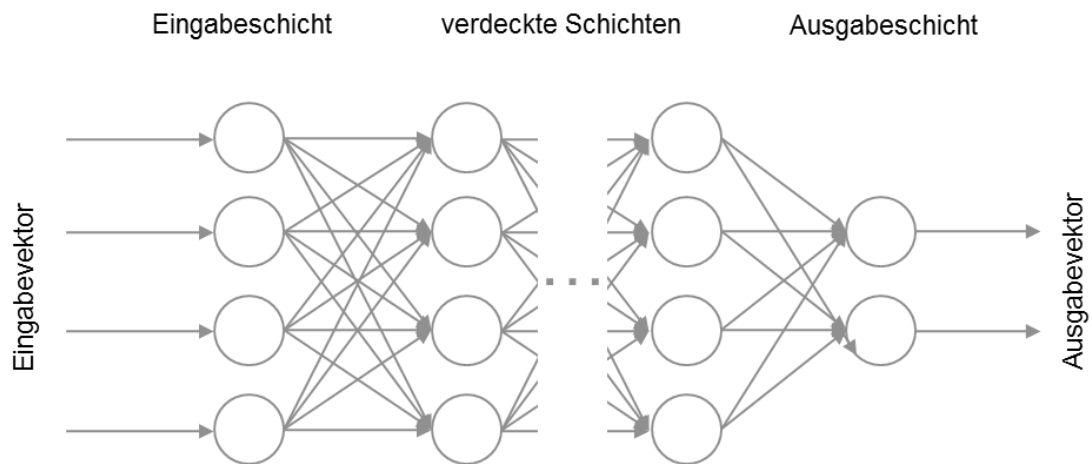


Abbildung 12: Neuronales Netz mit variabler Anzahl verdeckter Schichten (eigene Darstellung)

Als Input eines Neuron ist die Summe aller mit w gewichteten Inputvektoren x dieses Neurons zu verwenden:

$$\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j$$

Darauf aufbauend wird eine Aktivierungsfunktion f berechnet, die dem Ausgabevektor entspricht:

$$x_i = f \left(\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j \right)$$

Im einfachsten Fall einer Aktivierungsfunktion leitet ein Neuron die Summe der gewichteten Inputvektoren als Ausgabevektor an verschaltete Neuronen weiter, möglich sind aber auch komplexere Berechnungen. So kann der Input etwa transformiert werden oder, was insbesondere bei binär funktionierenden Neuronen der Fall ist, eine Aktivierungsschwelle vorgegeben werden, die als Grenzwert zwischen den nur zwei Zuständen des Ausgabevektors agiert. (Ertel 2013)

Das Lernen innerhalb eines neuronalen Netzes geschieht über die Anpassung der Gewichtung in den synaptischen Verbindungen und wird mathematisch über die nachfolgenden Beziehungen nach Ertel (2013) beschrieben:

Die Gewichtungsfaktoren von Synapsen, die häufig Impulse übertragen, werden im Rahmen des Lernens verstärkt. Dieses Prinzip ist als Hebb-Regel bekannt, und sieht die Änderungsrate Δw des Gewichtungsfaktors abhängig von einer Lernrate η :

$$\Delta w = \eta x_i x_j$$

Ausgehend von dieser zentralen Annahme, existieren zahlreiche Abwandlungen des Lernmechanismus, die zu anderem Lernverhalten und anderen Netzwerkstrukturen führen. Aufgrund seiner weiten Verbreitung und universellen Einsetzbarkeit beschränkt sich diese Arbeit auf die Darstellung des Backpropagation-Algorithmus: Charakteristisch hierfür sind mehrlagige neuronale Netze, die über eine Eingabe- und Ausgabe-schicht sowie verdeckte Schichten dazwischen verfügen. Neuronen der verdeckten sowie Ausgabeschichten berechnen ihren Wert in gewohnter Weise:

$$x_j = f \left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_{ij} \right)$$

Als Funktion von x wird im Rahmen des Backpropagation-Algorithmus beispielweise die Sigmoidfunktion gewählt:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Daneben existieren noch weitere Funktionen, wie die lineare Identitätsfunktion, die lineare Schwellenwertfunktion und der Tangens Hyperbolicus, die je nach Einsatzzweck und Eignung Anwendung finden.

Wobei die Lernregeln für Backpropagation-Netze

$$\Delta_p w_{ji} = \eta \delta_j^p x_i^p$$

lautet und folgende Bedingung erfüllt sein muss:

$$\delta_j^p = \begin{cases} x_j^p - (1 - x_j^p)(t_j^p - x_j^p) & \text{falls } j \text{ Ausgabeneuron} \\ x_j^p - (1 - x_j^p) \sum_k \delta_k^p w_{kj} & \text{falls } j \text{ verdecktes Neuron} \end{cases}$$

Die erwähnte Verwendung der Sigmoid-Funktion dient dabei der Beschränkung des Outputs eines Neurons auf das Intervall $[-1;1]$. (Runkler 2010)

Neben der hier exemplarisch vorgestellten Ausprägung eines Backpropagation-Netzes, existieren noch weitere Ausprägungen Neuronaler Netze. Die jeweilige Ausprägung determiniert den Einsatzzweck und die Verwendung des Neuronalen Netzes. Das vorgestellte Backpropagation-Netz eignet sich neben dem Radialen Basis Funktion-Netz, dem Cascade Correlation-Netz, dem Rückgekoppelten Netz und dem Lernen-Vektorquantisierungsnetz für Abhängigkeitsanalysen, während Hopfield-Netze, Selbstorganisierende Karten, Adaptive Resonanztheorie-Netze und Boltzman Maschinen-Netze für Interdependenzanalysen eingesetzt werden. Auf eine vollumfassende Darstellung

wird aufgrund des begrenzten Rahmens dieser Arbeit verzichtet. (Wiedemann und Buckler 2001)

Bei neuronalen Netzen wird vorhandenes Wissen aus Trainingsdaten extrahiert und implizit und aggregiert in den Gewichten des neuronalen Netzes abgebildet. Hierbei wird in Kauf genommen, dass Informationen über die Daten vernichtet werden. (Ertel 2013)

Allein durch die Struktur des neuronalen Netzes ist es unmöglich, das gelernte Wissen in Form der trainierten Gewichte zu analysieren, zu verstehen oder gar zu modifizieren. Problematisch ist ferner, dass ein neuronales Netz, das gelernt hat, dazu neigt, bereits erlerntes durch neuen Input zu „vergessen“. (Ertel 2013)

2.3.3.2 Nearest Neighbour-Methoden: Fallbasiertes Schließen

Nearest Neighbour-Methoden verfolgen den Ansatz, Ähnlichkeiten zwischen verschiedenen Objekten zu erkennen und im Sinne einer intelligenten Vorgehensweise zur Klassifizierung zu nutzen: So versucht ein entsprechender Algorithmus von Eigenschaften eines unbekanntes Objekts ein ähnliches, bereits klassifiziertes Objekt aufzufinden und dessen Klassifikation zu übertragen. (Ertel 2013) Abbildung visualisiert drei Objekte in einem dreidimensionalen euklidischen Raum, von denen zwei bereits klassifiziert sind. Über die Distanzwerte d_{AC} und d_{BC} kann dann auf die Ähnlichkeit des unbekanntes Objekts zu den bereits klassifizierten geschlossen werden.

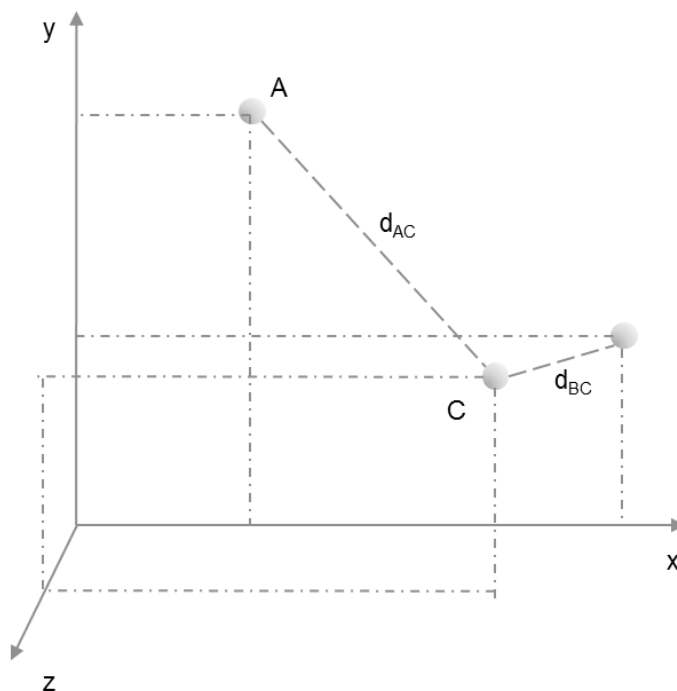


Abbildung 13: Ähnlichkeiten in euklidischen Räumen (eigene Darstellung)

Die Klassifizierung mit Nearest Neighbour Methode eignet sich dabei für mit statistischen Mitteln nicht zu klassifizierende Objekte. Eine optimale Klassifikation kann dabei jedoch nicht garantiert werden, da die Klassifikation ausschließlich über die Ähnlichkeit bestimmter Eigenschaften verschiedener Objekte erfolgt, und nicht wie bei statistischen Methoden über objektiv anwendbare Klassifikationsregeln. (Cover und Hart 1967)

Die Gleichartigkeit verschiedener Merkmale lässt sich über Ähnlichkeitsmaße bestimmen. Ein Ähnlichkeitsmaß s quantifiziert dabei die Ähnlichkeit von verschiedenen Ausprägungen x, y eines bestimmten Merkmals eines Objekts, sofern folgendes gilt (Runkler 2010):

$$s(x, y) = s(y, x)$$

$$s(x, y) \geq 0$$

$$s(x, x) \geq s(x, y)$$

$$s(x, x) = 1$$

Die letzte Formel trifft dabei nur bei normalisierten Ähnlichkeitsmaßen zu.

Legt man die Annahme zu Grunde, dass beliebige Merkmalsausprägungen in einem euklidischen Raum lokalisiert werden, kann die Ähnlichkeit zweier Sachverhalte beispielsweise über die euklidische Distanz d beschrieben werden. Merkmale können zudem noch mit einem Gewicht w stärker oder weniger betont werden. (Ertel 2013, S. 201–202)

$$d_w(x, y) = |x - y| = \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i (x_i - y_i)^2}$$

Eine populäre Ausprägung einer Nearest Neighbour-Methode ist das fallbasierte Schließen (engl. Case-Based Reasoning [CBR]). Das System eignet sich besonders zur Diagnose und Auswahl von Lösungsalternativen. Grundlage für die Funktion des fallbasierten Schließens ist eine Auswahl an bereits gelösten Fällen, der Fallbasis, die eine Ähnlichkeit zu dem noch ungelösten Sachverhalt haben. Die Ähnlichkeit wird dabei an den Ausprägungen vorher festgelegter, diskreter Merkmale gemessen. Anschließend erfolgt eine Anwendung des bekannten Lösungsansatzes auf die neue Symptomatik. (Ertel 2013)

Ein gefundener Lösungsansatz kann dabei unverändert auf den neuen Sachverhalt angewandt werden, oder entsprechend adaptiert, also angepasst werden. Im Falle der unveränderten Anwendung handelt es sich jedoch nicht um ein wirkliches fallbasiertes Schließen, sondern eher um ein fallbasiertes Retrieval gespeicherter Lösungen. Im Fall

adaptiver Lösungen ist zu beachten, dass der CBR-Ansatz nicht zum Ziel hat, korrekte Lösungen zu erzeugen, sondern einen approximativen Ansatz verfolgt: Nicht die unbedingte Exaktheit einer Lösung steht im Vordergrund, sondern die Nützlichkeit. (Görz et al. 2003)

Voraussetzung für die Anwendungen des CBR-Ansatzes ist das Vorliegen einer Fallbasis mit hinreichend vielen Erfahrungen, die nicht sicherheitskritische Anwendung der Lösungen, die mangelnde Lösbarkeit der Problemdomäne durch herkömmliche wissensbasierte Systeme sowie ein Vorteil durch Anwendung von Erfahrung im Vergleich zur direkten Lösung des Problems. (Görz et al. 2003)

Nearest Neighbour-Methoden ermöglichen die Unterscheidung und Ähnlichkeitsbewertung komplexer Symptomatiken und sind daher ein mächtiges Werkzeug des Data Mining. Klassenergebnisse können jedoch durch nur ein fehlerhaftes Objekt massiv verfälscht werden, was insbesondere an der geringen Robustheit gegenüber statistischen Ausreißern in den Trainingsdaten liegt. (Ertel 2013)

Zudem bestehen vor allem beim fallbasierten Schließen große Schwierigkeiten in der Modellierung der Fallbasis, so dass die Anwendungsdomäne angemessen abgebildet wird, sowie bei der Messung der Ähnlichkeit und der Transformation der Lösungsansätze bei unbekanntem Objekten. (Ertel 2013)

Während der Aufwand zum Entwurf der Klassifikationen minimal ist, da bei jeder Klassifikationsanfrage die gesammelte Fallbasis durchlaufen wird, stellt dies gleichzeitig auch einen Nachteil dar: Durch die direkte Arbeit auf den Daten der Fallbasis und den damit verbundenen hohen Aufwand leidet die Effizienz des Verfahrens. (Runkler 2010) Mit Index-Strukturen oder sogenanntem orts-sensitiven Hashing kann diesem Nachteil zumindest teilweise begegnet werden (Müller und Lenz 2013).

2.3.3.3 Entscheidungsbäume

Ertel (2013) bezeichnet das Konzept der Entscheidungsbäume als gleichermaßen mächtige wie simple und effiziente Methode zum maschinellen Lernen.

Ein Entscheidungsbaum wird durch eine baumartige Verzweigungsstruktur charakterisiert. Er besteht aus Knoten, Kanten sowie Blättern, wobei Kanten Verbindungen zwischen Knoten sowie Knoten und Blättern herstellen. Kanten haben ihren Ursprung grundsätzlich an Knoten und repräsentieren die jeweils möglichen Merkmalsausprägungen. Blätter repräsentieren die Entscheidungsmöglichkeiten in Bezug auf die Zielvariable: Die Zielvariable stellt die zu treffende Entscheidung dar und ergibt dadurch auch die

Wurzel, also den Ursprung, des Entscheidungsbaumes. Abbildung 14 illustriert diesen Sachverhalt. (Ertel 2013)

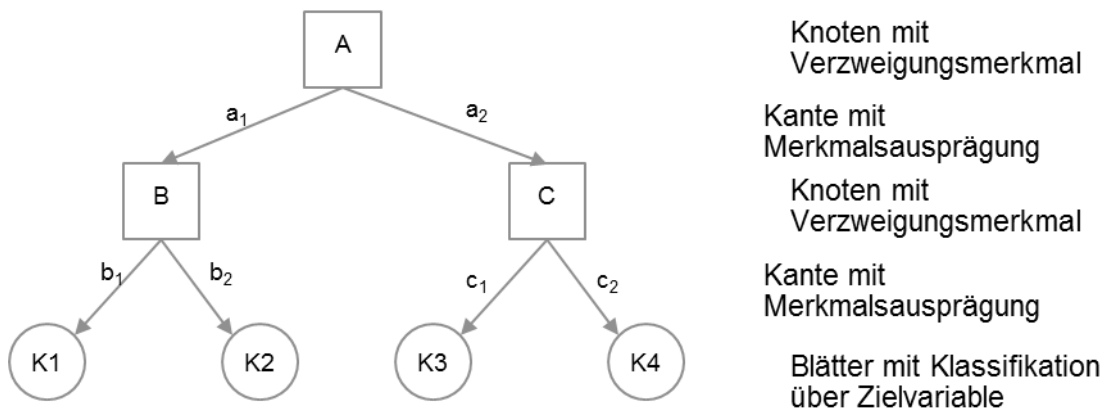


Abbildung 14: Entscheidungsbaum (eigene Darstellung)

Als Vorteilhaft erweist sich, dass nicht sämtliche Merkmale, die im Rahmen des Baumes genutzt werden, gleichzeitig abgefragt werden. Vielmehr geschieht dies sequentiell über gerichtete Pfade, so dass einige Merkmale je nach Pfad überhaupt nicht erfasst werden. Dies kann allgemein zu einer verbesserten Effizienz führen. (Runkler 2010)

Der Prozess des eigentlichen Lernens ist nach Ertel (2013) der Aufbau der Baumstruktur aus Trainingsdatendaten. Der „Schritt zur Intelligenz“ erfolgt beim Entscheidungsbaum über die Wahl der richtigen Struktur der Verzweigungen. Ziel ist eine Struktur, die bei einer Anwendung auf Testdaten eine möglichst geringe Fehlerzahl (bezogen auf die Zahl abweichender Entscheidungen im Vergleich der Testdaten und der Ergebnisse des Entscheidungsbaumes) zeigt. Da eine Verzweigung, also ein Knoten, die Datenmenge jeweils unterteilt, ist eine Verzweigung nach einem Attribut umso besser, je mehr diese Aufteilung der Daten den – nachfolgend definierten – Informationsgehalt erhöht. Hierzu wird ein rekursives Verfahren angewandt, das zur Berechnung des Informationsgewinns G einer Verzweigung den Informationsgehalt I als Basis nutzt. Die Höhe des Informationsgehalts steht in einem indirekt proportionalen Verhältnis zum Maß der Unsicherheit einer Entscheidung, der Entropie H . Diese wird aus der Wahrscheinlichkeitsverteilung der möglichen n Entscheidungsausprägungen abgeleitet. Definiert ist die Entropie H wie folgt:

$$H(p) = H(p_1, \dots, p_n) := - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i$$

Erweitert man den Entropiebegriff auf Datenmengen, was auf Basis zu Grunde liegender Wahrscheinlichkeitsverteilungen zulässig ist, gilt:

$$H(D) = H(p)$$

Der Informationsgehalt I einer Datenmenge D ergibt sich dann wie folgt:

$$I(D) := 1 - H(D)$$

Der Informationsgewinn G durch die Verzweigung nach einem Attribut A ergibt sich durch die Differenz aus dem mittleren Informationsgehalt der durch das Attribut A aufgeteilten Datenmenge D und dem Informationsgehalt I :

$$G(D, A) = \sum_{i=1}^n \frac{|D_i|}{|D|} I(D_i) - I(D)$$

Wie in der bereits in der prinzipiellen Vorgehensweise beschrieben, erfolgt eine Verzweigung nach dem Attribut, das den höchsten Informationsgewinn G generiert. Darauf aufbauend wird die restliche Datenmenge äquivalent weiter verzweigt, bis keine weiteren Verzweigungen auf der Restdatenmenge mehr möglich sind. (Ertel 2013)

Meistens gestaltet es sich als nicht sinnvoll, Trainingsdaten soweit zu Verzweigen, bis keine weiteren Verzweigungen mehr möglich sind: Dies würde zu einer genauen Abbildung der Trainingsdaten führen, hinderte den Entscheidungsbaum jedoch, generalisierend neue Entscheidungen zu treffen. Solche Bäume werden als überangepasst bezeichnet. Man kann beobachten, dass Fehlerraten auf Testdaten mit steigender Knotenzahl zunächst sinken, ab einem Minimum dann aber wieder ansteigen. Im Rahmen des Prunings wird versucht, die Komplexität des Baumes zu reduzieren, indem beliebige Knoten abgetrennt werden, „[...] bis ein aus dem Fehler auf den Trainingsdaten geschätzter Fehler auf den Testdaten wieder zunimmt.“ (Ertel 2013)

Besonders vorteilhaft erweist sich, dass das generierte Wissen explizit durch die Struktur des Entscheidungsbaums dargestellt wird, und nicht implizit in einer Black-Box enthalten ist. Das so dargestellte Wissen kann leicht nachvollzogen und verifiziert werden. (Ertel 2013)

So repräsentiert jeder zulässige Pfad auf dem Entscheidungsbaum eine Klassifikationsregel. Ferner liefert die Distanz zum Wurzelknoten Informationen zur Relevanz des

entsprechenden Verzweigungsmerkmals: Mit steigender Relevanz für die Klassifikation wird die Distanz zum Wurzelknoten sinken. (Müller und Lenz 2013)

Die Strukturinformationen können zudem auch zur Merkmalsselektion genutzt werden. Weiterhin erweisen sich Entscheidungsbäume als besonders effizient, wenn bei einer hohen Zahl an Merkmalen nur wenige wirklich zur Verzweigung genutzt werden. (Runkler 2010)

2.3.4 Bewertung des Einsatzes maschineller Lernverfahren

Einsatzmöglichkeiten und Erfolg maschineller Lernverfahren sind aufgrund ihrer spezifischen Mechanismen domänenspezifische Grenzen gesetzt: Nur, wenn maschinelle Lernverfahren auf geeigneten Daten und Modellen arbeiten, können sie funktionieren und entsprechend zuverlässige Ergebnisse liefern. Hinsichtlich der Auswahl geeigneter maschineller Lernverfahren existieren zwei Modelle: Ein Modell sieht Eingabedaten und beabsichtigte Form des Lernergebnisses als gegeben an, so dass die Eigenschaften des maschinellen Lernverfahrens auf den vorgegeben Randbedingungen zu operieren dessen Einsetzeignung determinieren. Ein anderes Modell sieht das maschinelle Lernverfahren und die Form des Lernergebnisses als gegeben an, so dass die Eingabedaten ggf. entsprechend aufbereitet, also transformiert werden müssen. Betont werden muss also die Bedeutung der Eingabedaten werden, die allein schon durch ihre kardinale, ordinale oder nominale Gestalt die Wahl eines maschinellen Lernverfahrens zumindest teilweise determinieren. Unabhängig von der gewählten Methode existiert jedoch keine vollständige Vorgehensweise zur automatisierten Auswahl eines maschinellen Lernverfahrens für eine gegebene Ausgangslage. Die konkrete Auswahl muss fallspezifisch unter Betrachtung der jeweiligen Eigenschaften des maschinellen Lernverfahrens erfolgen. (Hoppe 1996)

3 Einsatz maschineller Lernverfahren im Decision Support von Supply Chains

Das Kapitel 3 evaluiert die Möglichkeiten eines Einsatzes von Decision Support Systemen, deren Routinen auf maschinellen Lernverfahren basieren, im Supply Chain Management. Auf Basis der gezeigten grundlegenden Strukturen von Supply Chains wird eine Entscheidungssystematik erarbeitet, die eine generische Vorgehensweise zur Bewertung einer möglichen Entscheidungsunterstützung darstellt. Das Vorgehensmodell wird dann exemplarisch auf die vorgestellten generischen Beschreibungsmethoden angewandt. Ferner werden Ansätze vorgestellt, wie die Veränderung der Entscheidungsqualität durch den Einsatz von Decision Support Systemen gemessen werden kann.

3.1 Entwicklung einer Systematik zur Beurteilung

Ziel ist die Entwicklung einer Systematik zur Beurteilung von Entscheidungsmomenten hinsichtlich eines möglichen Einsatzes von maschinellen Lernverfahren zum Decision Support. Die Systematik baut dabei auf der Struktur von Entscheidungsprozessen auf, wie sie in Kapitel 2.2.7 beschrieben wurde.

Zur generischen Beschreibung von Supply Chains wurde in Kapitel 2.1.1 die SCOR-Systematik eingeführt: Durch die generischen Hauptprozesse können nahezu sämtliche Aktivitäten, die im Rahmen der Leistungserbringung einer Supply Chain ausgeführt werden, abgebildet und kategorisiert werden. Im Rahmen der Darstellung der SCOR-Systematik wurde auch dargestellt, dass für eine tiefere und detaillierte Beschreibung einer Supply Chain, also einer höheren Detaillierungsebene, keine Standardkomponenten mehr vorgegeben sein können. Durch die Spezifität von Supply Chains kann auf dieser Detaillierungsebene kein generisches Modell existieren.

Der Versuch, betriebliche Entscheidungen vollumfassend zu katalogisieren und hinsichtlich ihrer Eignung, durch einen Decision Support unterstützt zu werden, zu charakterisieren, ist aus denselben Gründen nicht möglich und praktisch nicht durchführbar: Komplexität und Varianz von Supply Chains und den entsprechenden Entscheidungsszenarien sind zu groß, als dass sie einzeln erfasst und allgemeingültig betrachtet werden könnten. Eine solche Erfassung und Betrachtung stellte ferner schließlich nur einen Status Quo der Entscheidungsszenarien dar und zeigte sich damit unflexibel auf Änderungen des Entscheidungsumfeldes.

Stattdessen wird im Folgenden eine allgemeine Systematik wie illustriert vorgestellt, die ein vollständiges und generisches Vorgehensmodell zur Beurteilung von betrieblichen Prozessen hinsichtlich Ihrer Eignung für einen Decision Support abbildet. Unabhängig von konkreten betrieblichen Ausprägungen wird ein Vorgehen vorgestellt, mit dem von Geschäftsprozessen auf die mögliche Entscheidungsunterstützung durch maschinelle Lernverfahren geschlossen werden kann. Durch die Nutzung des in der Unternehmenspraxis weit verbreiteten, SCOR-Modells als Referenzmodell für betriebliche Prozesse in Supply Chains wird ein Transfer auf konkrete betriebliche Situationen vereinfacht.

Das Vorgehensmodell gliedert sich dabei wie in Abbildung 15 beschrieben.

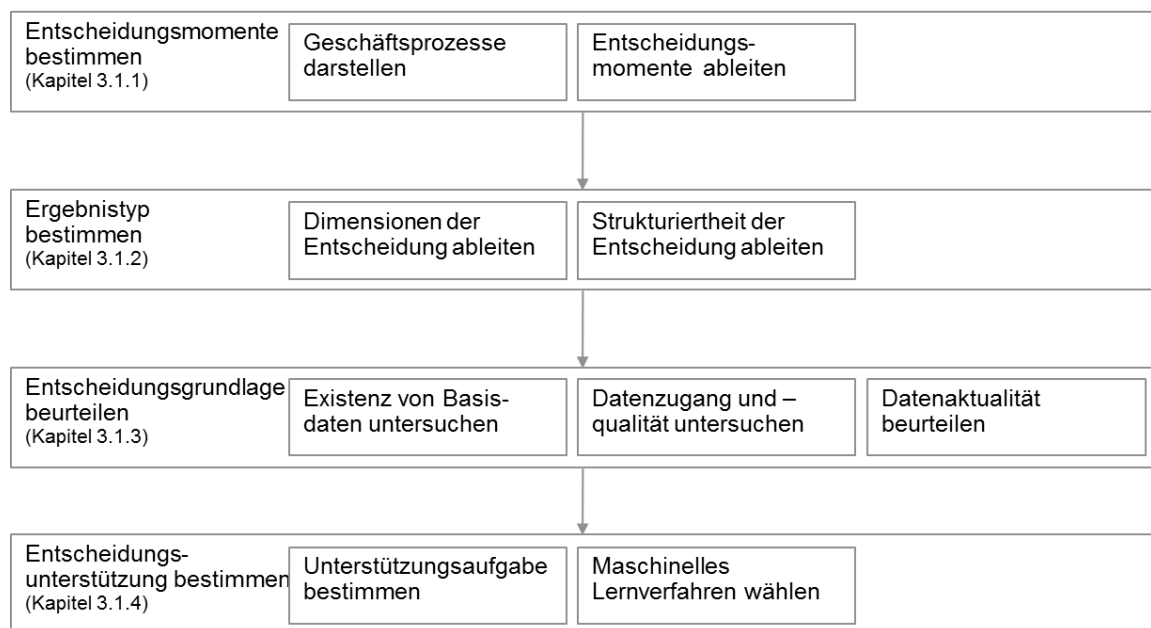


Abbildung 15: Vorgehensmodell zum DS in SC

3.1.1 Bestimmung der Entscheidungsmomente

Decision Support Systeme unterstützen das Treffen von Entscheidungen und setzen daher im Prozess der Entscheidungsfindung, der in Kapitel 2.2.7 beschrieben wurde, an. Nicht immer sind konkrete Entscheidungsszenarien im betrieblichen Ablauf erkennbar, da sie bspw. unbewusst entschieden werden. Daher muss zunächst eine systematisierte Erfassung der Entscheidungsszenarien erfolgen. In Kapitel 2.2.6 wurde auf den Zusammenhang zwischen Entscheidungs- und Geschäftsprozessen hingewiesen: Geschäftsprozesse werden stets durch einen Trigger ausgelöst, also einen Auslöseimpuls, der im Kontext dieser Arbeit durch einen Entscheidungsprozess repräsentiert werden soll. Demzufolge kann für diese Arbeit von der Existenz eines Geschäftsprozesses auf die Existenz eines Entscheidungsszenarios geschlossen werden. Nicht ausgeschlossen werden können jedoch die Möglichkeiten, dass durch dieses Vorgehen nicht durch Geschäftsprozesse fixierte Entscheidungen übersehen und innerhalb von Geschäftsprozessen

sen lokalisierte Entscheidungsszenarien vernachlässigt werden. Daher hängt der Grad der Vollständigkeit der erfassten Entscheidungsszenarien von der Detaillierung und Vollständigkeit der dargestellten Geschäftsprozesslandschaft ab. Ggf. dient das vorgeschlagene Vorgehen nur für aggregierte Entscheidungsszenarien oder als Anhaltspunkt für ein detailliertes und weiteres Vorgehen. Aufgrund des weitaus größeren Verbreitungsgrades von Prozessdokumentationen im Vergleich zu Entscheidungsdokumentationen stellt die vorgestellte Systematik dennoch einen wertvollen Ansatz zur Erfassung von Entscheidungen dar.

Um Entscheidungen im Rahmen eines Decision Support behandeln oder zunächst untersuchen zu können, ist nach der reinen Erfassung eine strukturierte Beschreibung des Entscheidungsszenarios notwendig. Hierzu dienen Modellierungssystematiken, die speziell für die Abbildung von Entscheidungen entwickelt wurden und in Kapitel 2.2.8 vorgestellt wurden. Explizit werden in diesem Rahmen Entscheidungsinput und -output definiert, also Umfang und Inhalt des Entscheidungsszenarios.

3.1.2 Bestimmung der Ergebnistypen

Wie in Kapitel 2.2.5 dargestellt wurde, ist der Einsatz von Decision Support Systemen nicht für beliebige Entscheidungstypen möglich, sondern auf bestimmte Entscheidungstypen begrenzt. Decision Support Systeme eignen sich dabei insbesondere für semistrukturierte Entscheidungen, während sich durch den Einsatz maschineller Lernverfahren, die samt deren Voraussetzungen und Grenzen in Kapitel 2.3 vorgestellt wurden, weitere Restriktionen ableiten lassen. Die Anwendung der sich ergebenden Voraussetzungen und Restriktionen auf Entscheidungsvorgänge, die basierend auf den in Kapitel 2.2.6 vorgestellten Theorien von Simon, Delbecq, Mintzberg und Thompson beschrieben werden, werden im Folgenden zusammengefasst.

Basierend auf den Modellen aus Kapitel 2.2.6 können Entscheidungen hinsichtlich folgender Dimensionen beschrieben und kategorisiert werden, wobei sich daraus die Strukturiertheit einer Entscheidungssituation ergibt: (1) Programmierbarkeit, (2) Volatilität des Entscheidungsumfeldes, (3) Periodizität, (4) Kreativität und Routine und (5) Verhandelbarkeit. Abbildung 16 zeigt die möglichen Merkmalsausprägungen der fünf Dimensionen und den Korridor für semistrukturierte Entscheidungen. Dieser definiert, wie in Kapitel 2.2.6

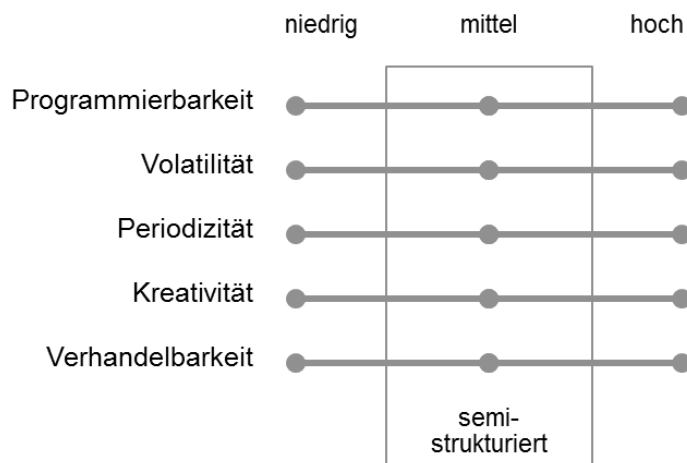


Abbildung 16: Entscheidungsdimensionen

Die *Programmierbarkeit* stellt ein Maß für die maschinelle Beschreibbarkeit und Verarbeitbarkeit von Sachverhalten dar. Damit einhergehend ist auch die Möglichkeit einer exakten mathematischen Beschreibung und Lösung. Eine gute Programmierbarkeit und exakte Lösbarkeit durch mathematische Verfahren deutet darauf hin, dass der Einsatz von Decision Support Systemen hier nicht sinnvoll ist, da die direkte Lösbarkeit eine höhere Effektivität und Effizienz aufweist. Andererseits muss die Möglichkeit einer grundlegenden Programmierbarkeit gegeben sein, um den realen Sachverhalt durch EDV zu erfassen.

Entscheidungen werden immer in einem Entscheidungsumfeld getroffen, das Faktoren enthält, die Einfluss auf das Treffen der Entscheidung ausüben. Während die Ausprägungen der Einflussfaktoren naturgemäß variieren (ansonsten müsste die Entscheidung nur ein einziges Mal getroffen werden), wird das Variieren der Intervalle, in denen sich die Ausprägungen bewegen, sowie der Auswahl der Faktoren an sich, als *Volatilität des Entscheidungsumfelds* bezeichnet. Eine hohe Volatilität behindert dabei den Einsatz von Decision Support Systemen, da derartige Systeme, wie in Kapitel 2.2.5 dargelegt, innerhalb definierter Domänen agieren und auf ein verändertes Umfeld nur eingeschränkt reagieren können. Zusätzlich eingeschränkt wird dies durch die Restriktionen der maschinellen Lernverfahren, wie sie in Kapitel 2.3.3 vorgestellt wurden.

Die *Periodizität* beschreibt, wie häufig im betrachteten Szenario Entscheidungen getroffen werden müssen. Ob Entscheidungen selten oder regelmäßig bis häufig getroffen werden, beeinflusst die Menge an Daten, die bisher generiert wurden und zukünftig generiert werden. Da diese Daten den Basisdaten und Trainingsdaten entsprechen, auf deren Bedeutung in Kapitel 2.3.2 eingegangen wurde, muss auf einen angemessenen Datenbestand geachtet werden. Ansonsten ist die Implementierung, bzw. das fortschrei-

tende Verbessern der maschinellen Lernverfahren eingeschränkt bis unmöglich. Eine obere Grenze hinsichtlich der Datenmenge und Periodizität besteht hingegen nicht.

Entscheidungen können nicht immer nach vorgegeben Schemata getroffen werden, teilweise sind hierzu vollkommen neue und unbekannte Ansätze nötig. Als Maß dient der Grad an *Kreativität und Routine*, der zum Treffen einer Entscheidung notwendig ist. Werkzeuge des Decision Support sind dabei, wie in Kapitel 2.2.5 dargelegt, wenig für Entscheidungsaufgaben geeignet, die ein hohes Maß an Kreativität erfordern. Üblich operieren derartige Systeme in begrenzten Domänen und erreichen darin ihre höchstmögliche Effizienz. Für einen Einsatz von entscheidungsunterstützenden Systemen ist somit ein möglichst geringes Maß an Kreativität, und daher im Gegensatz ein hohes Maß an Routine, anzustreben.

Im Rahmen des Treffens von Entscheidungen zeigen sich oftmals Konflikte, entweder hinsichtlich des Zustands des Ziel oder der Vorgehensweise zur Erreichung des Ziels. Können diese Zielkonflikte nur durch Verhandlungen gelöst werden, ist also ein hohes Maß an *Verhandelbarkeit* festzustellen, eignen sich diese Entscheidungen nicht zur Entscheidungsunterstützung. Decision Support Systeme können nur Entscheidungen unterstützen, die unabhängig von Verhandlungen getroffen werden können; Allenfalls kann den Systemen die Fähigkeit zugesprochen werden, Entscheider durch die Bewertung von Alternativen zu unterstützen.

3.1.3 Beurteilung der Entscheidungsgrundlage

Wie in Kapitel 2.2.5 dargestellt, operieren Decision Support Systeme stets auf vorgegebenen Daten und Modellen, sogenannten Basisdaten und Basismodellen. Diese Daten und Modelle ermöglichen überhaupt erst das Treffen bzw. Unterstützen von Entscheidungen. Im Rahmen des Vorgehensmodells ist folglich zu prüfen, ob die entsprechenden Daten und Modelle als Ressourcen vorhanden sind und ob diese genutzt werden können.

Basisdaten entsprechen betrieblichen (Vergangenheits-)Daten, die im direkten Kontext von Entscheidung anfallen. Sie bilden u.a. das Umfeld bereits getroffener Entscheidungsprozesse ab und stellen daher einen maßgeblichen Teil der betrieblichen Datenhaltung dar. Zunächst ist jedoch individuell zu betrachten, ob entsprechende Daten im Rahmen einer individuellen Entscheidungssituation überhaupt informationstechnisch erfasst und im Sinne einer elektronischen Weiterverarbeitung verfügbar sind. Erfolgt keine EDV-gestützte Verarbeitung von Entscheidungsdaten, sind diese Daten im Rah-

men eines Decision Support nicht nutzbar und die Entscheidung so nicht maschinell unterstützbar.

Elektronisch verarbeitete Daten werden, wie in Kapitel 2.2.2 vorgestellt, in operative und dispositive Daten unterteilt, wobei dispositive Daten bereits weiterverarbeiteten operativen Daten entsprechen und meist verdichtet und transformiert wurden sowie nicht-volatil sind. Die Volatilität operativer Daten, also die regelmäßige Überschreibung alter Daten mit aktuellen Versionen, macht deren Nutzung als Basisdaten unmöglich. Folglich muss als Anforderung die Existenz eines dispositiven Datenbestandes formuliert werden.

Die angesprochene Verarbeitung der Daten im Rahmen der Überführung operativer in dispositive Datenbestände stellt je nach Weiternutzung der Daten einen Vorteil dar: Daten werden aggregiert und sind so besser in weiteren Systemen bearbeitbar und einfacher interpretierbar. Für die Nutzung als Basisdaten eines Decision Support kann die erfolgte Verarbeitung der operativen Daten unter Umständen abträglich sein, da ggf. im weiteren Verlauf anzuwendende Lernverfahren aggregierte Attribute als Trainingsdaten benötigen. Während die Auswahl der notwendigen Attribute der Trainingsdaten zwischen unterschiedlichen maschinellen Lernverfahren differieren kann, ist die Bedeutung der Qualität der Trainingsdaten für die Effektivität des maschinellen Lernverfahrens immer als außerordentlich hoch einzustufen (vgl. hierzu Kapitel 2.3.2).

Von weiterer Relevanz im Rahmen der Überführung operativer in dispositive Datenbestände ist die Aktualität der dispositiven Daten: Während dies bei Systemen, die die Daten in Echtzeit transformieren, nicht relevant ist, wird bei Systemen mit batchorientierter Transformation die Aktualität des dispositiven Datenbestandes durch Häufigkeit und Zeitpunkt der Batchverarbeitung bestimmt (vgl. 2.2.2). Folglich ist bei zeitkritischen Entscheidungen zu prüfen, ob die verwendeten dispositiven Datenbestände für einen Decision Support aktuell genug sind.

3.1.4 Bestimmung der Entscheidungsunterstützung

Maschinelle Lernverfahren können, wie in Kapitel 2.3.3 beschrieben, unterschiedliche Aufgaben erfüllen. Als relevant im Rahmen dieser Arbeit wurden die Aufgabendomänen Klassifizierung und Optimierung erachtet.

Vor einer Betrachtung, welche Aufgabendomäne zutreffend ist, ergeben sich bereits durch die Sichtung der Datengrundlage Anhaltspunkte auf das weitere Vorgehen:

Maschinelle Lernverfahren generieren das in der Instanz eines Verfahrens enthaltene Wissen aus der Verarbeitung von Trainingsdaten, die, neben zahlreichen Eingabeattri-

buten, auch die Ausprägung des Ergebnismerkmals für jeden Datensatz enthalten. Die Ergebnisausprägung in vergangenheitsbasierten Datensätzen muss dabei nicht immer einen erstrebenswerten Zustand darstellen, sondern kann auch lediglich ein tatsächliches Ergebnis darstellen.

Optimierende maschinelle Lernverfahren erwarten als Ergebnis lediglich ein bewertetes Resultat. Im Rahmen der Konfiguration und Ausgestaltung des entsprechenden Verfahrens werden Zielvorstellungen definiert, etwa Minimierungs- oder Maximierungsaufgaben, die verfahrensimmanent gelöst werden.

Klassifizierende maschinelle Lernverfahren benötigen neben Eingabedaten auch einen bewerteten Zielwert als Ergebnis. Dieser entspricht also etwa einer richtige Zuordnung, bzw. Klassifikation. Auf Basis der Trainingsdaten werden Algorithmen etabliert, so dass die Verfahren unbekannte Datensätze nach den erlernten Mustern beurteilen können. Die Eingabe von Datensätzen mit falschen oder nicht gewünschten Ergebnisausprägungen würde dazu führen, dass auch die Aussagen dieser falschen Trainingsdatensätze zur Bildung dann evtl. falscher Routinen beitragen. Zusätzlich ist der Einsatz maschineller Lernverfahren zur Klassifizierung möglich, wenn direkte Regelwerke bekannt sind und verwendet werden können.

Für Anwendungen in der Optimierung eignen sich die in Kapitel 2.3.3.1 vorgestellten Neuronalen Netze, während für Anwendungen in der Klassifizierung die in Kapitel 2.3.3.2 vorgestellten Nearest Neighbour-Methoden und die in Kapitel 2.3.3.3 vorgestellten Entscheidungsbäume geeignet sind.

3.2 Anwendung der Systematik

In Kapitel 3.1 wurde eine allgemeine Systematik entwickelt, wie aufbauend auf betrieblichen Prozessabläufen Aussagen über den Einsatz von Decision Support Systemen getroffen werden können. Die erörterte Systematik wird nachfolgend auf generische Beschreibungsmodelle von Supply Chains angewendet, die in Kapitel 2.1.1 vorgestellt wurden. Die SCOR-Systematik und das Supply Chain Aufgabenmodell werden dabei aufgrund der bereits erwähnten Ähnlichkeiten nicht separat, sondern integriert behandelt. Die nachfolgende Anwendung der Systematik erhebt keinen Anspruch auf Vollständigkeit. Sie zeigt vielmehr den beispielhaften Einsatz der genannten Systematik an einer rudimentären und generischen Supply Chain. Eine detaillierte und vollständige Anwendung ist, wie auch schon im Rahmen des SCOR-Modells dargelegt, aufgrund des hohen Detailgrads der zu verwendenden Geschäftsprozesse im Rahmen dieser Arbeit nicht möglich.

3.2.1 Bestimmung der Entscheidungsmomente

Das in Kapitel 2.1.2 dargestellte Supply Chain Aufgabenmodell teilt die Aktivitäten im Rahmen des Supply Chain Managements in 3 hierarchische Ebenen auf: Strategische, taktische und operative Aufgaben. Die operativen Aufgaben entsprechen dabei der Ausführung von Aktivitäten, die im Rahmen der hierarchisch übergeordneten Ebenen geplant und bestimmt wurden. Dementsprechend finden sich auf der operativen Ebene im Supply Chain Aufgabenmodell keine Entscheidungsszenarien, was eine Bestimmung von Entscheidungsmomenten erübrigt. Betrachtet werden daher im Folgenden die strategische und taktische Modellebene. Basierend auf den dargestellten Aufgaben des Supply Chain Managements in Kapitel 2.1.2 werden beispielhafte, generische Aktivitäten der zwei Ebenen aufgeführt und typische Entscheidungsmomente zugeordnet, die im Rahmen der Ausführung der Aktivitäten auftreten können.

Die strategische Ebene des Supply Chain Aufgabenmodells umfasst dabei exemplarisch die in Tabelle 2 dargestellten Aktivitäten und Entscheidungsszenarien.

Pos.	Aktivität und Entscheidung
1	Auswahl der Standorte von Produktions- und Lagerstätten
1.1	An welchem Standort werden Produktionsstätten errichtet?
2	Ausgestaltung und Design der Standorte
2.1	Wie werden Standorte optimal geplant?
3	Langfristige Kapazitätsplanung
3.1	Welche langfristige Kapazität ist vorzuhalten?
4	Auswahl der herzustellenden Produkte
4.1	Die Herstellung welcher Produkte lohnt sich?
5	Zuordnung der herzustellenden Produkte auf Werke
5.1	Welche Werke werden für die Produktion welcher Produkte ausgelegt?
6	Bestimmung der Distributionsstufen
6.1	Auf welche Stufigkeit wird das Netzwerk ausgelegt?
7	Auswahl der Vertriebswege
7.1	Werden Produkte direkt oder vermittelt vertrieben?

8	Bestimmung der Fertigungsstrategie
8.1	Werden die Produkte Push- oder Pull-induziert gefertigt?
9	Bestimmung des Kundenentkopplungspunktes
9.1	An welcher Stelle im Wertschöpfungsstrom wird vom Kunden ausgekoppelt?
10	Auswahl der Make-or-Buy-Strategie
10.1	Welche Teile werden eingekauft, welche werden gefertigt?
11	Auswahl des Sourcing-Konzepts
11.1	Wie wird das Sourcing welcher Teile bestimmt?

Tabelle 2: Strategische SCM-Aktivitäten und -Entscheidungen

Aufgrund der Nähe des Supply Chain Aufgabenmodells zur SCOR-Systematik, die beide in den Kapitel 2.1.2 und 2.1.1 beschrieben wurden, können die Aktivitäten innerhalb der taktischen Aufgabenebene prozessorientiert in Anlehnung an das SCOR-Modell beschrieben werden. Die Hauptprozesse umfassen dabei die Beschaffung (Source), Herstellung (Make), Lieferung (Deliver), Rücklieferung (Return) und Planung (Plan). Die Hauptprozesse werden darauf aufbauend weiter differenziert, bevor exemplarisch typische und korrespondierende Entscheidungsmomente zugeordnet werden. Die Ergebnisse werden in Tabelle 3 dargestellt.

Pos.	Aktivität	Entscheidungsmoment	Erläuterung
Beschaffung			
B.1	Bestellung für Bedarf absetzen	Bei welchem Lieferanten soll Ware bestellt werden?	Beinhaltet die Entscheidungen, welcher Lieferant einen an Art, Umfang und Qualität definierten Warenbedarf am optimalsten decken kann.
B.2	Wareneingang überprüfen – Qualitätskontrolle	Wie muss die Lieferqualität geprüft werden?	Umfasst die Wahl von Qualitätsprüfungsmethoden, bspw. vollständige oder stichprobenartig, bei Eingang gegebener Waren von einem Lieferanten
B.3	Zahlungsanweisung bearbeiten	Welche Konditionen werden angewendet?	Beinhaltet die Entscheidung, welche Konditionen, bspw. Skonto, bei Ausgleich einer Rechnung angewendet werden
Herstellung			
H.1a	Produktionsauftrag ausführen	Auf welchen Maschinen ist Produktionsauftrag in welchem Zeitraum zu erfüllen?	Umfasst die Erstellung eines Arbeitsplanes für die Produktion bei gegebenen Auftragsmengen und Kapazitäten
H.1b		Wie wird auf Störungen in der Produktion reagiert?	Beinhaltet, wie auf Störungen während der Herstellung reagiert wird.
H.2	Produkt prüfen	Wie muss das Produkt geprüft werden?	Beinhaltet die Fragestellung, wie intensiv die Qualität eines Wareneingangs geprüft werden muss, bspw. vollständig oder stichprobenhaft
H.3	Entsorgung von Rest-	Wie muss mit Reststoffen	Beinhaltet die Entscheidung, wie Reststoffe zu behandeln und ent-

	stoffen veranlassen	verfahren werden?	sorgen, bspw. hinsichtlich Verwertung und Gefährlichkeit.
Lieferung			
L.1	Bestellung kommissionieren	Welche Verpackung soll gewählt werden?	Umfasst die Entscheidung, welche Verpackungsmittel für den Versand gegebener Produkte einzusetzen sind.
L.2	Bestellungsversand vorbereiten	Welches Transportmittel soll gewählt werden?	Beinhaltet die Entscheidung, welches Transportmittel für eine Lieferung mit gegebenen Rahmenbedingungen optimal ist.
L.3	Bestellung transportieren	Wie wird auf Störungen beim Transport reagiert?	Beinhaltet, wie auf Störungen während des Transports reagiert wird.
Rücklieferung			
R.1	Anfrage für Rücklieferung erfassen	Wie soll der Kunde behandelt werden?	Beinhaltet die Bewertung eines Kunden, der eine Anfrage stellt, bspw. hinsichtlich des zugesicherten Serviceumfangs/-grades.
R.2	Rücklieferung planen	Welche Dringlichkeit ist der Rücklieferung zuzuschreiben?	Umfasst die Entscheidung über das weitere Vorgehen im Rahmen einer Reklamation, bspw. hinsichtlich möglicher Auswirkungen und reaktiver Maßnahmen
R.3	Produkt prüfen	Worauf lässt sich der Defekt zurückführen?	Beinhaltet die Entscheidung, auf welche Ursache eine Fehlfunktion zurückzuführen ist.
Planung			
P.1	Absatzplanung	Wie hoch werden künftige Kundenbedarfe sein?	Umfasst die Prognose zukünftiger Absatzmengen auf Basis von Vergangenheitsdaten

P.2	Netzwerkplanung	Welches Produktionsprogramm wird produziert?	Beinhaltet die Entscheidung, welche Produkte bei gegebener Nachfrage und Kapazität produziert werden sollen.
-----	-----------------	--	--

Tabelle 3: Taktische SCM-Aktivitäten und -Entscheidungen

3.2.2 Bestimmung der Ergebnistypen

Das Supply Chain Aufgabenmodell teilt die Aktivitäten im Rahmen des Supply Chain Managements in 3 hierarchische Ebenen auf: Strategische, taktische und operative Aufgaben. Dabei finden strategische Aufgaben nicht zyklisch, sondern nur unregelmäßig mit wenig bis keinen Wiederholungen mit langfristigen Ergebnishorizonten statt, demzufolge können Aufgaben und Entscheidungsszenarien dieser Ebene teilweise vernachlässigt werden. Einige Entscheidungsszenarien werden zwar zeitlich nicht häufig durchlaufen, aufgrund anderer Umstände jedoch trotzdem häufig wiederholt. Die Periodizität ist in solchen Fällen trotzdem gegeben.

Die Aufgaben der taktischen Ebene des Supply Chain Aufgabenmodells werden hingegen jeweils einzeln in Tabelle 4 bewertet.

Pos.	Aktivität	Entscheidungsmoment	Erklärung	Ergebnis
Beschaffung				
B.1	Bestellung für Bedarf absetzen	Bei welchem Lieferanten soll Ware bestellt werden?	Beinhaltet die Entscheidungen, welcher Lieferant einen an Art, Umfang und Qualität definierten Warenbedarf am optimalsten decken kann.	Programmierbarkeit: niedrig Umfeldvolatilität: mittel Periodizität: hoch Kreativität: niedrig Verhandelbarkeit: niedrig
B.2	Wareneingang überprüfen – Qualitätskontrolle	Wie muss die Lieferqualität geprüft werden?	Umfasst die Wahl von Qualitätsprüfungsmethoden, bspw. vollständige oder stichprobenartig, bei Eingang gegebener Waren von einem Lieferanten	Programmierbarkeit: niedrig Umfeldvolatilität: niedrig Periodizität: hoch Kreativität: mittel Verhandelbarkeit niedrig:
B.3	Zahlungsanweisung bearbeiten	Welche Konditionen werden angewendet?	Beinhaltet die Entscheidung, welche Konditionen, bspw. Skonto, bei Ausgleich einer Rechnung angewendet werden	Programmierbarkeit: hoch Umfeldvolatilität: niedrig Periodizität: hoch Kreativität: niedrig Verhandelbarkeit: niedrig
Herstellung				
H.1a	Produktionsauftrag ausführen	Auf welchen Maschinen ist Produktionsauftrag in welchem Zeitraum zu erfüllen?	Umfasst die Erstellung eines Arbeitsplanes für die Produktion bei gegebenen Auftrags-	Programmierbarkeit: hoch Umfeldvolatilität: niedrig Periodizität: hoch

			mengen und Kapazitäten	Kreativität: mittel Verhandelbarkeit: niedrig
H.1b		Wie wird auf Störungen in der Produktion reagiert?	Beinhaltet, wie auf Störungen während der Herstellung reagiert wird.	Programmierbarkeit: niedrig Umfeldvolatilität: hoch Periodizität: mittel Kreativität: mittel Verhandelbarkeit: mittel
H.2	Produkt prüfen	Wie muss das Produkt geprüft werden?	Beinhaltet die Fragestellung, wie intensiv die Qualität eines Wareneingangs geprüft werden muss, bspw. vollständig oder stichprobenhaft	Programmierbarkeit: niedrig Umfeldvolatilität: niedrig Periodizität: hoch Kreativität: mittel Verhandelbarkeit niedrig:
H.3	Entsorgung von Reststoffen veranlassen	Wie muss mit Reststoffen verfahren werden?	Beinhaltet die Entscheidung, wie Reststoffe zu behandeln und entsorgen, bspw. hinsichtlich Verwertung und Gefährlichkeit.	Programmierbarkeit: niedrig Umfeldvolatilität: niedrig Periodizität: hoch Kreativität: niedrig Verhandelbarkeit: niedrig
Lieferung				
L.1	Bestellung kommissionieren	Welche Verpackung soll gewählt werden?	Umfasst die Entscheidung, welche Verpackungsmittel für den Versand gegebener Pro-	Programmierbarkeit: niedrig Umfeldvolatilität: niedrig Periodizität: hoch

			dukte einzusetzen sind.	Kreativität: mittel Verhandelbarkeit: niedrig
L.2	Bestellungsversand vorbereiten	Welches Transportmittel soll gewählt werden?	Beinhaltet die Entscheidung, welches Transportmittel für eine Lieferung mit gegebenen Rahmenbedingungen optimal ist.	Programmierbarkeit: mittel Umfeldvolatilität: niedrig Periodizität: hoch Kreativität: mittel Verhandelbarkeit: niedrig
L.3	Bestellung transportieren	Wie wird auf Störungen beim Transport reagiert?	Beinhaltet, wie auf Störungen während des Transports reagiert wird.	Programmierbarkeit: niedrig Umfeldvolatilität: hoch Periodizität: mittel Kreativität: mittel Verhandelbarkeit: mittel
Rücklieferung				
R.1	Anfrage für Rücklieferung erfassen	Wie soll der Kunde behandelt werden?	Beinhaltet die Bewertung eines Kunden, der eine Anfrage stellt, bspw. hinsichtlich des zugesicherten Serviceumfangs/-grades.	Programmierbarkeit: niedrig Umfeldvolatilität: mittel Periodizität: mittel Kreativität: niedrig Verhandelbarkeit: hoch
R.2	Rücklieferung planen	Welche Dringlichkeit ist der Rücklieferung zuzuschreiben?	Umfasst die Entscheidung über das weitere Vorgehen im Rahmen einer Reklamation,	Programmierbarkeit: niedrig Umfeldvolatilität: mittel Periodizität: mittel

			bspw. hinsichtlich möglicher Auswirkungen und reaktiver Maßnahmen	Kreativität: mittel Verhandelbarkeit: mittel
R.3	Produkt prüfen	Worauf lässt sich der Defekt zurückführen?	Beinhaltet die Entscheidung, auf welche Ursache eine Fehlfunktion zurückzuführen ist.	Programmierbarkeit: niedrig Umfeldvolatilität: mittel Periodizität: mittel Kreativität: hoch Verhandelbarkeit: niedrig:
Planung				
P.1	Absatzplanung	Wie hoch werden künftige Kundenbedarfe sein?	Umfasst die Prognose zukünftiger Absatzmengen auf Basis von Vergangenheitsdaten	Programmierbarkeit: hoch Umfeldvolatilität: mittel Periodizität: mittel Kreativität: niedrig Verhandelbarkeit: mittel
P.2	Netzwerkplanung	Welches Produktionsprogramm wird produziert?	Beinhaltet die Entscheidung, welcher Produkte bei gegebener Nachfrage und Kapazität produziert werden sollen.	Programmierbarkeit: hoch Umfeldvolatilität: niedrig Periodizität: niedrig Kreativität: mittel Verhandelbarkeit: hoch

Tabelle 4: Ergebnistypen taktischer SCM-Aktivitäten

3.2.3 Beurteilung der Entscheidungsgrundlage

Im Rahmen der Anforderungen an Daten für Decision Support Systeme wurde in Kapitel 2.2.2 auf die Notwendigkeit dispositiver Datenbestände hingewiesen, deren Relevanz im Rahmen der Betrachtung der Entscheidungsgrundlage maßgeblich ist.

Die betrieblichen Aktivitäten, die in den Kapiteln 3.2.1 und 3.2.2 behandelt worden sind, wurden aus dem Supply Chain Management Aufgabenmodell sowie der SCOR-Systematik, die beide in den Kapiteln 2.1.1 und 2.1.2 vorgestellt wurden, abgeleitet. Es wird unterstellt, dass der hier abgebildete Teil einer generischen Supply Chain über entsprechende IT-Werkzeuge verfügt und durch diese unterstützt wird. Wie in Kapitel 2.2.1 dargestellt, entspricht dies der gegenwärtigen betrieblichen Realität. Es wird daher weiter unterstellt, dass die relevanten Datengrundlagen bereits im Rahmen der betrieblichen Datenverarbeitung und -haltung vorhanden sind. Insbesondere allgemeinen IT-Werkzeugen, wie ERP- und OR-Systemen, sowie Supply Chain Management-Werkzeugen, wie PPS-, APS- und SCQM-Systeme, beide Werkzeuge vorgestellt in Kapitel 2.1.4, wird der Besitz entsprechend aufbereiteter und verfügbarer Datenbestände unterstellt.

Eine gesonderte Betrachtung und Beurteilung der Existenz und Verwendbarkeit von Daten als Entscheidungsgrundlage findet daher nicht statt.

3.2.4 Bestimmung der Entscheidungsunterstützung

Aufbauend auf den Erkenntnissen aus Tabelle 4 werden für ausgewählte Aktivitäten des taktischen Supply Chain Managements mögliche Einsatzarten maschineller Lernverfahren im Rahmen eines Decision Supports exemplarisch dargestellt. Die Ergebnisse werden in Tabelle 5 dargestellt.

Pos.	Aktivität	Entscheidungsmoment	Werkzeug
Beschaffung			
B.1	Bestellung für Bedarf absetzen	Bei welchem Lieferanten soll Ware bestellt werden?	Entscheidungsbaum Werkzeug klassifiziert über Regelmenge, die aus Vergangenheitsdaten erzeugt oder manuell definiert wurde, Lieferanten und deren Eignung, definierte Ansprüche und Rahmenbedingungen zu erfüllen.
B.2	Wareneingang überprüfen – Qualitätskontrolle	Wie muss die Lieferqualität geprüft werden?	Entscheidungsbaum Werkzeug klassifiziert über Regelmenge, die aus Dokumentation der Produktzuverlässigkeit in der Vergangenheit sowie manuellen Anforderungen an Produktqualität erzeugt wurden, Art der notwendigen Warenprüfung.
Herstellung			
H.1b	Produktionsauftrag ausführen	Wie wird auf Störungen in der Produktion reagiert?	Nearest Neighbour Werkzeug findet über Fallbasis ähnlichen bekannten und gelösten Störfall und überträgt Lösungsansatz.
H.2	Produkt prüfen	Wie muss das Produkt geprüft werden?	Entscheidungsbaum Werkzeug klassifiziert über Regelmenge, die aus Dokumentation

			und Anforderungskatalogen erzeugt wurde, Art der notwendigen Prüfung.	
H.3	Entsorgung von Reststoffen veranlassen	Wie muss mit Reststoffen verfahren werden?	Entscheidungsbaum Werkzeug klassifiziert über Regelmenge, die aus Dokumentation, Anforderungskatalogen und anderweitigen Bestimmungen erzeugt wurde, Art des Umgangs mit Reststoffen, bspw. Sonderentsorgungen bei Gefahrenstoffen.	
Lieferung				
L.1	Bestellung kommissionieren	Welche Verpackung soll gewählt werden?	Entscheidungsbaum Werkzeug klassifiziert über Regelmenge, die aus Dokumentation und Anforderungskatalogen erzeugt wurde, Art der angemessenen Verpackung	
L.2	Bestellungsversand vorbereiten	Welches Transportmittel soll gewählt werden?	Neuronales Netz Werkzeug klassifiziert über optimale Transporte aus der Vergangenheit optimalen Transport, indem auf Randbedingungen optimal reagiert wird.	
L.3	Bestellung transportieren	Wie wird auf Störungen beim Transport reagiert?	Nearest Neighbour Werkzeug findet über Fallbasis ähnlichen bekannten und gelösten Störfall und überträgt Lösungsansatz.	
Rücklieferung				

R.2	Rücklieferung planen	Welche Dringlichkeit ist der Rücklieferung zuzuschreiben?	Entscheidungsbaum Werkzeug klassifiziert über von Experten manuell erzeugtes Regelwerk Dringlichkeit und damit Vorgehensweise bei Reklamationen.	
R.3	Produkt prüfen	Worauf lässt sich der Defekt zurückführen?	Nearest Neighbour Werkzeug findet über Fallbasis ähnlichen bekannten und gelösten Defekt und überträgt Lösungsansatz.	

Tabelle 5: Entscheidungsunterstützung für taktische SCM-Aktivitäten

3.3 Organisatorische Einordnung von Decision Support Systemen im Kontext des Supply Chain Management

Im Rahmen des Kapitel 2.1.3 wurden die Entwicklungsstufen von Supply Chains und den verbundenen Steuerungsinstanzen beschrieben. Daraus wurde deutlich, dass im Kontext des Supply Chain Managements Methoden des maschinellen Lernen kaum, und des Decision Support nur begrenzt Anwendung finden. Folglich mangelt es an einer organisatorischen Einordnung.

Im Rahmen des Kapitels 3.2 erfolgte die exemplarische Anwendung der Systematik zur Beurteilung der Einsatzfähigkeit eines Decision Support in Supply Chains, die in Kapitel 3.1 erarbeitet wurde, auf das Supply Chain Management Aufgabenmodell sowie den SCOR-Ansatz. Da die exemplarische Anwendung auf generisch ausgelegte Beschreibungsmodelle des Aufbaus von Supply Chains erfolgte, können die dort gewonnenen Ergebnisse ohne Einschränkungen abstrahiert werden. So wurde in Kapitel 3.2.2 gezeigt, dass eine Realisierung eines Decision Supports lediglich auf der operativen Ebene des Supply Chain Management Aufgabenmodells denkbar ist. Entscheidungen auf der strategischen Ebene verfügen u.a. über eine zu geringe Periodizität, was bereits ein Ausschlusskriterium darstellt. Die ausführende Ebene stellt durch den operativen Charakter lediglich ein verrichtendes Organ dar und verfügt nach dem Supply Chain Management Aufgabenmodell über keine eigenen Entscheidungsbefugnisse. Eine Entscheidungsunterstützung erübrigt sich somit.

Bereits in Kapitel 3.2.3 wurde festgestellt, dass die Existenz von entscheidungsgrundlegenden Daten als gegeben angenommen werden kann. Nach den beschriebenen Modellen zur Organisation des Supply Chain Management aus Kapitel 2.1.2 befindet sich auf der taktischen Ebene das mittlere Management. Entsprechende Rechte zur Nutzung von Daten, deren Existenz und Verwendbarkeit im Rahmen der betrieblichen Datenhaltung unterstellt wurde, für entscheidungsunterstützende Prozesse und Systeme können daher ebenfalls als gegeben angenommen werden.

Abschließend kann festgestellt werden, dass auf der taktischen Ebene des Supply Chain Managements sowohl die personellen Ressourcen, die Zugriffsbefugnisse für Daten als auch die Entscheidungsinstanzen vorzufinden sind. Folglich erscheint es angemessen, dass die organisatorische und hierarchische Einordnung von entscheidungsunterstützenden Systemen auf der taktischen Ebene des Supply Chain Management stattfindet.

3.4 Effektivität von unterstützten Entscheidungen

Die Effektivität von unterstützten Entscheidungen entspricht ihrer Entscheidungsqualität. Bereits in Kapitel 2.2.9 wurde vorgestellt, dass qualitativ hochwertige Entscheidungen durch das Erreichen von definierten Zielen charakterisiert werden. Folglich ist also die Existenz von definierten Zielen von hoher Relevanz zur Messung der Qualität und Effektivität von Entscheidungen. Im Kontext von Supply Chains kann hierbei auf die in Kapitel 2.1.2 vorgestellten Zieldimensionen verwiesen werden, die für wirtschaftlich agierende Unternehmen relevant sind: Humanziele, Ökologieziele, Leistungsziele und Effizienzziele.

Nicht immer wirken sich Entscheidungen direkt auf die angesprochenen Zieldimensionen aus, jedoch bestehen meist kausale Wirkungsketten, so dass Entscheidungen ohne direkte Einflussmöglichkeiten indirekt Einfluss auf die übergeordneten Ziele nehmen können. In diesen Fällen sind daher vom ausgewählten und übergeordneten Ziel über kausale Zusammenhänge relevante Entscheidungen zu finden. Diese Interdependenzen können mit Ontologien, wie sie in Kapitel 2.1.7 dargestellt wurden, abgebildet werden. Insbesondere bei Supply Chains ist die unternehmensübergreifende Leistung eine maßgebliche Kennzahl, da Unternehmen in einer Supply Chain nicht mehr nur nach einer lokalen Optimierung streben, sondern im Idealfall ein globales Optimum im Sinne des gesamten Wertschöpfungsnetzes anstreben. Dies hängt auch maßgeblich von der Ausprägung der Netzwerkstrukturen, die in Kapitel 2.1.5 dargestellt wurden, ab.

Um eine Beurteilung des Grades der Zielerreichung und eine Vergleichbarkeit zu ermöglichen, muss eine quantitative Erfass- und Beschreibbarkeit der Ziele gegeben sein. Im betriebswirtschaftlichen Kontext erfolgt dies über Kennzahlensysteme, die in Kapitel 2.1.6 eingeführt wurden. Um den Grad der Zielerreichung zu messen, ist die Wahl der relevanten Kennzahl essentiell. Im Rahmen der Einführung der Kennzahl wurde die entsprechende Differenzierung von Kennzahlen zur Verdeutlichung der Problematik kurz angesprochen: Aufgrund der organisationsabhängig individuellen Kennzahlen- und Unternehmensstrukturen muss die Auswahl jeweils individuell und spezifisch erfolgen, die Vorgabe allgemeingültiger Kennzahlen ist schon aufgrund der verschiedenen Unternehmensziele im Rahmen dieser Arbeit nicht möglich.

Um eine Vergleichbarkeit von Kennzahlen zu ermöglichen, ist auf die Bezugsgröße besonderer Wert zu legen. So verhindert die Verwendung absoluter Kennzahlen oftmals einen Vergleich zwischen verschiedenen Zeitpunkte und/oder Bezugsobjekten. Durch relative und so entsprechend normierte Kennzahlen kann dies jedoch ermöglicht werden.

Die angesprochene Problematik der Kausalketten bei Entscheidungen lässt sich analog auf den Sachverhalt der Kennzahlen übertragen: Nur in seltenen Fällen bestimmt nur ein Entscheidungsszenario, bzw. ein Prozess, eine Kennzahl allein. Vielmehr sind übergeordnete, den vier Unternehmenszielen korrespondierende, Kennzahlen stark verzweigt und errechnen sich erst durch die Aggregation von Kennzahlen untergeordneter Prozesse und Entscheidungen. Diese Abhängigkeiten der Kennzahlen können ebenfalls mit den Ontologien aus Kapitel 2.1.7 dargestellt werden.

4 Prototypische Anwendung

Auf Basis der theoretischen Grundlagen aus Kapitel 2 wurde in Kapitel 3.1 ein Vorgehensmodell zur Beurteilung des Einsatzes maschineller Lernverfahren im Decision Support von Supply Chains gezeigt. In Kapitel 3.2 erfolgte die generische Anwendung der Systematik auf den SCOR-Ansatz. Im Kapitel 4 erfolgt nun die praktische Anwendung der Ergebnisse dieser Arbeit auf eine konkrete, beispielhaft gewählte betriebliche Entscheidungssituation, das aus den Ergebnissen in Kapitel 3.2 ausgewählt wurde, um die Möglichkeit positiver Auswirkungen einer Entscheidungsunterstützung auf die Entscheidungsqualität zu zeigen.

4.1 Beschreibung von Prototyp und Datengrundlage

Unter Einsatz des Simulationswerkzeuges AutoMod soll eine typische Situation innerhalb einer Supply Chain nachgebildet werden. Anschließend soll basierend auf den Erkenntnissen aus Kapitel 3 der Einsatz eines maschinellen Lernverfahrens zum Decision Support vollzogen werden. Schließlich soll die Qualität der getroffenen Entscheidungen in zwei verschiedenen Szenarien verglichen werden: Zunächst ohne Einsatz von entscheidungsunterstützenden Werkzeugen, dann mit Einsatz von entscheidungsunterstützenden Werkzeugen.

4.2 Abzubildende Situation

Abgebildet werden soll ein generischer Transportprozess innerhalb einer Supply Chain, lokalisiert im Bereich des taktischen Supply Chain Managements, wie er in Kapitel 3.2.4 bereits evaluiert wurde. Im Rahmen der dort vorgenommenen Betrachtung wurde die grundsätzliche Eignung dieser Entscheidungssituation, durch einen Decision Support behandelt zu werden, bereits festgestellt. Anstoß des betrachteten betrieblichen Prozesses bildet ein Transportbedarf in Form einer beliebigen Ladung: Die Ladung ist durch verschiedene Attribute charakterisiert, bspw. Gewicht, Zielort (bzw. Transportdistanz) und Kühlungsbedarf. Durch eine Entscheidungsinstanz wird die Ladung auf einen Transportmodus verteilt, konkret einen Straßen-, sowie je einen Bahn- und Flugverkehrsdienstleister. Die jeweiligen Transportformen sind durch charakteristische Attribute gekennzeichnet, etwa Geschwindigkeit, Kosten und Emissionsausstoß, und werden

durch globale Systemvariablen beeinflusst, etwa Wetter, Saisonale Einflüsse und Stau-meldungen. Die Auswirkungen der genannten Einflussvariablen sind dabei spezifisch vom jeweiligen Transportmodus abhängig. Zusätzlich können mit der Transportmittelwahl verschiedene Ziele verfolgt werden, wie sie in Kapitel 2.1.2 dargestellt wurden. Im betrachteten Prozess erfolgt wahlweise eine Auslegung des Transportes auf minimierte Transportdauer oder minimierte Transportkosten. Das Prozessende bildet das Erreichen des Zielortes. Auf eine detailliertere Betrachtung des Prozesses, etwa Be- und Entladevorgänge sowie Kapazitätsrestriktionen, wird bewusst verzichtet, da dies für grundlegende Aussagen zum Einsatz einer Entscheidungsunterstützung in der Wahl des Transportmodus, wie sie hier getroffen werden sollen, nicht relevant sind. Abbildung 17 zeigt den gesamten, aggregierten Prozess der Transportmoduswahl zusammengefasst als ereignisgesteuerte Prozesskette.

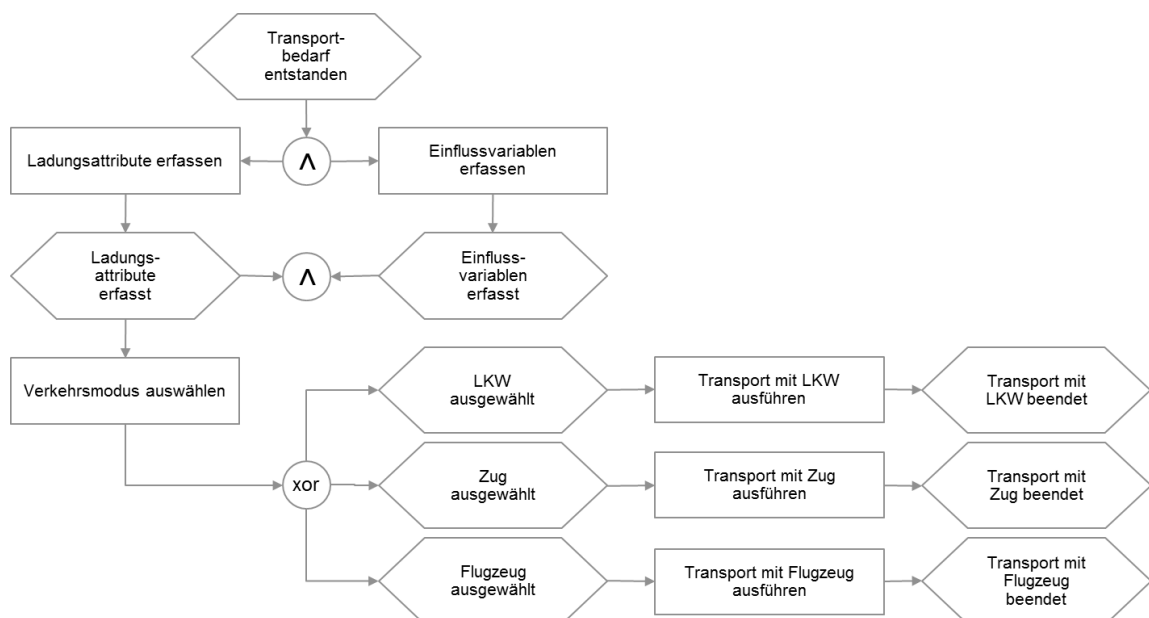


Abbildung 17: Prozess der Transportmittelwahl als EPK (eigene Darstellung)

4.3 Umsetzung im Simulationsmodell

Von einer originalgetreuen Abbildung der Ausgangssituation in Form eines Simulationsmodells wird im vorliegenden Fall aufgrund programmbedingter Einschränkungen abgewichen: Als grundlegend nötig werden die Möglichkeit angesehen, Daten im Sinne von Trainings- und Testdaten für maschinelle Lernverfahren zu generieren und extrahieren, durch maschinelle Lernverfahren unterstützte Entscheidungen abzubilden und

die Qualität der Entscheidungen in den verschiedenen Szenarien zu bewerten und zu vergleichen. Für die zwei grundlegenden Aufgaben des Simulationsmodells - die Generierung von Trainings- und Testdaten, die in Kapitel 2.3.2 beschrieben wurden, sowie die Abbildung und Evaluierung der entscheidungsunterstützt getroffenen Verkehrsmittelwahl nach den Grundsätzen aus Kapitel 3.4 – wird ein im Ansatz identisches Modell verwendet, jedoch variieren einzelne Bestandteile je nach Einsatzzweck.

Die Konzeption des Simulationsmodells orientiert sich an den in Kapitel 4.2 dargestellten betrieblichen Prozess: Das Auftreten eines Transportbedarfs wird im Simulationsmodell durch die Erzeugung eines Loads abgebildet. Da die Loads unabhängig sind und jeweils einzelne Datensätze erzeugen, sowie keine globalen Kapazitätsrestriktionen bestehen, ist die zeitliche Verteilung des Auftretens der Loads nicht relevant und wird beliebig gewählt. Ein Load wird mit diversen Attributen versehen: Ladungseigenschaften, Umweltzustände und Ergebniswerte. Diese Attribute entsprechen schreib- und lesbaren Datencontainern mit definierten Datentypen.

Ladungseigenschaften bezeichnen direkte Eigenschaften der zu transportierenden Ladung, etwa Gewicht, Zielort (bzw. Transportdistanz) und Kühlungsbedarf. Umweltzustände entsprechen globalen Variablen, die Einflüsse auf den Transportvorgang ausüben, etwa Wetter, Jahreszeit und Staumeldungen. Ergebniswerte entsprechen im Rahmen der Transportsimulation errechneten Kennzahlen, die den Transportvorgang quantitativ beschreiben und vergleichbar machen, etwa hinsichtlich der Dauer, Kosten und Schadstoffemissionen.

Die Erzeugung der Testdaten erfolgt dabei nach folgender Methode:

In einem ersten Prozess nach der Erzeugung des Loads werden diesem Ladungseigenschaften samt Optimierungsziel zugewiesen: Innerhalb definierter Plausibilitätsintervalle erfolgt dies über gleichverteilte Zufallszahlen, bei booleschen Attributen wird in eine entsprechend diskrete Verteilung von 0 und 1 transformiert.

In einem zweiten Teilprozess werden die Umweltzustände, denen der Transportvorgang des Loads ausgesetzt ist, durch gleichverteilte Zufallszahlen generiert und im Load als Attribute abgelegt. Der augenscheinliche Widerspruch, globale Systemzustände und -einflüsse als Attribut innerhalb des Loads abzulegen, erklärt sich durch die Funktion zur Datengenerierung: Durch Speicherung sämtlicher Merkmale eines Objekts (entspricht einem Load) in diesem, entsprechen die gesammelten Merkmalswerte dieses Objekts seinem kompletten Datensatz mit allen relevanten Daten. Ein Auslesen der Attributwerte eines Loads liefert so einen kompletten Datensatz.

Im Rahmen des nächsten Teilprozesses erfolgt die Verteilung des Loads auf einen ausgewählten Transportprozess. Im Simulationsmodell, das Trainings- und Testdaten er-

zeugt, durchlaufen die Loads iterativ alle drei Transportmöglichkeiten. Die jeweiligen Kennzahlen (Transportkosten und -dauer) werden pro Transportmittel ermittelt und werden im Anschluss zur Auswahl des Transportmittels mit der günstigsten Ausprägung der Zielkennzahl (minimale Transportdauer oder –kosten) verwendet. Das gewählte Transportmittel bei optimaler Ausprägung der Zielkennzahl entspricht dann dem Label des Trainingsdatensatzes.

Im Rahmen der anschließend simulierten Transportprozesse werden die bereits genannten Kennzahlen Kosten, Dauer und Transportemissionen errechnet. Die Kennzahlen sind dabei abhängig vom gewählten Transportmittel, den Ladungseigenschaften, wie dem Gewicht, und den globalen Einflussfaktoren, wie dem Wetter. Der Grad des Einflusses der Ladungseigenschaften und Einflussfaktoren auf die Kennzahlen ist dabei vom gewählten Transportmodus abhängig.¹⁰ Nach Abschluss der Simulation des Transportvorgangs eines Loads, schreibt dieses sämtliche zugewiesenen und errechneten Wertzahlen in eine externe Datei im csv-Format. Hierzu zählen neben den Ladungsvariablen die Einflussfaktoren, der Transportmodus sowie die errechneten Kennzahlen. Anschließend wird das Load terminiert.

Abbildung 18 fasst die Zusammenhänge, insbesondere die iterativen Schleifenkonstrukte, in einer AutoMod-typischen Darstellung über die aufgerufenen Prozessmodule zusammen.

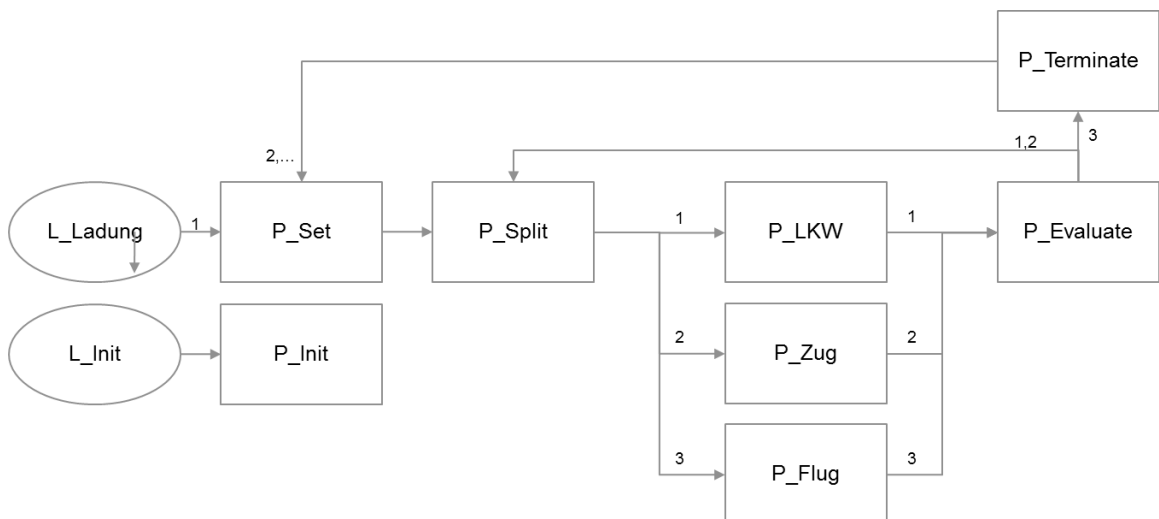


Abbildung 18: Prozessmodell des Simulationsmodells (eigene Darstellung)

¹⁰ Exemplarisch seien hier die verschiedenen Auswirkungen von Verkehrsstau auf die Transportmodi LKW und Flugzeug angeführt.

4.4 Entwurf des Neuronalen Netzes

Im Rahmen des Entwurfs eines Neuronalen Netzes sind zwei grundlegende Bereiche zu behandeln: Die Struktur, also Topologie des Netzes, sowie das Training, also das eigentliche Lernen des Netzes. Der Entwurf der Struktur wird in der Definitionsphase in Kapitel 4.4.1 beschrieben, die Auslegung der Trainingsphase wird in Kapitel 4.4.2 dargestellt.

4.4.1 Definition des Neuronalen Netzes

In der Definitionsphase wird die Ausgestaltung der Struktur des Neuronalen Netzes bestimmt. Dies umfasst zum einen die Topologie und Typologie des Netzes, zum anderen die Typisierung der Bestandteile des Netzes.

4.4.1.1 Netztopologie

Wie in Kapitel 2.3.3.1 dargestellt, determiniert die Anzahl der Schichten eines Neuronalen Netzes dessen Problemlösungskompetenz mit: Ein zu niedrige gewählte Anzahl an Schichten verhindert die Etablierung des entsprechenden Wissens zur Lösung der eingegeben Problemstellung, ein zu tief definiertes Neuronales Netz mit zu vielen Schichten kann ebenfalls die Lernperformance einschränken. Die Wahl einer hohen Anzahl an Schichten ist also nicht hinreichend für einen Lernerfolg. Da keine etablierten Regeln zur Definition der Schichtanzahl bestehen, muss diese durch praktische Versuche über den Vergleich der Lernperformance bestimmt werden.

Grundsätzlich wird festgelegt, dass die folgenden Versuche in einem mehrschichtigen, nicht rekurrenten, Feed-Forward-Netz, wie in Kapitel 2.3.3.1 vorgestellt, durchgeführt werden. Die variable Anzahl der verdeckten Schichten wird durch iterative Versuche ermittelt, die Existenz jeweils einer Ein- und Ausgabeschicht ist grundlegend.

4.4.1.2 Relevante Eingabe- und Ausgabedaten

Bereits in Kapitel 2.3.3.1 wurde dargestellt, wie Eingabedaten dem Neuronalen Netz zum Training übergeben werden und so als Basis für den Wissenserwerb dienen. Nach abgeschlossenem Training repräsentieren Eingabedaten Fragestellungen, die das Neuronale Netz auf Basis des gelernten Wissens lösen soll. Die Eingabedaten müssen also

als einzige Daten, die dem Neuronalen Netz zur Verfügung gestellt werden, den gesamten lokalen Entscheidungskontext eines Entscheidungsszenarios abbilden und so möglichst viele Einflussgrößen auf die Entscheidung abbilden. Ausgehend von der Beschreibung der betrieblichen Situation zählen hierzu im konkreten Kontext die globalen Einflussfaktoren sowie die Ladungseigenschaften.

Die Ausgabedaten entsprechen dem Ergebnis des Entscheidungsszenarios, das durch das Neuronale Netz behandelt werden soll. Im konkreten Fall handelt es sich um die Wahl eines Transportmittels aus den vier Alternativen LKW, Zug und Flugzeug.

In der Lernphase sind zusätzlich zu den genannten Eingabedaten noch entsprechende Ausprägungen der Zielwerte vorzugeben, um ein maschinelles Lernen im Sinne des überwachten Lernens zu ermöglichen. Die Zielwerte stammen aus der zufallsverteilten Auswahl des Transportmodus, bewertet mit den darauf basierend errechneten Kennzahlen.

4.4.1.3 Codierung

Maßgeblich für den Erfolg des maschinellen Lernens ist die Codierung der Ein- und Ausgabedaten. Wie in Kapitel 2.3.3.1 dargelegt, verarbeiten die Neuronen eines Neuronalen Netzes Eingabedaten im Intervall $[0;1]$. Eingabedaten, die diesem Intervall nicht entsprechen, müssen grundsätzlich transformiert werden. Selbst für Eingabedaten, die diesem Intervall entsprechen, ist ggf. eine Transformation für eine bessere Verarbeitbarkeit im Neuronalen Netz sinnvoll.

Die Codierung der Eingabedaten gestaltet sich folgendermaßen:

Ladungsattribute

Gewicht (a_{mass}): Das Gewicht wird als reelle Zahl angegeben und bewegt sich nicht im vorgegebenen $[0;1]$ -Intervall. Die Codierung erfolgt über eine Klassenbildung nach dem Gewicht in Tonnen über Intervalle: $[0;10]$, $]10;30]$, $]30;50]$, $]50;100]$, $]100;\infty[$. Die fünf Intervallklassen werden über fünf Eingabeneuronen abgebildet, die jeweils boolesche Zustände annehmen können.

Distanz ($a_{distance}$): Die Transportdistanz wird ebenfalls als reelle Zahl angegeben und bewegt sich nicht im vorgegebenen $[0;1]$ -Intervall. Die Codierung erfolgt über eine Klassenbildung nach der Transportdistanz in Kilometer über Intervalle: $[0;500]$, $]500;1000]$, $]1000;2000]$, $]2000;3000]$, $]3000;\infty[$. Die fünf Intervallklassen werden über fünf Eingabeneuronen abgebildet, die jeweils boolesche Zustände annehmen können.

Kühlung (a_cooling): Als boolesche Variable im Simulationsmodell ausgelegt, existieren nur binäre Merkmalsausprägungen. Die entsprechende Codierung wird daher ohne Änderungen übernommen. Die Codierung erfolgt über ein Eingabeneuron, das jeweils boolesche Zustände annehmen kann.

Optimierungsziel (a_target): Als String-Variable im Simulationsmodell ausgelegt, existieren nur zwei nominale Merkmalsausprägungen. Diese aktivieren jeweils ein von insgesamt zwei Eingabeneuron für die Erfassung des Optimierungsziels.

Einflussfaktoren

Wetter (inf_weather): Als boolesche Variable im Simulationsmodell ausgelegt, existieren nur binäre Merkmalsausprägungen. Die entsprechende Codierung wird daher ohne Änderungen übernommen. Die Codierung erfolgt über ein Eingabeneuron, das jeweils boolesche Zustände annehmen kann.

Stau (inf_weather): Als boolesche Variable im Simulationsmodell ausgelegt, existieren nur binäre Merkmalsausprägungen. Die entsprechende Codierung wird daher ohne Änderungen übernommen. Die Codierung erfolgt über ein Eingabeneuron, das jeweils boolesche Zustände annehmen kann.

Saisonale Einflüsse (inf_seasonal): Als boolesche Variable im Simulationsmodell ausgelegt, existieren nur binäre Merkmalsausprägungen. Die entsprechende Codierung wird daher ohne Änderungen übernommen. Die Codierung erfolgt über ein Eingabeneuron, das jeweils boolesche Zustände annehmen kann.

Die Codierung der Ausgabedaten gestaltet sich folgendermaßen:

Transportmodus (mod_transport): Als Ausgabe des Neuronalen Netzes wird ein Transportmodus aus drei Alternativen ausgewählt. Die Codierung erfolgt über drei Ausgabeneuron, die jeweils boolesche Zustände annehmen können und je einen Transportmodus repräsentieren.

4.4.2 Training des Neuronalen Netzes

Nach der Definition der Netzstrukturen erfolgt die Trainingsphase: Das Neuronale Netz wird im Modus des überwachten Lernens mit Trainingsdaten, die neben den Eingabedaten auch Zielwerte enthalten, betrieben. Über Lernstrategien soll dadurch Wissen erzeugt werden, mit dem Eingabedaten in der Betriebsphase ohne Vorgabe von Ausprägungen von Zielwerten verarbeitet werden können.

4.4.2.1 Lernstrategie

Wie in Kapitel 4.4.1.1 beschrieben, erfolgt der Einsatz eines mehrschichtigen Neuronalen Netzes. Es erfolgt daher, aufbauend auf den theoretische Ausführungen in Kapitel 2.3.3.1, eine Anwendung der Backpropagation Lernregel, da bspw. die Delta-Lernregel für die beschriebene Netztopologie nicht anzuwenden ist. Die Wahl der konkreten Ausprägungen der Parameter der Lernstrategie erfolgt, wie schon die Wahl der Anzahl der verdeckten Schichten des Netzes, iterativ über die Durchführung von Versuchen.

4.4.2.2 Trainingsdaten

Im ersten Versuchsstadium werden durch das Simulationsmodell Transportmodi zufallsbasiert bestimmt: Zu jedem Satz an Eingabedaten, also Ladungsattribute und Einflussfaktoren, werden die entsprechenden Kennzahlen abhängig vom Transportmodus errechnet, die eine Bewertung der Zielgröße „Transportmodus“ in den Dimensionen der Kennzahlen (Kosten, Dauer, Emissionen) ermöglichen. Diese Datensätze werden dem Neuronalen Netz zum Training mit der Backpropagation-Lernstrategie übergeben.

4.5 Durchführung von Experimenten

Zur Anwendung kommen kombinierte Trainings- und Testdaten mit 15000 Trainingsdatensätzen, die über das in Kapitel 4.3 entwickelte Simulationsmodell generiert wurden. Die jeweiligen Datensätze verfügen über vollständige Attributausprägungen sämtlicher Merkmale sowie über die jeweiligen Zielwerte. Im Programm Rapidminer werden die Daten über einen Operator zur Kreuzvalidierung verarbeitet: Dieser teilt die Daten in 5, jeweils dieselbe Menge an Datensätzen umfassende, Probenmengen auf. Auf 4 Probenmengen wird ein neuronales Netz angelern und anschließend auf der verbleibenden Probenmenge validiert. Dieser Vorgang wird daraufhin 4 Mal mit einer alternierenden Auswahl der Trainings- und Validierungsdaten wiederholt. So wird sichergestellt, dass auf sämtliche Datenmengen mindestens ein Mal gelernt und ein Mal validiert wurde. Anschließend ergibt sich aus der durchschnittlichen Performance der 5 Durchgänge die mögliche Performance des neuronalen Netzes.

Zusätzlich werden die Parameter des Neuronalen Netzes alterniert, namentlich die Lernrate sowie das Momentum¹¹, während die Zahl der Lernzyklen auf 500 Stück und die Zahl der verdeckten Schichten auf 1 festgelegt wird. Die resultierende Performance gibt daraufhin an, welchen Anteil an korrekten Klassifizierungen auf Basis der Validierungsdaten das trainierte Neuronale Netz erreicht. Die jeweiligen Werte sind in Tabelle 6 angegeben, während die Topologie des trainierten Netzes in Abbildung 19 dargestellt wird.

	Momentum		
Lernrate	0,1	0,2	0,3
0,1	98,87%	98,70%	98,64%
0,3	98,74%	98,74%	98,76%
0,5	98,68%	98,62%	98,78%

Tabelle 6: Ergebnisse der Experimentläufe

¹¹ Das Momentum ist in der ausgeführten Theorie zu den Neuronalen Netzen in Kapitel 2.3.3.3 nicht enthalten, da es lediglich einem praktischen Nutzen dient: Der Vermeidung, in einem lokalen Optimum gefangen zu werden.

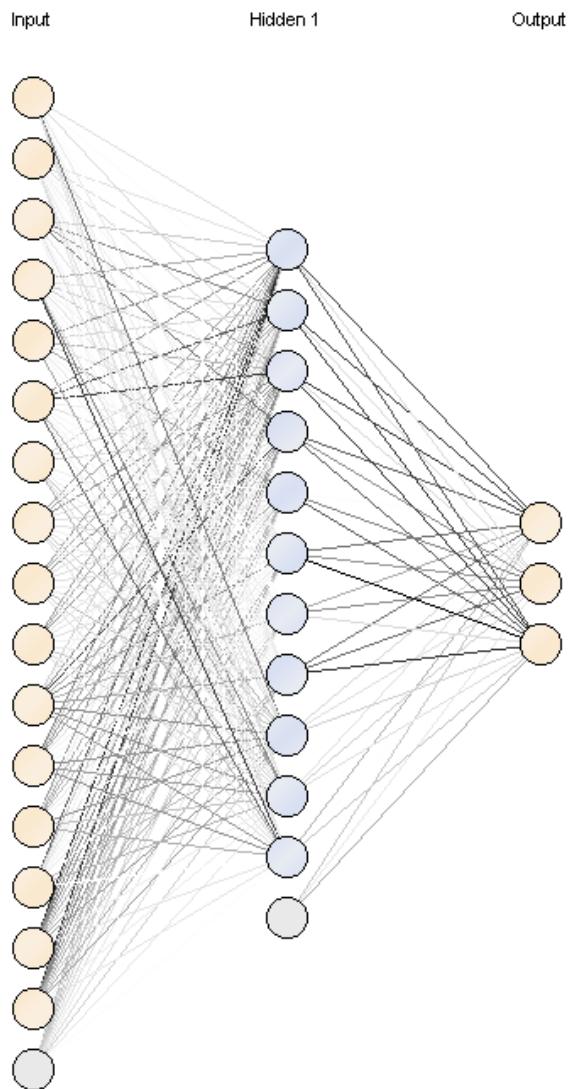


Abbildung 19: Trainiertes Neuronales Netz (eigene Darstellung)

Die Versuchsdaten zeigen, dass bei der Wahl der optimalen Parameter des Neuronales Netzes die Wahrscheinlichkeit für eine Klassifizierung des optimalen Verkehrsträger im hier betrachteten Szenario bei 98,87% liegt, während bei einer naiven Klassifizierung, also einer zufälligen Verteilung, mit einem statistisch Wert von etwa 30% gerechnet werden kann¹². Die prinzipielle Einsatzfähigkeit eines Neuronales Netzes zum Decision Support in Wertschöpfungsnetzwerken kann im vorliegenden Szenario daher als positiv bewertet werden: Bei einem entsprechend trainierten Modell kann ein maschinelles Lernverfahren so auf Eingabedaten reagieren, dass eine betriebliche Entscheidung unter definierten Rahmenbedingungen optimiert getroffen wird.

¹² Voraussetzung hierfür ist, dass die Verkehrsträger in den Validierungsdaten gleichverteilt sind, was zutreffend ist.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Die vorliegende Arbeit hatte zum Ziel, Möglichkeiten zum Einsatz von maschinellen Lernverfahren zum Decision Support in Wertschöpfungsnetzwerken aufzuzeigen und hinsichtlich ihrer Eignung zu bewerten.

Anschließend an die Darstellung relevanter Grundlagen von Supply Chains und des Supply Chain Management, des Decision Support sowie maschineller Lernverfahren, wurde folgender Ansatz vorgestellt: Aufbauend auf generischen Beschreibungsmethoden von Supply Chains wurde eine integrierte Vorgehensweise entwickelt, die einerseits die Definition von Entscheidungsmomenten, andererseits im Anschluss die Evaluierung eines Einsatzes maschineller Lernverfahren als Decision Support ermöglicht. Die vorgestellte Vorgehensweise wurde im Anschluss auf eine generische Supply Chain Organisation angewendet und zeigte, dass insbesondere im taktischen Bereich von Supply Chains zahlreiche Realisierungsmöglichkeiten für eine Entscheidungsunterstützung vorzufinden sind. Exemplarisch wurde die Entscheidung über eine Transportmittelwahl näher betrachtet: Basierend auf einer Szenariobeschreibung wurde die betriebliche Aktivität in einem Simulationsmodell nachgebildet und der Einsatz einer Entscheidungsunterstützung prototypisch angewandt. Die Ergebnisse zeigen, dass die Anwendung eines Neuronales Netzes zum Decision Support im betrachteten Prozess möglich ist und innerhalb des maschinellen Lernverfahrens zu einer hohen Entscheidungsgüte führt. Dennoch muss vor einer Übertragung der Ergebnisse auf reale Wertschöpfungsnetzwerke hingewiesen werden, dass das in dieser Arbeit genutzte Experimentierumfeld stark begrenzt und rudimentär ist. Im Gegensatz zu den theoretischen Erkenntnissen können die experimentellen Ergebnisse daher nicht direkt auf reale Sachverhalte transferiert werden.

Im Rahmen der theoretischen Erkenntnisse wurde das Aufgabenmodell des SCM genutzt, um Prozesse und Aufgaben im Rahmen des Supply Chain Managements klar abgegrenzt und strukturiert darzustellen. Es ist jedoch zu bezweifeln, ob ebendiese klare Abgrenzung, vor allem zwischen operativen und taktischen Aufgaben, weiterhin Bestand haben wird. Die zunehmende Verbreitung moderner Informationstechnologien, getrieben durch rapide sinkende Kosten und stetig wachsende Vernetzung und Innovation, führt zu neuen Konzepten in der Produktion und Logistik. Als besonders relevante Trends sind in diesem Rahmen etwa dezentrale Steuerungssysteme sowie das Internet der Dinge zu nennen. (Bullinger und Hompel 2007)

Während die Effizienz von Geschäftsprozessen durch den Einsatz dieser Technologien gesteigert werden kann, wird die herkömmliche Trennung zwischen dispositiver und operativer Ebene dadurch zumindest teilweise aufgehoben. In einem mittel- bis langfristigen Rahmen ist daher zu erwarten, dass der Einsatz von Decision Support Systemen in dieser Arbeit aufgezeigten Rahmen überschritten haben wird und Systeme zur Entscheidungsunterstützung zunehmend auch in anderen Ebenen der Supply Chain eingesetzt werden. (Arnold 2006)

Insbesondere wird dies die operative Ebene betreffen, die verstärkt mit lokalen Entscheidungskompetenzen ausgestattet werden wird und daher vermehrt in den Fokus für Decision Support Systeme rücken wird.

Anhang A: Source File des Simulationsmodells

```
/* Initialisierung der Variablen, Definition Verkehrsmittelattribute  
und Erzeugung des Tabellenkopfes der Ausgabedatei */
```

```
begin P_Init arriving
```

```
/* Schreiben des Tabellenkopfes der Ausgabedatei */  
call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",1,1,"Transportmodus")  
call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",1,2,"Masse")  
call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",1,7,"Distanz")  
call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",1,12,"Kuehlung")  
call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",1,13,"Wetter")  
call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",1,14,"Saison")  
call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",1,15,"Verkehr")  
call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",1,16,"Cheap")  
call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",1,17,"Speed")
```

```
/* Definition der Verkehrsmittleigenschaften*/
```

```
set lkw1_velocity to 80  
set lkw1_costs to 0.1  
set lkw1_beladung to 0.5
```

```
set zug_velocity to 30  
set zug_costs to 0.06  
set zug_beladung to 3
```

```
set flug_velocity to 500  
set flug_costs to 1  
set flug_beladung to 7
```

```
/* Laufvariable für Zeilenwahl in Outputdatei*/
```

```
set v_xls to 0
```

```
end
```

```
/* Initialisierung der Einflussgroessen und Ladungsattribute */
```

begin P_Set arriving

```
/* Zufällige Belegung der Ladungsattribute und Umwelteinflüsse */

set inf_weather to stream0 sample real
set inf_seasonal to stream0 sample real
set inf_traffic to stream0 sample real

set a_distance to stream0 sample integer%4000+10
set a_mass to stream0 sample integer%120+1
set a_cooling to stream0 sample real
set a_target to stream0 sample real

/* Nullsätzen der Kennzahlenvariablen und Iterationszähler*/

set a_costs to 0
set a_time to 0
set a_counter to 0

/* Transformation der zufallsbasierten Einflussgrößen und
Ladungseigenschaften auf zutreffende Typen (Boolesche Werte etc.) */

if (inf_weather < 0.5) then
    set inf_weather to 0
else
    set inf_weather to 1

if (inf_seasonal < 0.5) then
    set inf_seasonal to 0
else
    set inf_seasonal to 1

if (inf_traffic < 0.5) then
    set inf_traffic to 0
else
    set inf_traffic to 1

if (a_cooling < 0.5) then
    set a_cooling to 0
else
    set a_cooling to 1

if (a_target < 0.5) then
    set a_objective to "speed"
else
```

```

        set a_objective to "cheap"

send to P_Split
end

/* Aufteilung auf Transportmodi */

begin P_Split arriving
set a_time to absolute clock

/*Iterative Auswahl*/

if (a_counter = 0) then
    send to P_LKW1
else if (a_counter = 1) then
    send to P_Zug
else if (a_counter = 2) then
    send to P_Flug

end

/* Transportfunktionen und Berechnung der Kennzahlen Dauer, Kosten und
Emissionen*/

begin P_LKW1 arriving
wait for (a_distance/lkw1_velocity) /* Basisdauer des Transports
berechnen*/
wait for lkw1_beladung
set a_costs to (lkw1_costs*a_mass*a_distance) /* Basiskosten des
Transports berechnen*/

if (inf_weather > 0.5) then /* Auswirkungen von Wettereinflüssen
berechnen*/
    wait for ((a_distance/lkw1_velocity)*0.3)

if (a_cooling > 0.5) then /* Auswirkungen von Kühlungsbedarf
berechnen*/
    set a_costs to (a_costs*1.3)

```

```

if (inf_seasonal > 0.5) then /* Auswirkungen von saisonalen Einflüssen
berechnen*/
    wait for ((a_distance/lkw1_velocity)*0.3)

if (inf_traffic > 0.5) then /* Auswirkungen von erhoehetem
Verkehrsaufkommen berechnen*/
    wait for ((a_distance/lkw1_velocity)*0.2)

send to P_Evaluate
end

```

begin P_Zug arriving

```

wait for (a_distance/zug_velocity) /* Basisdauer des Transports
berechnen*/
wait for zug_beladung
set a_costs to (zug_costs*a_mass*a_distance) /* Basiskosten des
Transports berechnen*/

if (inf_weather > 0.5) then /* Auswirkungen von Wettereinflüssen
berechnen*/
    wait for ((a_distance/zug_velocity)*0.1)

if (a_cooling > 0.5) then /* Auswirkungen von Kühlungsbedarf
berechnen*/
    set a_costs to (a_costs*2.5)

if (inf_seasonal > 0.5) then /* Auswirkungen von saisonalen Einflüssen
berechnen*/
    wait for ((a_distance/zug_velocity)*0.2)

if (inf_traffic > 0.5) then /* Auswirkungen von erhoehetem
Verkehrsaufkommen berechnen*/
    wait for ((a_distance/zug_velocity)*0)

send to P_Evaluate
end

```

begin P_Flug arriving

```

wait for (a_distance/flug_velocity) /* Basisdauer des Transports
berechnen*/

```

```

wait for flug_beladung
set a_costs to (flug_costs*a_mass*a_distance) /* Basiskosten des
Transports berechnen*/

if (inf_weather > 0.5) then /* Auswirkungen von Wettereinflüssen
berechnen*/
    wait for ((a_distance/flug_velocity)*0.4)

if (a_cooling > 0.5) then /* Auswirkungen von Kühlungsbedarf
berechnen*/
    set a_costs to (a_costs*4)

if (inf_seasonal > 0.5) then /* Auswirkungen von saisonalen Einflüssen
berechnen*/
    wait for ((a_distance/flug_velocity)*0.1)

if (inf_traffic > 0.5) then /* Auswirkungen von erhoehetem
Verkehrsaufkommen berechnen*/
    wait for ((a_distance/flug_velocity)*0.1)

send to P_Evaluate
end

/* Abgleich, welche Transportart die Effizienteste ist */

begin P_Evaluate arriving

set a_time to (absolute clock - a_time) /* Berechnung der gesamten
Transportdauer */

/* Zunächst Auswahl, ob Zeit oder Kosten minimiert werden sollen, dann
Steuerung der Iteration:
Ablegen der Kennzahlen des vergangenen Laufes, Erhöhung der
Laufzeitvariablen, Versand zur
nächsten Iteration*/

if a_objective = "cheap" then
    begin
        if (a_counter = 0) then
            begin
                set a_costs0 to a_costs
                set a_counter to (a_counter + 1)
                send to P_Split
            end
        end
    end

```

```

else if (a_counter = 1) then
  begin
    set a_costs1 to a_costs
    set a_counter to (a_counter + 1)
    send to P_Split
  end
else if (a_counter = 2) then
  begin
    set a_costs2 to a_costs
    /* Auswahl des Modus mit niedrigsten Kosten*/
    set a_costs to a_costs0
    set mod_transport to "lkw1"
    if (a_costs > a_costs1) then
      begin
        set a_costs to a_costs1
        set mod_transport to "zug"
      end
    else if (a_costs > a_costs2) then
      begin
        set a_costs to a_costs2
        set mod_transport to "flug"
      end
    end
    send to P_Terminate
  end
end

else if a_objective = "speed" then
  begin
    if (a_counter = 0) then
      begin
        set a_time0 to a_time
        set a_counter to (a_counter + 1)
        send to P_Split
      end
    else if (a_counter = 1) then
      begin
        set a_time1 to a_time
        set a_counter to (a_counter + 1)
        send to P_Split
      end
    else if (a_counter = 2) then
      begin
        set a_time2 to a_time
        set a_time to a_time0
        /* Auswahl des Modus mit niedrigster Transportzeit*/
        set mod_transport to "lkw1"

```

```

        if (a_time > a_time1) then
            begin
                set a_time to a_time1
                set mod_transport to "zug"
            end
        else if (a_time > a_time2) then
            begin
                set a_time to a_time2
                set mod_transport to "flug"
            end
            send to P_Terminate
        end
    end
end
end
end

```

/* Aufspaltung der Ladungsattribute in Intervalle und Ausgabe der
Ladungsattribute,
Umwelteinflüsse sowie Transportmodus */

begin P_Terminate arriving

```

call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,1,mod_transport)

if ((a_mass > 0) and (a_mass <= 10)) then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,2,"1")
else if ((a_mass > 10) and (a_mass <= 30)) then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,3,"1")
else if ((a_mass > 30) and (a_mass <= 50)) then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,4,"1")
else if ((a_mass > 70) and (a_mass <= 100)) then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,5,"1")
else if (a_mass > 100) then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,6,"1")

if ((a_distance > 0) and (a_distance <= 500)) then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,7,"1")
else if ((a_distance > 500) and (a_distance <= 1000)) then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,8,"1")
else if ((a_distance > 1000) and (a_distance <= 2000)) then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,9,"1")
else if ((a_distance > 2000) and (a_distance <= 3000)) then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,10,"1")
else if (a_distance > 3000) then

```



```

    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,11,"1")

if (a_cooling = 1) then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,12,"1")

if (inf_weather = 1) then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,13,"1")

if (inf_seasonal = 1) then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,14,"1")

if (inf_traffic = 1) then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,15,"1")

if (a_objective = "cheap") then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,16,"1")

if (a_objective = "speed") then
    call XLSetR1C1("[Output.xlsx]Tabelle1",v_counterxls,17,"1")

set v_counterxls to (v_counterxls + 1)

/* Erzeugung des nächsten Loads*/

create 1 load of load type L_Ladung to P_Set

/* Terminierung des aktuellen Loads*/

send to die

end

```

6 Literaturverzeichnis

Encyclopedia Britannica (1991). London: Encyclopedia Britannica Verlag.

Alter, S. L. (1980): Decision Support Systems: Current Practices and Continuing Challenges. Reading: Addison-Wesley.

Arnold, D. (Hg.) (2006): Intralogistik: Potentiale, Perspektiven, Prognosen. Berlin Heidelberg: Springer.

Baumgarten, H. (2004): Entwicklungsphasen des Supply Chain Managements. In: H. Baumgarten, I.-L. Darkow und H. Zadek (Hg.): Supply Chain Steuerung und Services. Berlin Heidelberg: Springer, S. 51–60.

Biswas, S.; Narahari, Y. (2004): Object oriented modeling and decision support for supply chains. In: *European Journal of Operational Research* (153), S. 704–726.

Blum, A. L.; Langley P. (1997): Selection of relevant features and examples in machine learning. In: *Artificial Intelligence* 97 (1-2), S. 245–271.

Bolstorff, P. A.; Rosenbaum, R. G.; Poluha, R. G. (2007): Spitzenleistungen im Supply Chain Management. Berlin Heidelberg: Springer.

Bretzke, W.-R. (2008): Logistische Netzwerke. Berlin Heidelberg: Springer.

Bullinger, H.-J.; Hompel, M. ten (2007): Internet der Dinge. Berlin Heidelberg: Springer.

Carter, P. L.; Petersen, K. J. (2005): Impact of Technology on Purchasing and Supply. In: M. Eßig (Hg.): Perspektiven des Supply Management. Berlin Heidelberg: Springer, S. 251–290.

Chandra, C.; Tumanyan, A. (2007): Organization and problem ontology for supply chain information support system. In: *Data & Knowledge Engineering* (61), S. 263–280.

Cover, T. M.; Hart, P. E. (1967): Nearest Neighbor Pattern Classification. In: *IEEE Transactions on Information Theory* 13 (1), S. 21–27.

de Boer, Luitzen (2005): Decision Technologies for Electronic Purchasing. In: M. Eßig (Hg.): Perspektiven des Supply Management. Berlin Heidelberg: Springer, S. 348–359.

- Delbecq; A. L. (1967): The Management of Decision-Making Within the Firm: Three Strategies for Three Types of Decision-Making. In: *Academy of Management Journal* 10 (4), S. 329–339.
- Donovan, J. J.; Madnick, S. E. (1977): Institutional and Ad Hoc Decision Support Systems and Their Effective Use. In: *MIT Working Paper C15R-27*.
- Erdmann, M.-K. (2003): Supply Chain Performance Measurement. Lohmar - Köln: Josef Eul.
- Ertel, W. (2013): Grundkurs Künstliche Intelligenz. Wiesbaden: Springer Vieweg.
- Fayez, M.; Rabelo, L.; Mollaghasemi, M.: Ontologies for Supply Chain Simulation Modelling. In: M. E. Kuhl, F. B. Steiger, F. B. Armstrong und J. A. Joines (Hg.): *Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference*, S. 2364–2370.
- Gorry, G. A.; Morton, M.S.S. (1989): A Framework for Management Information Systems. In: *Sloan Management Review* (Spring).
- Görz, G.; Rollinger, C.-R.; Schneeberger, J. (2003): *Handbuch der Künstlichen Intelligenz*. München: Oldenbourg.
- Greiner, R.; Grove, A. J.; Kogan, A. (1997): Knowing what doesn't matter: exploiting the omission of irrelevant. In: *Artificial Intelligence* (97), S. 345–380.
- Hand, D. J. (2002): *Pattern Detection and Discovery*. Berlin Heidelberg: Springer.
- Hellingrath, B. (2008): Prozesse in Logistiknetzwerken – Supply Chain Management. In: D. Arnold, H. Isermann, A. Kuhn, H. Tempelmeier und K. Furmans (Hg.): *Handbuch Logistik*. Berlin Heidelberg: Springer, S. 459–486.
- Hoppe, T. (1996): Kriterien zur Auswahl maschineller Lernverfahren. In: *Informatik-Spektrum* (19), S. 12–19.
- Kaplan, R. S.; Norton, D. P. (1996): Linking the balanced scorecard to strategy. In: *California Management Review* 39 (1), S. 53–79.
- Kemper, H.-G.; Baars, H.; Mehanna, W. (2010): *Business Intelligence - Grundlagen und praktische Anwendung*. Wiesbaden: Vieweg + Teubner Verlag.
- Kemppainen, Katariina; Vepsäläinen, Ari P.J. (2003): Trends in industrial supply chains and networks. In: *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management* 33 (8), S. 701–719.
- Lämmel, U.; Cleve, J. (2012): *Künstliche Intelligenz*. München: Carl Hanser.

- Marakas, G. M. (2003): Decision Support Systems in the 21st Century. New Jersey: Prentice Hall.
- Mintzberg, H. (1973): The nature of managerial work. New York: Harper & Row.
- Müller, R. M.; Lenz, H.-J. (2013): Business Intelligence. Berlin Heidelberg: Springer Vieweg.
- Rich, E. (1983): Artificial Intelligence: McGraw-Hill.
- Richert, J. (2006): Performance Measurement in Supply Chains. Wiesbaden: Gabler.
- Rowe, A. J.; Boulgarides, J. D. (1994): Managerial Decision Making. Englewood Cliffs: Prentice Hall.
- Runkler, T. A. (2010): Data Mining. Wiesbaden: Vieweg + Teubner Verlag.
- Schulze, U. (2009): Informationstechnologieinsatz im Supply Chain Management. Wiesbaden: Gabler.
- Schwickert, A. C.; Fischer, K. (1996): Der Geschäftsprozess als formaler Prozeß - Definition, Eigenschaften, Arten. In: *Arbeitspapiere WI* (4).
- Silver; M. S.: Decisional Guidance for Computer-Based Decision Support. In: *MIS Quarterly* 15 (1).
- Simon, H. A. (1960): The new science of management decision. New York: Harper & Row.
- Soll, S. (2008): IT-Management. München: Oldenbourg.
- Thompson, J. D. (1967): Organizations in Action. New York: McGraw-Hill.
- Turban, E.; Volonino, L. (2012): Information Technology for Management. Asia: John Wiley.
- Werner, H. (2013): Supply Chain Management. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Wiedemann, K.-P.; Buckler, F. (2001): Neuronale Netze im Management. In: K.-P. Wiedemann und F. Buckler (Hg.): Neuronale Netze im Marketing-Management. Wiesbaden: Gabler.
- Wiedemann, K.-P.; Buckler, F.; Buxel, H. (2001): Data-Mining - ein einführender Überblick. In: K.-P. Wiedemann und F. Buckler (Hg.): Neuronale Netze im Marketing-Management. Wiesbaden: Gabler.

Ye, Y.; Yang, D.; Jiang, Z.; Tong, L. (2008): Ontology-based semantic models for supply chain management. In: *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* (37), S. 1250–1260.

Zdravkovic, M.; Panetto, H.; Trajanovic, M.; Aubry, A.: An Approach for Formalizing the Supply Chain Operations. In: *Enterprise Information Systems* 2011.