

# Daten-getriebene Unternehmensarchitekturen im E-Commerce für das präventive Retourenmanagement

Michael Möhring<sup>1</sup>, Rainer Schmidt<sup>2</sup>

**Abstract:** Online-Händler sind Nutznießer der Digitalisierung aber für sie entstehen auch neue Risiken in der digitalen Gesellschaft. So hat die anonyme Käufer-Verkäufer-Beziehung sowie die fehlende reale Einschätzung des Produkts vor dem Kauf dazu geführt, dass Rechte wie das Produkte zurückzusenden viel häufiger ausgeübt werden als früher im stationären Einzelhandel. Diese Retouren stellen für viele Unternehmen ein erhebliches finanzielles Risiko dar. Zu seiner Bewältigung ist eine grundsätzliche Neustrukturierung der Unternehmensarchitekturen für Online-Händler notwendig. Eine Daten-getriebene Architektur löst die Entscheidungsvorgänge aus den Geschäftsprozessen heraus und ermöglicht so ihre separate Modellierung und Umsetzung. Hierdurch wird eine deutliche Beschleunigung von Entscheidung ermöglicht, die wiederum eine Unterstützung für das präventive Retourenmanagement schafft.

**Keywords:** Retourenmanagement, Retourenvermeidung, Präventives Retourenmanagement, E-Commerce. Daten-getriebene Unternehmensarchitekturen, EAM, product returns management

## 1 Einleitung

Neben etablierten Onlinehändlern wie Amazon oder Zalando wagen auch immer mehr traditionelle Einzelhändler wie bspw. Peek & Cloppenburg den Weg in den Internethandel. Im Gegensatz zum stationären Geschäft müssen dabei einige Geschäftsprozesse (wie bspw. Logistik-, Verkaufs- oder Zahlungsprozesse) grundlegend neu implementiert werden [Koll13]. Diese veränderten betrieblichen Funktionen sowie eine notwendige Echtzeitreaktion auf Ereignisse eines Webshops der 24h geöffnet hat, verlangt nach angepassten IT-Architekturen. Neben dem reinen Verkaufsprozess rücken auch Prozesse der Warenrückgabe in den Fokus, da der Konsument die Ware vor Kauf nicht physisch begutachten kann [ShCS10]. Retouren aufgrund von Nichtgefallen sind in einigen Branchen wie dem Modehandel mit mehr als 50% vorzufinden [PSWW13]. Neben Händlern aus dem klassischen Filialgeschäft haben auch die etablierten Onlinehändler mit Retouren zu kämpfen. Die Abwicklung von Retouren ist teuer und belastet die Umwelt [Lütg14]. Nach aktuellen Untersuchungen fallen für Onlinehändler durchschnittlich 15,18 Euro Gesamtkosten für eine Retoure an [Asde15]. Bisherige Forschungen zur Retourenvermeidung haben einen Rahmen zur Retourenprävention erarbeitet, Grundlagen der Nutzung von modernen Datenanalysetechniken entwickelt und das Retourenverhalten untersucht [WMKS14] [MWSK13] [MSKW13]. Wie IT-Architekturen jedoch ein Fundament zur IT-Unterstützung der Retourenvermeidung der sehr Daten- und Analyse-intensiven Prozesse bieten kann, ist nur sehr unzureichend untersucht. Der vorliegende Aufsatz zeigt erste Möglichkeiten der Gestaltung von Unternehmensarchitekturen für Onlineshops

---

<sup>1</sup> Friedrich-Schiller-Universität Jena, Lehrstuhl für ABWL und Marketing, Carl-Zeiß-Straße 3, 07743 Jena, michael.moehring@uni-jena.de

<sup>2</sup> Hochschule München, Fakultät für Informatik und Mathematik, Lothstraße 34, 80335 München, Rainer.Schmidt@hm.edu

zur datengetriebenen Retourenvermeidung auf. Der Aufsatz gliedert sich in nachfolgende Bereiche: Zunächst werden Grundlagen im Bereich des präventiven Retourenmanagements und den bisherigen Stand von Unternehmensarchitekturen von Onlineshops gelegt. Dann erfolgt die Konzeption einer Daten-getriebenen Architektur zur Unterstützung des präventiven Retourenmanagements. Abschließend werden ein Ausblick und eine kurze Aufstellung verwandter Forschungsarbeiten aufgezeigt.

## 2 Retouren als Herausforderung im E-Commerce

Konsumenten schicken online gekaufte Waren häufig zurück, weil diese nicht ihren Vorstellungen entsprechen [PSWW13]. Anders als im regionalen Einzelhandel können die Konsumenten den Artikel vor Kauf nicht an- bzw. ausprobieren [ShCS10]. Daher ist eine Retourenmöglichkeit im Onlinehandel unerlässlich und von vielen Onlinehändlern wie etwa der Otto Group als Bestandteil ihrer Geschäftsstrategie zu sehen [Otto15]. Dennoch belasten Retourenkosten das Geschäft vieler Onlinehändler [Asde15] [Meie00].

Nach Walsh und Möhring fallen für Onlinehändler vor allem Kosten des Handlings (Abwicklung der Retouren) und Kosten der Retourenvermeidung an [WaMö15]. Um derartige Kosten zu vermeiden und ebenfalls nachhaltige Kundenbeziehungen zu pflegen, ist ein präventives Retourenmanagement unerlässlich.

Das präventive Retourenmanagement versucht nach Walsh und Möhring Retouren vor und nach der Bestellung durch den Konsumenten zu vermeiden [WaMö15]. Aktuelle Forschungen im deutschsprachigen Raum haben einen Rahmen für das präventive Retourenmanagement entwickelt [WMKS14] [MWSU15] [MWSK13]:

<b>Monetäre Instrumente</b>	<b>Ablauforientierte Instrumente</b>	<b>Konsumenten-basierte Instrumente</b>
Geld-zurück-Garantien, Restocking-Fee, Gutscheine/Rabatte bei Nichtretoure, etc.	Sichere Verpackungen, Durchlaufzeitoptimierung, Keine Beilegung von Retourenscheinen, etc.	Virtual-Try On, Produktbewertungen, Avatare, Größentabellen, etc.

Abb. 1: Instrumente des präventiven Retourenmanagements [WMKS14]

Nach Walsh et al. [WMKS14] versuchen Konsumenten-basierte Instrumente Retouren vor dem Kauf vor allem durch bessere Informationen der Produkteigenschaften und der Passgenauigkeit zu vermeiden. Beispielhafte Instrumente hierbei sind etwa Produktbewertungen, Avatare, Virtual Try-On oder Größentabellen (vgl. Abb. 1). Monetäre Instrumenten geben den Kunden einen Anreiz (oder ein Hemmnis) Artikel nicht zu retournieren [WMKS14]. Geld-zurück-Garantien, wie sie beispielsweise bei Zalando mit 100-Tagen anzufinden sind, Wiedereinlagerungsgebühren (sog. Restocking-Fees) oder etwa Gutscheine bei Nichtretoure sollen Rücksendungen vermeiden (vgl. Abb. 1). Ablauforientierte Instrumente vermeiden Retouren nach der eigentlichen Kundenbestellung im Onlineshop [WMKS14]. Dazu zählen etwa sichere Verpackungen, Durchlaufzeitoptimierungen oder Instrumente welche die Schikanekosten (sog. Hassle-costs) (etwa keine Retourenscheine beilegen) erhöhen (vgl. Abb. 1).

Weiterhin wurde in verschiedenen Studien das Retourenverhalten deutscher Konsumenten untersucht (vgl. bspw. [PSWW13] [MWSU15]) und Möglichkeiten von Big Data und Predictive Analytics zur Retourenvermeidung dargestellt (vgl. bspw. [WaMö14] [MWSK13] [MSKW13]).

Grundlegend sollten Maßnahmen zur Retourenvermeidung kunden- und produktspezifisch schon vor der Kaufphase implementiert werden [WaMö14] [MWSK13]. Die Implementierung dieser Maßnahmen bedarf einen hohen Datenanalyseaufwand, welche durch die IT-Architektur des Online-Shops unterstützt werden muss.

### 3 IT-Architekturen von Online-Shops

Vor allem Geschäftsziele wie die Retourenreduktion und Margenerhöhung sind neben IT-Zielen wie der durchgängige IT-Betrieb mit gutem Antwortzeitverhalten der IT-Systemen wesentliche Ziele von Onlinehändlern mit Bezug auf das präventive Retourenmanagement auf IT Architekturen.

Im Allgemeinen werden Architekturprinzipien von Geschäfts- und IT-Zielen beeinflusst und münden in einem Design, Repräsentationsregeln, Guidelines und Evaluationskriterien [Stel10]. Grundlage für die Architekturentwicklung waren bisher vorwiegend service-orientierte Konzepte [Chaf07]. In jüngster Zeit wird aber zunehmend auch Cloud-Computing [MeGr09] in die Architekturüberlegungen einbezogen [KaMa11]. Zur methodischen Unterstützung empfiehlt sich die Verwendung von Enterprise Architecture Management [Lank05].

Onlineshops sind von einer sehr heterogenen IT-Infrastruktur durch Einsatz verschiedener IT-Architekturkomponenten ähnlich wie der Einzelhandel (vgl. bspw. [SMZH14] [Koll13] [Merz01]) geprägt. Dabei verwenden Onlinehändler je nach Historie und Ausprägung ein Warenwirtschaftssystem (WWS) bzw. Enterprise-Ressource-Planning (ERP)-System, welches die Transaktionen verwaltet [MBKP12], siehe auch Abbildung 2. Darauf aufbauend wird eine Online-Shop-Software (bspw. OSCommerce, Intershop, etc.) betrieben, welche Transaktionen mit dem Endkunden ermöglichen. Dabei erfolgt stetig oder in gewissen Zeitabständen ein Abgleich der gespeicherten Stamm- und Bewegungsdaten zwischen dem WWS- bzw. ERP-System und der Online-Shop-Software. Neben diesen Transaktionssystemen bestehen je nach Ausrichtung noch Managementinformationssystemen wie ein Data-Warehouse mit Business-Intelligence-Software [KeBL13]. Diese sind jedoch i.d.R. nur sehr unzureichend mit den Transaktionssystemen (wie dem Onlineshop) integriert, um diese im operativen Betrieb nicht mit zu langen Lese- und Schreibzyklen zu belasten. Weiterhin können noch Dritt-Systeme und Schnittstellen zu externen Partnern (wie Logistik-, Finanzdienstleister) bestehen. Zusammengefasst ist eine sehr heterogene Architektur vorzufinden, welche auf die schnelle Ausführung von Transaktionen ausgelegt ist, nicht aber die Durchführung von Analysen und das Fällen von Entscheidungen in Echtzeit. Entscheidungen in Echtzeit während der Online-Shop-Besucher auf der Seite ist, kann demnach bisher nur unzureichend oder gar nicht technisch unterstützt werden. Vor allem aber zur Implementierung von Strategien des präventiven Retourenmanagements (ggf. Echtzeitmanipulation von Größenauswahlen und Produkten) ist eine gute Analysearchitektur unerlässlich [MWSK13].

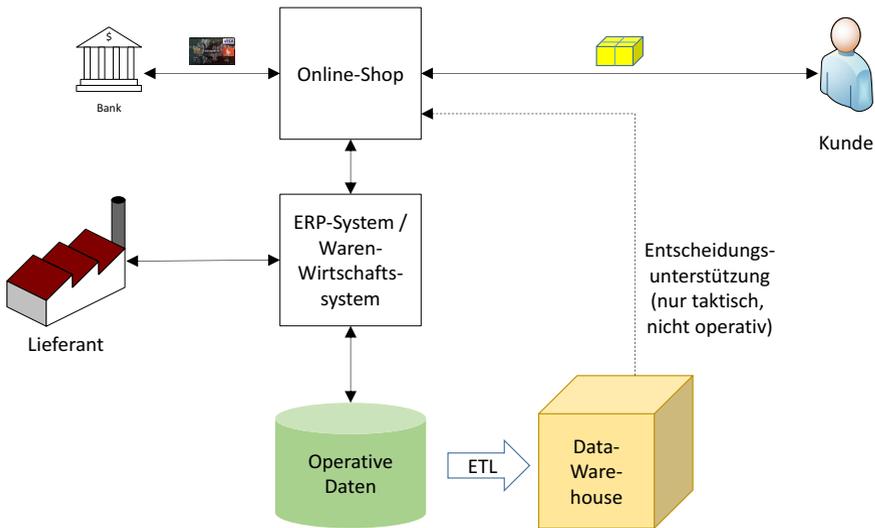


Abb. 2: Typische Architektur von Online-Shops

Wichtige Bestandteile des präventiven Retourenmanagements erfordern die Durchführung von Analysen und die Entscheidungsfindung meist in Echtzeit (bzw. ohne große zeitliche Verzögerungen). Die oben beschriebene Architektur ist hierzu aus zwei Gründen nicht in der Lage.

Durch die Verwendung eines Data-Warehouses und der Übertragung von Daten in dieses über einen Extract-Transform-Load-Prozess [VaSS02] entsteht eine erhebliche Latenz. Typisch ist eine stapelartige (batch-oriented) Arbeitsweise. Dabei wird eine Reihe von Datenzwischenprodukten erzeugt, die für unterschiedliche Analysezielstellungen verwendet werden kann. Wegen des zeitlichen Aufwandes für die Erstellung der Datenzwischenprodukte weisen die etablierten Ansätze eine erhebliche Entscheidungslatenz auf, d.h. es liegt ein erheblicher Zeitraum zwischen der prinzipiellen Verfügbarkeit der Informationen und dem Vorhandensein der Analyse. Diese hohe Latenz ist bei strategischen Entscheidungsprozessen meist nicht besonders problematisch, für die Entscheidungsunterstützung auf operativer Ebene hingegen, ist die Latenzzeit zu groß. Beispielsweise geht es bei der Fehleranalyse darum, innerhalb kürzester Zeit Fehlerursachen zu identifizieren. So können mitunter Tage vergehen bis die Informationen für die Entscheidungsfindung bereitstehen. Für die hier angestrebte Entscheidungsfindung in Echtzeit ist dieser Ansatz somit unbrauchbar.

Das zweite Problem besteht in der Einbettung der Entscheidungsfindung in die Anwendungssysteme. Ähnliche wie bei einem Datenbanksystem sollte die Funktionalität zur Unterstützung der Entscheidung getrennt von den übrigen Funktionalitäten des Gesamtsystems gehalten werden. Nur so kann eine schnelle Anpassung und Erweiterung der Entscheidungsunterstützung erreicht werden. Bei dem oben dargestellten Ansatz ist die Entscheidungsunterstützende Funktionalität jedoch stark über das Gesamtsystem verteilt.

## 4 Datengetriebene Unternehmensarchitektur für die Unterstützung des präventivem Retourenmanagements

Um eine präventive Vermeidung von Retouren vor dem Kauf zu ermöglichen, sind vor allem kunden- und produktspezifische Analysen nötig [MWSK13]. Zum einen sollten Retourenmuster und Präferenzen des Kunden (bspw. durchschnittlich behaltene Konfektionsgröße) ermittelt werden, um beispielsweise Artikel vorzuselektieren oder Größen auszublenden [MWSK13]. Zum anderen sind Retourenmuster von Produkten zu ermitteln (bspw. welche Abweichungen treten auf und was ist deren Echtgröße bzw. Spezifikation) [MWSK13].

Weiterhin sollten standardisierte Vorgehensweisen je nach Kunden- und Produktgruppe implementiert werden. Aus bisherigen Studien [MWSU15] ist bekannt, dass weibliche Konsumenten mehr Mode retournieren als dies männliche tun. Neben dem Geschlecht existieren auch etwa altersbedingte Unterschiede beim Retournieren. Jüngere Konsumenten retournieren öfter Mode als dies ältere tun. Neben diesen soziodemografischen Merkmalen ist auch bspw. bekannt, dass das Retourenverhalten von anderen Produktkategorien (wie bspw. Elektronikartikel) das Retournieren von Modeartikeln beeinflusst [MWSU15]. Demnach sollte auch das Verhalten verschiedener Produktkategorien erfasst und ausgewertet sowie präventiv genutzt werden. Um Retourenmuster (bspw. Produktspezifikationsabweichungen wie Größe, Farbe, etc.) zu erkennen, können auch Konsumentenmeinungen genutzt werden [MWSK13] [WaMö14].

Dabei kann zum einen auf eigene Produktbewertungen im Onlineshop zurückgegriffen werden, oder aber Produktbewertungen auf größeren Plattformen (wie ciao.de etc.) oder Händlern (wie Amazon.de). Eine Produktidentifizierung ist dabei über die EAN, ASIN, UPC oder Kontextinformationen der Produktkategorie möglich [MWSK13]. Neben Daten aus Produktbewertungsportalen, kann auch auf Daten aus sozialen Netzwerken wie Facebook oder Twitter zurückgegriffen werden [MWSK13]. Hierbei besteht jedoch die Herausforderung Produkte richtig zu identifizieren [MWSK13].

Die unterschiedlichen Datenquellen und Datenverarbeitungsorientierungen sind in der nachfolgenden Tabelle dargestellt:

	Attribute	Datenquellen	Orientierung der Datenverarbeitung
Konsumenten- daten	Alter	ERP, WWS, Onlineshop, etc.	Transaktion
	Geschlecht	ERP, WWS, Onlineshop, etc.	Transaktion
	Kundenwert (CLV)	ERP, BI-System	Analyse
Produkt- daten	Produktstammdaten	ERP, WWS, Onlineshop	Transaktion
	Produktbewertungen	Onlineshop, Produktbewertungs- portale, soziale Netzwerke	Analyse
Retouren- management- daten	Handlingkosten	ERP, WWS	Analyse
	Kundenretourenverhalten	ERP, WWS, etc.	Analyse
	Kunden-Retourencluster	ERP, BI-System	Analyse
	Produkt-Retourencluster	ERP, BI-System	Analyse
	Produkt-Retourengründe	ERP, WWS	Analyse
	Produkt- Retourenhäufigkeiten	ERP, WWS, BI-System	Analyse

Tab. 1: Datenquellen und -verarbeitungsorientierungen (in Anlehnung und erweitert nach [MWSK13])

Basierend auf den Datenquellen und Datenverarbeitungsorientierungen (vgl. Tab. 1) wird deutlich, dass vor allem zur Analyse des Retourenverhaltens (wie den Retourenmanagementdaten) eine Analyseorientierung notwendig ist [MWSK13].

Grundlage der hier vorgestellten Architektur ist die Trennung von Prozessen und Entscheidungs-Services. Betriebliche Entscheidungen werden als eigenständige Entitäten separat vom Prozessmodell verwaltet. Die Entscheidungs-Services enthalten aber nicht nur das Entscheidungsverfahren, sondern auch die Darstellung der Entscheidungsgrundlage sowie die entscheidungsrelevanten Daten. Hierdurch kann bei Änderungen der Entscheidungsgrundlage automatisiert reagiert werden.

Durch die separaten Entscheidungs-Services (siehe Abbildung 3) werden die Wiederverwendung, die Korrektheitsprüfung und die Geschwindigkeit von Veränderungen der Entscheidungsverfahren erhöht. Durch die eigenständige Darstellung können Entscheidungen in mehreren Prozessen standardisiert und wiederverwendet werden. Im Gegensatz hierzu ist die tiefe Einbettung von Entscheidungen in Geschäftsprozessmodelle wie beispielsweise nach dem BPMN Standard [ChTr12] für die Wiederverwendung höchst problematisch.

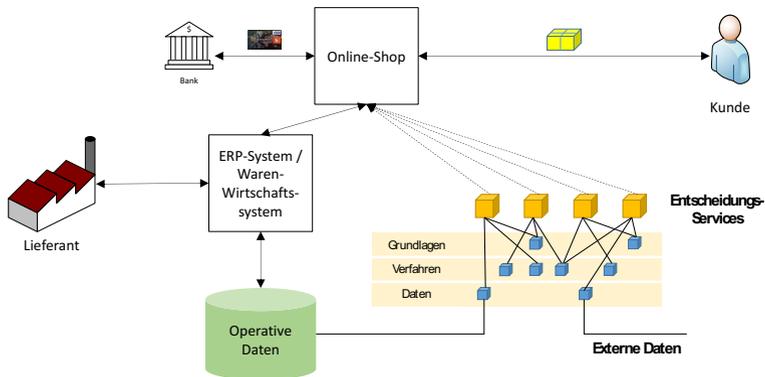


Abb. 3: Separate Darstellung des Entscheidungsmodells

Auch die Korrektheitsüberprüfung profitiert von der separaten Darstellung. Die als eigenständige aber abgeschlossene Entität dargestellten Entscheidungen können auf Ihre Korrektheit und Konsistenz geprüft werden. Existierende Ansätze wie beispielsweise Business Rules [TeOt06] sind eine Sammlung von einzelnen Regeln, deren Korrektheit bezüglich einer konkreten Entscheidung in einem Geschäftsprozess nur sehr aufwendig, wenn überhaupt, überprüfbar ist.

Die Erfassung von Entscheidungsgrundlagen, -verfahren und -daten ermöglicht zudem schneller und umfassender auf Veränderungen zu reagieren. Bisherige Entscheidungsverfahren stützten sich nur auf die grundlegenden Daten, sahen aber keine Reaktion auf Veränderungen in der Entscheidungsgrundlage und dem Entscheidungsverfahren vor.

Durch die separaten Entscheidungs-Services (siehe Abbildung 3) kann die Korrektheit, Wiederverwendung und Agilität des Prozesses erhöht werden. Die Entscheidungsservices greifen auf interne und externe Services zurück. Auf diese Weise können auch Änderungen der Entscheidungsgrundlagen und des Entscheidungsverfahrens berücksichtigt werden. Diese Services werden aus internen und externen Service-Kandidaten mit Hilfe eines Reputationsmodelles ausgesucht welches Sicherheit, Datenqualität und die unterstützten Meta-Services.

## 5 Umsetzung mit Hilfe verteilter Verarbeitungsmechanismen

Aktuelle Forschungen zum Einsatz von Unternehmensarchitekturen beschäftigen sich mit Komponenten von Big Data, um so zum einen Unternehmensarchitekturen besser beurteilen zu können, als auch daten-intensive Geschäftsprozesse zu ermöglichen [SMZW14] [SMZH14] [ZPZF13] [Ferg12] [ScKü15]. So sind beispielsweise für den Bekleidungs Einzelhandel bereits derartige Architekturen entwickelt worden [SMZH14].

Grundlage für datengetriebene Architekturen sind verteilte Verarbeitungsmechanismen welche vielfach unter dem Begriff Big Data [BuCM10] zusammengefasst werden. Sie unterscheiden sich deutlich von den oben beschriebenen Konzepten. Ein erster wichtiger Unterschied liegt in der Fähigkeit auch semi- und unstrukturierte sowie unvollständige Daten zu bearbeiten. Semi-strukturierte Daten sind Daten ohne vordefiniertes Schema, bei denen aber dieses Schema zur Laufzeit bestimmt werden kann. Der hierfür notwendige Aufwand schränkte bisher ihre Nutzung ein. Nach der Schemaerkennung sind semi-strukturierte Daten nutzbar wie strukturierte Daten. Unstrukturierte Daten sind Daten wie beispielsweise Kundenäußerungen in Social Media Systemen [WaKH11] [MSHH14]. Kennzeichnend für diese Art der Daten ist, dass sie keinem einheitlichen Schema unterliegen. Es liegt dabei eine sogenannte semantische Heterogenität vor [MSHH14]. Hierunter ist die unterschiedliche Interpretation von Begriffen in unterschiedlichen Kontexten zu verstehen. Daher kann hier die Auswertung nur über statistische Verfahren oder maschinelle Lernverfahren erfolgen, welches den Verarbeitungsaufwand gegen über semi-strukturierten Daten weiter erhöht [MWSK13].

Ein weiteres Unterscheidungsmerkmal des zu entwickelnden Software-Systems ist der Typ der unterstützen Entscheidungs-Services [SMZW14]. Bisherige Systeme sind größtenteils nur zu berichtenden, d.h. vergangenheitsbezogenen Analysen fähig. Das zu entwickelnde Software-System wird auch vorhersagende und empfehlende Analysen ermöglichen. Für die Durchführung von vorhersagenden oder empfehlenden Analysen ist es notwendig, eine möglichst breite statistische Grundlage einzubeziehen. Um größere Volumina auch semi- und unstrukturierter Daten in kurzer Zeit auszuwerten und zur Grundlage von Vorhersagen und Entscheidungen zu machen setzt das zu entwickelnde System hoch verteilte Verfahren ein. Die vorhandenen Werkzeuge können auch an Hand ihrer Latenz verglichen werden. Hierunter wird der zeitliche Verzug bei der Erstellung von Analysen verstanden. Das Bestreben der etablierten Systeme ist es von monatlichen und wöchentlichen Auswertungen hin zu tagesaktuellen, stündlichen oder gar echtzeitnahen Analysen zu gelangen. Besonders hierdurch kann die Findung nicht nur strategischer, sondern auch operativer Entscheidungen unterstützt werden. Die etablierten Verfahren sind für strategische Entscheidungen einsetzbar, für operative Entscheidungen benötigen diese meist zu lange. Insbesondere um schnell auf Fehlfunktionen zu reagieren oder die Ressourcenverteilung anzupassen ist es notwendig, in Sekundenbruchteilen Entscheidungen zu treffen.

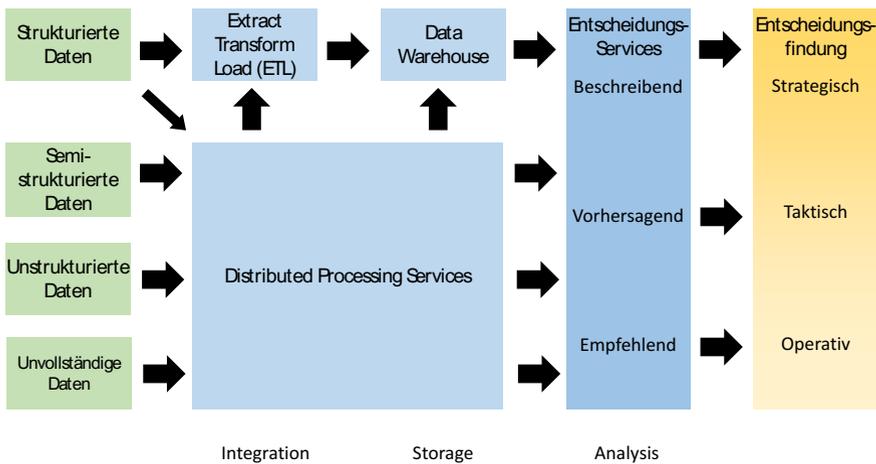


Abb. 4: Erweiterung der Entscheidungsservices und –findung in Anlehnung an [SMZW14]

Für eine analyse-orientierte Datenverarbeitung, welche in Echtzeit während des Kundenbesuches erfolgt, sind derzeitige Architekturen bei vielen Onlineanbietern nur wenig ausgelegt (vergleiche Kapitel davor). Weiterhin variieren Besucherströme je nach Tageszeit [Brei07]. Daher ist nicht zu jedem Zeitpunkt die gleiche Rechenkapazität nötig. Neben den Verarbeitungskapazitäten ist für eine analyse-orientierte Datenverarbeitung auch ein vertieftes Wissen über mathematisch, statistische Algorithmen (sog. Data-Scientists) und entsprechende Business-Intelligence- und Data-Miningsoftware nötig [Pati11], [Kotu14], [MüLe13].

Daher können vor allem neu aufkommende Analytics-Services von Cloud-Anbietern von Amazon oder Microsoft genutzt werden. Microsoft bietet mit Azure ML ein teilweise auf R-Project basierendes skalierbares Produkt an, mit dem Unternehmen Retourenmuster ermitteln können. Ähnliches ist auch bei anderen Anbieter erhältlich (siehe Tabelle 2).

Eine Auswahl an Analysetools für den vorgestellten Business Case ist in der nachfolgenden Tabelle dargestellt. Es wird weiterhin dabei deutlich, welche Lösungen entgeltpflichtig sind und bei welcher Lösung Anforderungen an eine einfache Skalierbarkeit sowie Cloud-Lösung geben sind (siehe Tabelle 2).

Basierend auf einer Nutzwertanalyse mit den in der Tabelle 2 gezeigten Elementen je Analyseumgebung und Erfahrungen mit den Anbietern (wie Integrationsfähigkeit) kann eine Architekturentscheidung über die jeweiligen Cloud-Services erfolgen [SMZW14].

Neben dieser reinen, starren Cloud-Anwendung besteht auch die Möglichkeit selbst derartige Services auf einer Private- oder Public-Cloud-Umgebung zu implementieren. So können beispielsweise mit der Analysesoftware RapidMiner erstellte Analyseprozesse als Web-Service über die serverseitige Plattform RapidAnalytics bereitgestellt werden.

Analyseumgebung	Kostenaspekte	Cloud-Service	Einfache Skalierbarkeit
Microsoft Azure ML [Barg14]	Entgeltpflichtig	Ja	Ja
Amazon Machine Learning [Aml15]	Entgeltpflichtig	Ja	Ja
Google Prediction API [Go15]	Entgeltpflichtig	Ja	Ja
RapidMiner Cloud [Rmc15]	Entgeltpflichtig	Ja	Ja
RapidMiner [Kotu14]	Entgeltfreie sowie entgeltpflichtige Variante verfügbar	Nein	Nein
R-Project [Lant13]	Entgeltfrei	Nein	Nein
IBM SPSS Modeller [Ibm15]	Entgeltpflichtig	Nein	Nein
SAS 9.4 [Sas15]	Entgeltpflichtig	Nein	Nein
Microsoft SQL Server Business Intelligence [BaSa14]	Entgeltpflichtig	Nein	Nein
SAS Cloud Analytics [Sas15]	Entgeltpflichtig	Ja	Ja

Tab. 2: Auswahl und Klassifikation von Analysetools

## 6 Verwandte Arbeiten

Die modellhafte Darstellung von Entscheidungen wurde bereits in der Vergangenheit durch eine Reihe von Verfahren repräsentiert. Die Predictive Model Markup Language (PMML) [GZLW09], [Pech09] ermöglicht die standardisierte Darstellung von vorhersagenden Modellen. Sie kann zur Darstellung von Wissensmodellen als Bestandteil von Entscheidungspatterns herangezogen werden. Allerdings fehlt jede Integration in Geschäftsprozesse. Durch den SBVR Standard, Semantics of Business Vocabulary and Rules ist es möglich, Sachverhalte und Regeln aus dem Business Bereich semantisch reichhaltig darzustellen [TeOt06]. Der OMG-Standard Decision Model And Notation (DMN) [Omg15] ermöglicht die grafische Repräsentation von Entscheidungsvorgängen in Geschäftsprozessen, gibt aber keine tiefere methodische Unterstützung. Der Geschäftsprozessmodellierungsstandard Business Process Modelling Notation [ChTr12] enthält Konstrukte zur Darstellung von Entscheidungen, diese eignen sich aber nicht für die Modellierung komplexer Entscheidungsalgorithmen.

Weiterhin beeinflussen auch neue Preisbildungsmechanismen wie „Dynamic Pricing“ [HiHS11] die Architekturwahl der Onlineshops, da hierbei sehr datenintensive Analyseprozesse durchgeführt werden müssen.

## 7 Fazit und Diskussion

E-Commerce Unternehmen müssen sich neben steigenden Umsätzen und wandelnden Konsumentenansforderungen (wie bspw. Same-Day-Delivery [Ec15]) vor allem auch auf steigende Retouren einstellen. Um Retouren daten-getrieben zu vermeiden, sind vor allem aufwendige Datenanalysen nötig. Der vorliegende Aufsatz baut auf Vorarbeiten im Bereich Business Intelligence und Big Data sowie des präventiven Retourenmanagements auf und stellt einen Ansatz zur Gestaltung von Unternehmensarchitekturen zur Unterstützung der Analyse und Durchführung von IT-gestützten Retourenvermeidungen vor.

Zentrale Idee ist dabei die Herauslösung der Entscheidungsabläufe aus den Geschäftsprozessen als separate Entscheidungsservices. Diese Entscheidungsservices werden auf der Basis untergeordneter Services bereitgestellt, die Daten, Entscheidungsmethoden und –grundlagen zur Verfügung stellen. Die den verwendeten Service-orientierten Ansatz können Änderungen leicht umgesetzt werden und auch externe Quellen für Daten, Entscheidungsmethoden und –grundlagen leicht genutzt werden. Durch diese Umgestaltung ist es möglich, automatische Entscheidungen deutlich schneller zu treffen als bisher und sogar in operative Prozesse einfließen zu lassen. Hierdurch wird ein wichtiger Schritt zum Daten-getriebenen Unternehmen ermöglicht.

Unser Ansatz erweitert die bisherige Forschung in vielfacher Hinsicht. Zukünftige Forschung kann von neuen Architekturmustern zur Unterstützung der Retourenvermeidung profitieren und somit die Umsetzbarkeit von Strategien des präventiven Retourenmanagements ermöglichen. Forschungen im Bereich Enterprise Architecture Management können ebenfalls von neuen Formen Daten-zentrierter Unternehmensarchitekturen im E-Commerce profitieren und diese mit vor allem bei kleineren und mittleren Onlineshops vorliegenden starren Transaktionsorientierung evaluieren und weiterentwickeln.

E-Commerce Manager können basierend auf unserem Ansatz Möglichkeiten zur Umsetzung von daten-getriebenen Retourenpräventionsstrategien evaluieren und mögliche Technologien und Architekturmuster selektieren. Mit dem vorliegenden Beitrag ist es möglich die bisherige Architektur eines Onlineshops durch Erweiterungen und Adaptionen zu einer mehr analyseorientierten Architektur zu transformieren, um so nachhaltig Wettbewerbsfähigkeit zu sichern.

Der vorliegende deskriptiv begründete Ansatz basiert auf Erkenntnissen der aktuellen Literatur und Branchenerfahrungen. Limitationen sind vor allem in Bereichen der empirischen Überprüfung des Ansatzes als auch der möglichen Branchen- und Größenunterschiede der Onlineshops zu finden.

Zukünftige Forschung sollte diesen Architekturvorschlag branchenübergreifend bei Onlineshops (bspw. mittels Case-Study-Research) evaluieren und weiterentwickeln. Unterschiede je nach Branche zur Retourenvermeidung (bspw. Elektronik und Modebranche) und der jeweiligen generischen Strategie (bspw. Premium-/Kostenführer) sollten näher betrachtet werden. Weiterhin sollte erforscht werden, wie Entscheidungsservices vorteilhaft gestaltet und software-technisch implementiert werden können.

## Literaturverzeichnis

- [Aml15] AML: Amazon Machine Learning – Make Data-Driven Decisions at Scale | AWS Official Blog, <https://aws.amazon.com/de/blogs/aws/amazon-machine-learning-make-data-driven-decisions-at-scale/>, Stand 15.05.2015.
- [Asde15] Asdecker, B.: Statistiken Retouren Deutschland - Definition, [http://www.retourenforschung.de/definition\\_statistiken-retouren-deutschland.html](http://www.retourenforschung.de/definition_statistiken-retouren-deutschland.html), Stand 15.05.2015.
- [Barg14] Barga, R.: Predictive Analytics with Microsoft Azure Machine Learning. Apress, Berkeley, CA ; s.l., 2014.
- [BaSa14] Bassan, A.S., Sarkar, D.: Mastering SQL server 2014 data mining: master selecting, applying, and deploying data mining models to build powerful predictive analysis frameworks, 2014.
- [Brei07] Breidenbach, P.: E-Commerce bei Multi-Channel-Unternehmen. Analytische Betrachtung der Informations-und Kaufströme von Konsumenten und unternehmensstrategische Handlungsfelder für Anbieter, Berlin (Geographie der Kommunikation, Bd. 8, 2007.
- [BuCM10] Bughin, J. et al.: Clouds, big data, and smart assets: Ten tech-enabled business trends to watch. McKinsey Quarterly. 56, 2010.
- [Chaf07] Chaffey, D.: E-business and E-commerce Management: Strategy, Implementation and Practice. Pearson Education, 2007.
- [ChTr12] Chinosi, M., Trombetta, A.: BPMN: An introduction to the standard. Computer Standards & Interfaces. 34, 1, S. 124-134, 2012.
- [CLSF05] Curbera, F. et al.: Web Services Platform Architecture: SOAP, WSDL, WS-Policy, WS-Addressing, WS-BPEL, WS-Reliable Messaging and More. Prentice Hall PTR, 2005.
- [Ec15] EC: E-commerce: Same-day dreamers | The Economist, <http://www.economist.com/news/business/21601556-online-firms-are-plunging-same-day-delivery-again-same-day-dreamers>, Stand 15.05.2015.
- [Ferg12] Ferguson, M.: Architecting a big data platform for analytics. A Whitepaper Prepared for IBM, 2012.
- [Go15] Go: Prediction API — Google Cloud Platform, <https://cloud.google.com/prediction/docs>, Stand 15.05.2015.
- [GZLW09] Guazzelli, A. et al.: PMML: An open standard for sharing models. The R Journal. 1, 1, S. 60-65, 2009.
- [HeSt11] Heinrich, L.J., Stelzer, D.: Informationsmanagement: Grundlagen, Aufgaben, Methoden. Oldenbourg, R, 2011.
- [HiHS11] Hinz, O. et al.: Price discrimination in e-commerce? An examination of dynamic pricing in name-your-own price markets. Mis quarterly. 35, 1, S. 81–98, 2011.
- [Ibm15] IBM: IBM SPSS Software - Deutschland, <http://www-01.ibm.com/software/de/analytics/spss/>, Stand 15.05.2015.
- [KaMa11] Kailer, D., Mandl, P.: Einsatz von Cloud Computing im E-Commerce. Praxis der Informationsverarbeitung und Kommunikation. 34, 1, S. 37-43, 2011.
- [KeBL13] Kemper, H.-G. et al.: An Integrated Business Intelligence Framework. In: Rausch, P. et al. (eds.) Business Intelligence and Performance Management. S. 13–26, Springer London, 2013.
- [Koll13] Kollmann, T.: E-Business: Grundlagen elektronischer Geschäftsprozesse in der Net Economy. Springer Gabler, Wiesbaden, 2013.
- [Kotu14] Kotu, V.: Predictive analytics and data mining: concepts and practice with rapidminer. Elsevier, Waltham, MA, 2014.

- [Lank05] Lankhorst, M.: Enterprise Architecture at Work: Modelling, Communication, and Analysis. Springer, 2005.
- [Lant13] Lantz, B.: Machine learning with R: learn how to use R to apply powerful machine learning methods and gain an insight into real-world applications. Packt Publ, Birmingham, 2013.
- [Lütg14] Lütge, G.: Online-Versand: Verflixte Retouren | ZEIT ONLINE, <http://www.zeit.de/2014/15/retouren-onlinehandel-umweltbilanz>, Stand 15.05.2015.
- [MBKP12] Mertens, P. et al.: Grundzüge der Wirtschaftsinformatik. Springer Gabler, Berlin, 2012.
- [MeGr09] Mell, P., Grance, T.: The NIST Definition of Cloud Computing, <http://csrc.nist.gov/groups/SNS/cloud-computing/>, Stand 15.05.2015.
- [Meie00] Meier, S.: Retourenkosten belasten den Versandhandel, <http://www.springerprofessional.de/retourenkosten-belasten-den-versandhandel/4832758.html>, Stand 15.05.2015.
- [Merz01] Merz, M.: E-Commerce und E-Business: Marktmodelle, Anwendungen und Technologien. dpunkt, Heidelberg, 2001.
- [MSHH14] Möhring et al.: Neue Potenziale im Controlling durch die Verarbeitung von unstrukturierten Daten in Marketing und Vertrieb. Controlling Berater, 34, S. 229-245, 2014.
- [MSKW13] Möhring, M. et al.: Big Data – neue Möglichkeiten im E-Commerce. Wirtschaftsinformatik und Management. 2013, 2, S. 48-56, 2013.
- [MüLe13] Müller, R.M., Lenz, H.-J.: Business Intelligence. Springer, 2013.
- [MWSK13] Möhring, M. et al.: Präventives Retourenmanagement im eCommerce. HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik. 50, 5, S. 66-75, 2013.
- [MWSU15] Möhring, M. et al.: Moderetouren im Deutschen Onlinehandel – Eine empirische Untersuchung. HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik, 52, 2, S. 257-266, 2015.
- [Omg15] OMG: DMN 1.0, <http://www.omg.org/spec/DMN/1.0/Beta1/>, Stand 15.05.2015.
- [Otto15] Otto: Retouren bei OTTO - Otto (GmbH & Co KG), <https://www.otto.de/unternehmen/de/newsroom/dossiers/Retouren.php>, Stand 15.05.2015.
- [Pati11] Patil, D.J.: Building data science teams. O'Reilly Media, Inc., 2011.
- [Pech09] Pechter, R.: What's PMML and What's New in PMML 4.0? ACM SIGKDD Explorations Newsletter. 11, 1, S. 19-25, 2009.
- [PSWW13] Pur, S. et al.: Retourenmanagement im Online-Handel - Das Beste draus machen, [http://www.ibi.de/files/Retourenmanagement-im-Online-Handel\\_-\\_Das-Beste-daraus-machen.pdf](http://www.ibi.de/files/Retourenmanagement-im-Online-Handel_-_Das-Beste-daraus-machen.pdf), Stand 15.05.2015.
- [Rmc15] RMC: RapidMiner Cloud - RapidMiner, <https://rapidminer.com/products/cloud/>, Stand 15.05.2015.
- [Sas15] SAS: Business Analytics und Business Intelligence Software | SAS, [http://www.sas.com/de\\_de/home.html](http://www.sas.com/de_de/home.html), Stand 15.05.2015.
- [ScKü15] Schacht, S., Küller, P.: 2.2 Enterprise Architecture Management und Big Data. Praxishandbuch Big Data. 32, 2015.
- [ShCS10] Shulman, J.D. et al.: Optimal reverse channel structure for consumer product returns. Marketing Science. 29, 6, S. 1071-1085, 2010.
- [SMZH14] Schmidt, R. et al.: Datenzentrierte Unternehmensarchitekturen im Bekleidungs Einzelhandel. INFORMATIK 2014 : Big Data - Komplexität meistern 44. Jahrestagung der Gesellschaft für Informatik. LNI 232, S. 405-416, Stuttgart, 2014.
- [SMZW14] Schmidt, R. et al.: Towards a Framework for Enterprise Architecture Analytics. Proceedings of the 18th IEEE International Enterprise Distributed Object Computing Conference Workshops (EDOCW), Ulm / Germany, in press. , Ulm, Germany, 2014.

- [Stel10] Stelzer, D.: Enterprise architecture principles: literature review and research directions. Service-Oriented Computing. ICSOC/ServiceWave 2009 Workshops. S. 12-21, Springer, 2010.
- [TeOt06] Team, S., others: Semantics of Business Vocabulary and Rules (SBVR). Technical Report dtc/06-03-02, 2006.
- [VaSS02] Vassiliadis, P. et al.: Conceptual modeling for ETL processes. Proceedings of the 5th ACM international workshop on Data Warehousing and OLAP. S. 14-21 ACM, 2002.
- [WaKH11] Walsh, G. et al.: Grundlagen des Web 2.0. Springer, Berlin Heidelberg, 2011.
- [WaMö14] Walsh, G., Möhring, M.: Retourenvermeidung im E-Commerce—Kann Big Data helfen? Marketing Review St. Gallen. 31, 1, S. 68-78, 2014.
- [WaMö15] Walsh, G., Möhring, M.: Definition Retourenmanagement; Gabler Wirtschaftslexikon, <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Definition/retourenmanagement.html>, Stand 15.05.2015.
- [WMKS14] Walsh, G. et al.: PREVENTIVE PRODUCT RETURNS MANAGEMENT SYSTEMS-A REVIEW AND MODEL. Proceedings of the 21th European Conference on Information Systems (ECIS), Tel Aviv, Israel, 2014.
- [ZPZF13] Zimmermann, A. et al.: Towards Service-Oriented Enterprise Architectures for Big Data Applications in the Cloud. Enterprise Distributed Object Computing Conference Workshops (EDOCW), 2013 17th IEEE International. S. 130-135, 2013.