

Schriftenreihe

Angewandtes B2B-Marketing

Herausgeber: Seon-Su Kim, Jörn Redler

Nr. 4

Fabian Lump

Potenziale von Data Mining für das strategische
Kundenmanagement – grundlegende Verbindungslinien
2016

Abstract:

Data Mining ist ein spezifischer Prozess, um mittels vielfältiger Analysemethoden Muster in der Flut von Unternehmens-, Markt- und Kundendaten zu identifizieren. Betrachtet aus der Perspektive der Aufgaben und Herausforderungen im strategischen Kundenmanagement bestehen im Data Mining signifikante Nutzenpotenziale. Dieser Beitrag skizziert wichtige Verbindungslinien.

ISBN 978-3-943656-05-3

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis	1
1 Daten als Wissen über Kunden nutzen.....	2
2 Data Mining.....	2
2.1 Begriff und Data Mining Prozess	2
2.2 Elementare Aufgaben und Methoden des Data Mining.....	4
2.3 Spezifische Problemfelder des Data Mining	4
3 Strategisches Kundenmanagement.....	5
3.1 Begriffliche Einordnung.....	5
3.2 Kundenbeziehungs-Lebenszyklus als wichtige Perspektive	6
3.3 Methoden des strategischen Kundenmanagement	7
4 Potenziale des Data Mining für das strategische Kundenmanagement	7
4.1 Grundlegende Ansatzpunkte	7
4.2 Lebenszyklusbezogene Potenziale.....	8
5 Fazit	10
Der Autor	14
Die Herausgeber.....	14



1 Daten als Wissen über Kunden nutzen

„Wissen ist Macht“ – „Information als 4. Produktionsfaktor...“ – „Der Kunde ist König, doch niemand kennt ihn“ (Beuthner, 2000, S. 70; Winkelmann, 2010, S. 187). Aussagen wie diese gewinnen in einer sich rasant und technologisch dynamisch entwickelnden Informationsgesellschaft mehr denn je an Relevanz. Daten, um daraus relevantes Wissen zu generieren, sind mehr als zahlreich vorhanden, jedoch versperrt eben diese Flut an Informationen einigen Unternehmen und Marketeers oft die klare Sicht, um Kundenbedürfnisse zweckmäßig zu analysieren und dann auf sinnvolle Weise auf diese einzugehen.

Gerade bei Unternehmen mit Informationsvorsprung im Kundenmanagement ist aber seit längerem deutlich zu beobachten, dass sich die betriebswirtschaftliche Leistung, Effizienz und die Wettbewerbsfähigkeit enorm verbessern (vgl. Winkelmann, 2013, S. 213).

Rational betrachtet stellt sich also die Frage, wie aus einer Datenflut entscheidungsunterstützendes, nützliches Wissen für den Vertrieb gewonnen werden kann. Data Mining stellt diesbezüglich ein etabliertes Feld von Möglichkeiten dar, die wachsende Masse an Daten zu bewältigen und gewinnbringend zu instrumentalisieren. Somit können Kundenwünsche besser realisiert werden, indem beispielsweise Kaufgewohnheiten ermittelt werden.

Ziel dieses Beitrags ist es, a) Data Mining und dessen grundlegende Modelle und Verfahren grob vorzustellen und b) im Hinblick auf die Thematik des strategischen Kundenmanagements zu analysieren. Darauf aufbauend werden zentrale Potenziale und Problemfelder des Data Mining für das strategische Kundenmanagement identifiziert.

2 Data Mining

2.1 Begriff und Data Mining-Prozess

Innerhalb der letzten Jahre sind Anwendungen des Data Mining von elementarer Bedeutung für die meisten Unternehmen geworden, um neue Kunden zu gewinnen und bestehende Kunden zu halten (vgl. Shi et al., 2015, S. 1). **Definitiv** ergibt sich zunächst folgendes Bild: Kuß und Shaw definieren Data Mining als Prozesse der Wissensgewinnung, Generierung von Merkmalskorrelationen, der Extraktion von Mustern und Trends, aufgrund der Analyse und der Auswertung gegebener Rohdaten, die sich im Data Warehouse über die Jahre hinweg kumulieren (vgl. Kuß et al., 2014, S. 33; Shaw et al., 2001, S. 128). Witten und Frank (2001, S. XIII) definieren: „Data Mining ist die Gewinnung impliziter, bislang unbekannter und potenziell nützlicher Informationen aus Daten.“ Berry und Linoff wiederum fassen Data Mining als halb- oder vollautomatische Prozesse zur Analyse immenser Datenmengen und Strukturen (vgl. Berry/Linoff, 2004, S. 7; Berry/Linoff, 2000, S. 7).

Das **Ziel** von Data Mining liegt generell darin, aus angesammelten Daten neue und interessante Hypothesen über die Beziehung zwischen Attributen zu formulieren, bisher unbekanntes Wissen und Zusammenhänge zu modellieren und mit Hilfe geeigneter Methoden auf ihre Wahrheit zu überprüfen (vgl. Piatetsky-Shapiro, G., 1991, S. 86ff.; Alpar/Niedereichholz, 2000, S. 3ff.). Data Mining ist ein Teil des größeren Prozesses, der KDD genannt wird. Letzterer ist ein Prozess der Bildung von Wissen aus akkumulierten Daten. Hierbei werden Techniken der künstlichen Intelligenz (Neuronale Netzwerke) genutzt, welche verständliche Muster in Daten identifizieren und verifizieren sollen (vgl. Fayyad, et al., 1996a, S. 39ff.; Krahl et al., 1998, S. 23; Ngai et al., 2009, S. 2593). Ausgehend von Methodenansätzen aus mathematischen Techniken, Fuzzy-Logik, Data Mining Anwendungssoftwares, Entscheidungsbäumen, grafischer Visualisierungen und mit Hilfe der explorativen Statistik können diese Informationen und Muster ermittelt werden. Diese mathematischen Techniken verwenden spezifische Algorithmen (vgl. Shi et al., 2015, S. 1; Fayyad, 1996b, S. 8ff.). Anders als bei SQL-Abfragen oder bei OLAP, welche explizite Informationen kreieren, werden bei Data Mining Prozessen **implizierte Informationen und Trends identifiziert**, welche neue Aufschlüsse, die über die normale Analyse

der Daten hinausgehen, bereitstellen (vgl. Krahl et al., 1998, S. 24). Der entscheidende Vorteil, welcher Data Mining von allen bisherigen Verfahren abgrenzt, ist, dass die diversen Analysemethoden auf sehr große und bemerkenswert **umfangreiche Datensätze** angewendet werden können (vgl. Kuß et al., 2014, S. 33). **Solche** Datensätze ergeben sich aus der Agglomeration von Einkaufsverhalten, Telefongesprächen, E-Mails, Bankdaten uvm. (vgl. Winkelmann, 2013, S. 188). Des Weiteren stellt Roux heraus, dass aufgrund immer effizienter werdenden Algorithmen bezüglich der Laufzeit und des Speicherverbrauchs, ein höher werdendes Maß an Automatisierung ermöglicht wird. Somit wird Data Mining in Zukunft eine immense Bedeutung haben, um wertvolle Informationen für Unternehmen zu generieren (vgl. Roux, 2002, S. 7). Aufgrund der vielfältigen Zugänge wird das Verständnis zu Data Mining vervollständigt und somit die Basis mit Hilfe der technischen Möglichkeiten gelegt, Kundenbedürfnisse und Wünsche besser zu verstehen (vgl. Shaw et al., 2001, S. 128).

Mit Blick auf das Vorgehen ist zu betonen: Data Mining ist kein geradliniger **Prozess**, sondern erfolgt in unterschiedlichen **Iterationen**, die sich bei Erfordernis solange wiederholen, bis ein zufriedenstellendes Ergebnis erreicht wird, aus welchem sich neue Muster und Zusammenhänge extrahieren lassen (vgl. Fayyad et al., 1996a, S. 38ff.; Krahl et al., 1998, S. 32).

Vor Beginn des Data Mining-Prozesses fungieren festgesetzte Ziele oder Fragestellungen häufig als Initiator, um mögliche Ergebnisse zu diskutieren (vgl. Fayyad et al., 1996b, S. 30; Krahl et al., 1998, S. 30). In der Literatur werden viele Modelle des Data Mining Prozesses (z.B. Hagedorn et al., 1997, S. 601ff.; Fayyad et al., 1996a, S. 41; S. 41f., Chang et al., 2009, S. 143 f.) diskutiert. Abbildung 1 integriert zur Erleichterung die Modelle von Fayyad et al. und Chang et al. und visualisiert diese. Dabei wird der Der Data Mining-Prozess vereinfachend auf wenige Schritte komprimiert.

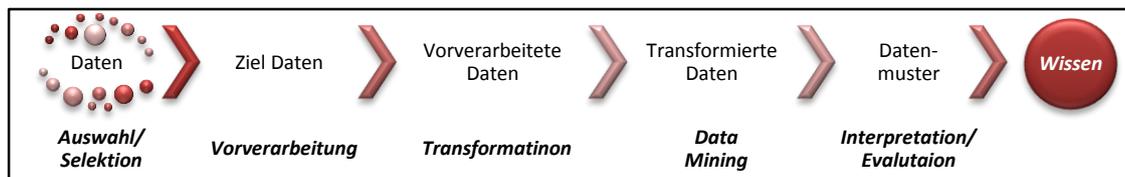


Abb. 1: Data Mining-Prozess. Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Fayyad et al., 1996, S. 41.

Der **erste** Schritt impliziert die Vorbereitung und Auswahl von Daten (vgl. Fayyad, 1996b, S. 30) sowie deren Vorverarbeitung und Transformation. Hierbei werden Daten, welche einer repräsentativen Stichprobe genügen, geprüft, wobei unzureichende oder defekte Daten entfernt oder überarbeitet werden. Anschließend werden Datenbereiche verändert und quantitative Daten in kategoriale Daten transformiert (vgl. Alpar/Niedereichholz, 2000, S. 6f.; Chang et al., 2009, S. 1435). Somit reduziert sich die Variablenanzahl, welche für die gegebenen Data Mining Aufgaben erforderlich sind. Die folgenden Verfahren werden somit beschleunigt. Der **zweite** Schritt ist das originäre Data Mining unter Einsatz diverser Methoden, wie Clusteranalyse, Klassifikation, Segmentierung, etc. (vgl. Abschnitt 2.3). Hierbei werden aus Rohdaten Ergebnisse kreiert und nach Mustern gesucht. Schlussendlich folgt der **dritte** Schritt mit der Interpretation, Dokumentation und Auswertung der Daten (vgl. Runkler, 2010, S. 2, S. 36). Die gefundenen Muster müssen dann anhand der Grundgesamtheit repräsentiert und evaluiert werden. Eine Evaluation, auch wenn diese in der Praxis oft einen geringeren Stellenwert aufweist, ist unerlässlich. Hierbei werden rückblickend alle durchgeführten Schritte, technisch generierter Muster und Korrelationen hinsichtlich der Zielsetzung und Anwendungsmöglichkeit überprüft. Durch den letzten Schritt entsteht für das Unternehmen die Chance, aus diesen Mustern Wissen zu erlangen (vgl. Krahl et al., 1998, S. 30).



2.2 Elementare Aufgaben und Methoden des Data Mining

García, Luengo und Herrera gliedern Data Mining-Methoden in die Felder Prognose und Beschreibung. Die Methoden, die für die Prognose angewendet werden, unterteilen sich in symbolische und statistische Methoden (vgl. García et al., 2015, S. 4ff.; Fayyad et al., 1996a, S. 38). Elementare Analysekategorien sind die Klassifikation, Segmentierung, Abhängigkeitsanalyse, Abweichungsanalyse und Prognose (vgl. Alpar/Niedereichholz, 2000, S. 9). Angefügt werden hierbei oft noch die Clusteranalyse, Entscheidungsbaumverfahren, Neuronale Netze und Datenvisualisierung (vgl. Fayyad et al., 1996a, S. 38ff.; Wiedmann/Buckler, 2003, S. 27). Die wichtigsten Verfahren werden nachfolgend knapp charakterisiert.

Bei einer Klassifikation werden gemeinsame ermittelte Muster (Kunden, Gebiete etc.) erkannt und vorher bestimmten Klassen zugeordnet (vgl. Shaw et al., 2001, S. 129; Alpar/Niedereichholz, 2000, S. 9). Das **Entscheidungsbaumverfahren** ist ein Verfahren der Klassifikation (vgl. Wiedmann/Buckler, 2003, S. 27), bei dem die Klassen homogen und unterschiedlich zueinander in Form eines Baumes angeordnet werden (vgl. Alpar/Niedereichholz, 2000, S. 9). Wenn Daten in homogene Gruppen zusammengefasst werden, welche bis zu diesem Zeitpunkt unbekannt waren, bezieht sich die Literatur auf die Segmentierung. Eine Methode der Segmentierung ist die **Clusteranalyse**, bei der korrelierende Daten in ein Anfangscluster agglomeriert werden oder das Cluster in einzelne Datensätze aufgespalten wird (vgl. Chamoni/ Gluchowski, 1998, S. 307; Alpar/Niedereichholz, 2000, S. 11). Beschrieben wird die Datenvisualisierung als Darstellung diffiziler Muster, beispielsweise aus Kundendaten (vgl. Shaw et al., 2001, S. 130). Mithilfe gegebener Daten werden bei den Prognoseverfahren unbekannte Merkmalswerte generiert (vgl. Alpar/Niedereichholz, 2000, S. 10). Die Assoziations- und die Warenkorbanalyse sind Verfahren der **Abhängigkeitsanalyse**, in denen ermittelt wird, ob bspw. beim Kauf eines Schraubenziehers auch die passenden Schrauben gekauft werden. Das Ziel hierbei ist es, eine Beziehung bzw. eine Abhängigkeit zwischen einem Objekt und anderen Objekten herzustellen (vgl. Shaw et al., 2001, S. 129), welches im Marketing von elementarer Bedeutung ist. Das Antonym zur Abhängigkeitsanalyse bildet die **Abweichungsanalyse**. Die dabei identifizierten Objekte schließen sich den Regelmäßigkeiten der anderen Objekten nicht an, sondern wollen diese widerlegen (vgl. Shaw et al., 2000, S. 128; Alpar/Niedereichholz, 2000, S. 10). **Neuronale Netze** stellen selbständig lernende Systeme dar, die sowohl überwacht als auch nicht überwacht ablaufen. Sie stellen sich automatisch auf verändernde Informationen ein und verarbeiten diese wie das menschliche Gehirn, um daraus neue Zusammenhänge extrahieren zu können (vgl. Holland, 2011, S. 224; Krahl et al., 1998, S. 64).

2.3 Spezifische Problemfelder des Data Mining

Den enormen Möglichkeiten stehen Problemfelder des Data Mining gegenüber: Die Komplexität und Kostspieligkeit von Data Mining-Projekten ist für viele Unternehmen nach wie vor noch ein Grund, Data Mining nicht einzusetzen (vgl. Collier, S. 17f.; Nemat/Barko, 2004, S. 12). Ungenaue oder zu geringe Mengen an Daten beeinträchtigen zudem die Validität (vgl. Krahl et al., 1998, S. 64) und – andererseits – zu viele Daten und Merkmale lassen die Rechenzeit beim Filtern und Sortieren der Informationen deutlich hoch ausfallen (vgl. Shaw, 2001, S. 135f.; Alpar/Niedereichholz, 2000, S. 48). Aufgrund der immensen Datensätze können einzelne Inhalte der Daten z.T. auch gar nicht ermittelt werden (vgl. Krahl et al., 1998, S. 44), weiterhin treten Beschreibungs- und Prognoseprobleme auf (vgl. Hippner/Wilde, 2001, S. 63f.). Für einen optimalen Einsatz des Data Minings benötigen die Unternehmen ferner geschultes Personal, welches sich in dieser Materie exzellent auskennt (vgl. Wiedmann/Buckler, 2003, S. 32). Nicht zu vergessen: Aufgrund der Sammlung immenser (dezentraler) Datensätze besteht insgesamt das Risiko von Sicherheitslücken, was Herausforderungen für den Datenschutz bspw. der Kunden erzeugt (vgl. Stahlbock, 2010, S. 354).



3 Strategisches Kundenmanagement

3.1 Begriffliche Einordnung

Während Einigkeit besteht, dass das Kundenmanagement ein elementarer **Baustein des Kundenbeziehungsmanagement (CRM)** ist, sind die Blickwinkel auf das konkrete Verständnis von Kundenmanagement durchaus unterschiedlich: Während Stauss und Seidel den Begriff Kundenmanagement als Synonym zum CRM verwenden (vgl. Stauss/Seidel, 2007, S. 24), sind Ngai und Shim et al. der Auffassung, dass es keine bewährte Definition von CRM gibt (vgl. Ngai, 2005, S. 583; vgl. Shim et al., 2012, S. 7737). In Ergänzung zu Stauss und Seidel liegt nach Dillers Auffassung die Grundidee des **Kundenmanagement** im Beziehungsmarketing (vgl. Diller, 2001, S. 163f.). Diller nennt schon im Jahre 1995 die folgende Definition: „Kundenmanagement wird als ein Konzept verstanden, das organisatorische, funktionale und verkaufsstrategische Aspekte hinsichtlich der Marktbearbeitung umfasst“ (Diller, 1995, S. 1363). Parvatiyar, Sheth, Ling, Yang und Hippner et al. sind sich im Inhalt der Definition des Kundenmanagements einig: Es handelt sich um eine Strategie des Erwerbs, der Aufrechterhaltung und der langfristigen Partnerschaft mit ausgewählten Kunden, welche dem Unternehmen einen Mehrwert generieren (vgl. Parvatiyar/Sheth, 2001, S. 5; Ling/Yen, 2001, S. 82; Hippner et al., 2011, S. 18). In Ergänzung merkt Töpfer an, dass gewinnorientierte Unternehmen nicht nur nach den Bedürfnissen der Kunden differenzieren, sondern auch nach dem Wert (vgl. Töpfer, 2008, S. 221). Kincaid bezeichnet das Kundenmanagement als „strategische Nutzung von Informationen, Prozessen, Technologie und Menschen, um Kundenbeziehungen mit dem Unternehmen über den gesamten Kundenbeziehungslebenszyklus hinaus zu führen“ (Kincaid, 2003, S. 41). Auch Swift äußerte sich im Jahre 2001 zum Kundenmanagement. Er definiert, dass die Kommunikationstechnologie zur Sammlung von Daten verwendet wird, um das Kundenverhalten besser zu verstehen und daraus die strategischen Prozesse der Kundengewinnung, -erhaltung, -bindung und -rentabilität zu optimieren (vgl. Swift, 2001, S. 12). Hierfür sollten die Kunden im Kundenmanagement genauer analysiert werden, um Wünsche zu befriedigen, Kaufakte auszulösen und intakte Beziehungen aufzubauen. Diese Anzahl an Definitionen des Begriffs Kundenmanagement zeigt ein **weitreichendes Spektrum der Deutung und Interpretation des Begriffs**.

Was ist nun das „strategische“ am Kundenmanagement? Strategien legen den langfristigen Handlungsrahmen fest, in welcher sich die zielführende Wirkung der operativen Instrumente befinden muss (vgl. Becker, 2013, S. 140f.; West et al., S. 36). Eine Strategie definiert ebenfalls die Position eines Unternehmens im Markt, denn darauf baut diese auf. Strategien festzusetzen und zu verfolgen ist für Unternehmen (einem präskriptiven Managementverständnis folgend) unabdingbar, denn sie kanalisieren die festgesetzten Schlüsselentscheidungen. Solche strategischen Entscheidungen sind folglich Weichenstellungen mit größerer Tragweite. Im generellen Verständnis ist damit verbunden, dass a) eine grundsätzliche Zielkanalisierung von Handlungen auf der Basis einer Verbindung interner Ressourcen wie externer Situationen erfolgt, b) die Wirksamkeit und Effekte einer langen Frist unterliegen und c) der Entscheidungsraum durch erhöhter Unsicherheiten und Komplexität gekennzeichnet ist. Sofern derartige Konstellationen zutreffen, ist ein strategisches Kundenmanagement angesprochen.

Man kann damit zusammenführen: **Das strategische Kundenmanagement beinhaltet die Strategien und Grundausrichtungen hinsichtlich der Selektion, der Betreuung und der Erfüllung von Kundenbedürfnissen, sowie der Intensivierung von Beziehung zwischen Kunde und Unternehmen** (vgl. auch Diller et al., 2005, S. 23f.; Töpfer, 2008, S. 18, S. 663). Es ist vom operativen Kundenmanagement abzugrenzen, das sich mit Umsetzungsaspekten einer Kundenmanagementstrategie befasst.

3.2 Kundenbeziehungs-Lebenszyklus als wichtige Perspektive

Der Kundenbeziehungs-Lebenszyklus visualisiert die Phasen der Geschäftsbeziehung zwischen einem Unternehmen und dem Kunden. Der Zyklus betrachtet sowohl die potenziellen und aktuellen, als auch die verlorenen Kunden. Anhand dieses Zyklus können beziehungsrelevante Maßnahmen identifiziert und eingeleitet werden, um den Kunden optimal zu erreichen (vgl. Hippner/Wilde, 2006a, S. 435; Dwyer et al., 1987, S. 15ff.; Stauss 2011, S. 330ff.). Dies bedeutet im Einzelnen:

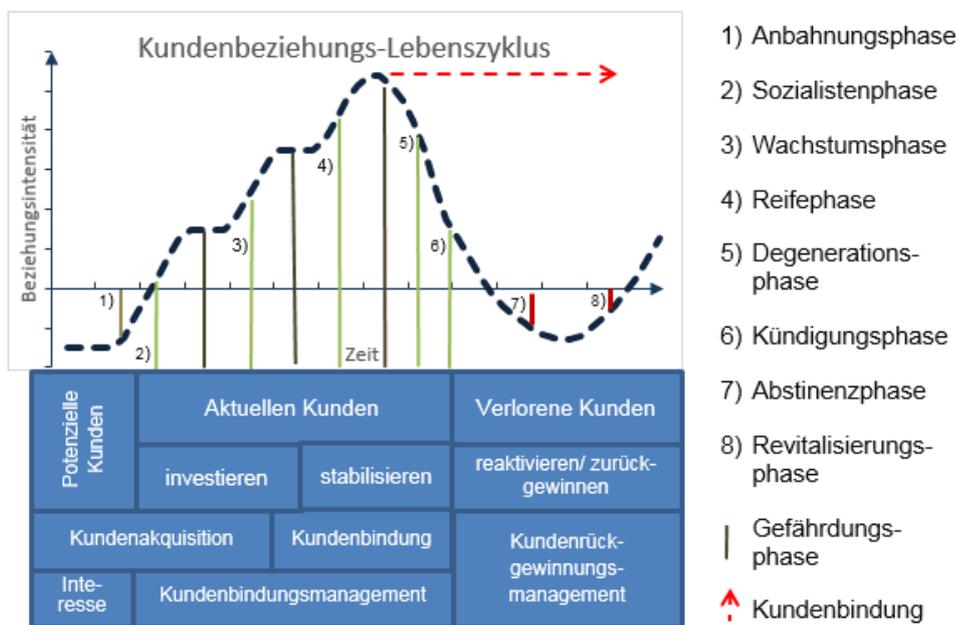


Abb. 2: Der Kundenbeziehungs-Lebenszyklus. Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Stauss/Seidel, 2007, S. 26; Stauss/Seidel, 2014, S. 6; Flätchen, 2009, S. 29.

Im **Interessensmanagement** geht es um die potenziellen Kunden und im **Rückgewinnungsmanagement** um die verlorenen Kunden (vgl. Stauss/Seidel, 2007, S. 25). Zunächst werden Kunden selektiert und akquiriert, um mit ihnen anschließend in Kontakt zu treten (vgl. Frazier, 1983, S. 86ff.) und einen gewünschten Kaufakt auszulösen, bei dem oft noch keine nennenswerten Umsätze generiert werden (vgl. Preißner, 2009, S. 144f.; Töpfer, 2008, S. 744). Infolge solcher Kundenkontakte, kann das Unternehmen Informationen erfassen, um die attraktiven Kunden in der Kundenbindungsphase lange an das Unternehmen zu binden. Diese Beziehungen können durch Cross-Selling oder Up-Selling ausgebaut oder bei zu geringem Nutzen aufgelöst werden (vgl. Siedel/Stauss, 2007, S. 25; Preißner, 2009, S. 147). In der **Gefährdungs- und Degenerationsphase** besteht das Risiko, dass der Kunde die Geschäftsbeziehung beendet (vgl. Jap, 2001, S. 98f.), sofern das Unternehmen keine Stabilisierungsmaßnahmen einleitet. Aufgrund von Dialogen und Angeboten versucht man im Kündigungsmanagement drohende Kündigungen abzuwenden. Im **Rückgewinnungsmanagement** (Churn Management) schließlich zielt das Unternehmen darauf ab, bestimmte ehemalige Kunden wieder zu akquirieren, wobei sich das **Revitalisierungsmanagement** der langfristig beendeten Beziehungen annimmt (vgl. Seidel/Stauss, 2007, S. 25).

Abbildung 2 fasst diese Überlegungen in einer Darstellung zusammen.



3.3 Methoden des strategischen Kundenmanagement

Die Basis des strategischen Kundenmanagement besteht nach Nagi, Xiu und Chau aus vier verschiedenen Größen. Diese strategischen Felder enthalten die Kundenidentifikation, Kundenanziehung, Kundenerhaltung und Kundenentwicklung, welche sich im strategischen Kundenmanagement-Ansatz vereinen (vgl. Ngai et al., 2009, S. 2593). Laut Carrier und Povel haben die oben genannten Felder ein gemeinsames Ziel. Es handelt sich um das Schaffen eines tieferen **Kundenverständnisses**, um den daraus resultierenden Kundennutzen zu maximieren (vgl. Carrier/ Povel, 2003, S. 184ff.). Dies unterstützt die Zielerreichung im Kundenmanagement und im Vertrieb.

Das Feld der Kundenidentifikation beschäftigt sich auf Basis von **Marktforschung und Kundensegmentierung** damit, profitable Kunden für das Unternehmen zu ermitteln und verlorene Kunden wiederzugewinnen (vgl. Kracklauer et al., 2004, S. 6). Die Kundenanziehung beinhaltet elementare Methoden wie **Benchmarking, Investition in Markenschaffung und Techniken des Direktmarketing** (vgl. Cheung et. al, 2003, S. 231; Kracklauer et al., 2004, S. 4). Dem folgt die Kundenzufriedenheit mit der Erkenntnis, dass Kunden einem Unternehmen bestehen bleiben, sofern sie zufrieden sind (Bindungsmethoden). Elemente wie **One-to-One-Marketing, Beschwerdemanagement, und Kundenbindungsprogramme** sind hierbei von immenser Bedeutung. Aktivitäten des One-to-One-Marketings sind ein Beispiel für Marketingkampagnen, die auf der Basis von Analysen und Vorhersagen einer großen Menge von Kunden und ihren Verhaltensweisen gestaltet werden (vgl. Kracklauer et al., 2004, S. 5). Das Potenzieren von Transaktionen, individuellen Kundenrentabilitäten und Transaktionswerten wiederum sind elementare Ziele der Kundenentwicklung. Sie werden u.a. mit Hilfe von **Warenkorbanalysen, Customer Lifetime Value-Analysen, Up- und Cross-Selling Methoden** verfolgt (vgl. Kracklauer et al., 2004, S. 5; Rosset et al., 2003, S. 335ff.; Brijs, 2004, S. 14; Carrier/Povel, 2003, S. 183f.).

4 Potenziale des Data Mining für das strategische Kundenmanagement

4.1 Grundlegende Ansatzpunkte

Die Idee, mit Hilfe der Data Mining-Methoden aus nutzlosen Einzelinformationen wichtige Erkenntnisse abzuleiten, kann für ein langfristig ausgelegtes, strategisches Kundenmanagement wichtige Beiträge liefern. Um das Kundenverhalten besser zu verstehen und „versteckte“ nützliche Informationen u.a. aus kundenbezogenen Daten zu generieren, wurden daher schon länger Data Mining-Techniken in CRM-Systemen verwendet (vgl. Shim et al., 2012, S. 7737; Lau, et al., 2003, S. 69ff.).

Denn: Unternehmen besitzend den „Schatz“ immenser Datenmengen auf der Basis in der Vergangenheit gesammelter Informationen. Er kann die Basis für neue Erkenntnisse sein, die in der Zukunft genutzt werden können (vgl. Berry/Linoff, 2004, S. 6) – also um strategische Weichenstellungen im Kundenmangement zu stützen. Data Mining Lösungen wie Abhängigkeitsanalyse als auch die Klassifikation können bspw. für Aufgaben im Kundenprofil eingesetzt werden. Die Frequenz und die Neuheit der Käufe, Identifikation von Konsumentengruppen und Kundenwerte sind wichtige Informationen für einen Marketeer, welche für die Erstellung eines sinnvollen Kundenprofils notwendig sind (vgl. Shaw et al., 2001, S. 133). Nicht zuletzt durch ein reges Kommunikationsverhalten mit dem Kunden wird es möglich, aus planlosem Anhäufen von Daten ein effektives Sammeln zu ermöglichen (vgl. Krcmar/Schermann, 2014, S. 61).



Das systematisch geschickte Kundenmanagement kann es somit letztendlich ermöglichen, das Wissen in effektive Marketingstrategien zu transformieren. Prognosen und Trends, generiert mittels Data Mining, helfen, den Kundenbindungsprozess zu unterstützen. Solche Vorteile lassen sich freilich nur mit einer einheitlich und gut durchdachten Strategie erreichen (vgl. Ahlemeyer-Stubbe, 2001, S. 7). Zu bedenken ist weiterhin, dass man damit zukunftsbezogene Entscheidungen auf vergangenheitsbasierte Daten stützt.

Um in diesem Sinne erfolgreich zu agieren, ist die übergreifende Vernetzung zu betonen: Effektives und profitables Kundenmanagement wird nur durch Kooperation unterschiedlicher vertriebsnaher Bereiche bei der Wissensentdeckung mit der Wissensnutzung in Management und Marketing wirkungsvoll (vgl. Shaw et al., 2000, S. 128). Beispiel: Kunden- oder Bonuskarten wie beispielsweise Payback, Shell ClubSmart oder Modepark Röther Karten, fungieren als Weg, Daten zum jeweiligen Käuferverhalten zu sammeln. Damit können Unternehmen dann personalisiert Werbungen kreieren und besser auf die Kundenwünsche eingehen. Somit würde der Kunde besser betreut werden, was sich für das Unternehmen auf lange Zeit profitabel auswirken kann.

4.2 Lebenszyklusbezogene Potenziale

Entlang des Kundenbeziehungszyklus sind wichtige Verbindungslinien bei allen enthaltenen Phasen zu erkennen. Anhand Abbildung 3 wird der **Zusammenhang zwischen Kundenmanagement-Aufgaben und Data Mining** sowie damit verbundene wichtige Methoden visualisiert. Als Basis-Methoden des Data Mining sind dabei insb. die Abhängigkeitsanalyse, die Segmentierung (Clustering), die Prognose, die Datenvisualisierung und die Abweichungsanalyse herausgestellt und exemplarisch einzelnen Phasen zugeordnet. Sie stellen methodische Zugänge für die Kernaufgaben innerhalb wichtiger Phasen des strategischen Kundenmanagements dar – wie beispielsweise die Kundenidentifikation, Kundenanziehung, Kundenerhaltung und Kundenentwicklung. Dabei ist zu beobachten, dass bestimmte Methoden besonders typisch für bestimmte Kernaufgaben bzw. Phasen sind. Dies wird nachfolgend an drei Beispielfeldern verdeutlicht.

Beispiel **Rückgewinnungsmanagement** (Churn-Management): Hier ist die Abweichungsanalyse weit verbreitet. Diese wird u.a. von Tecklenburg noch um die logische Regression ergänzt (vgl. Tecklenburg, 2008, S. 110). Dabei werden Wahrscheinlichkeiten einer Kündigung errechnet und potenzielle Lösungen zur Rückgewinnung des verlorenen Kunden ermittelt (Kundenentwicklung). Sofern die Tendenz der Kündigung sich andeutet oder die Kündigung schon vollzogen wurde, besteht auf dieser Basis die Möglichkeit, gezielte Gegenmaßnahmen einzuleiten.

Beispiel **Kundenentwicklung**: Hier werden mit Hilfe der Assoziationsanalyse Beziehungen zwischen Elementen ermittelt, um daraus Datensätze zu generieren. Häufig wird bspw. die Warenkorbanalyse angewendet, und Erkenntnisse auf diverse Cross-Selling-Programme bezogen. Das Käuferverhalten kann somit schon in frühen Entscheidungsphasen beeinflusst werden, indem bspw. Konsumenten auf weitere interessante Produkte aufmerksam gemacht werden (vgl. Ahmed, 2004, S. 455ff.; Diller et al., 2005, S. 261).

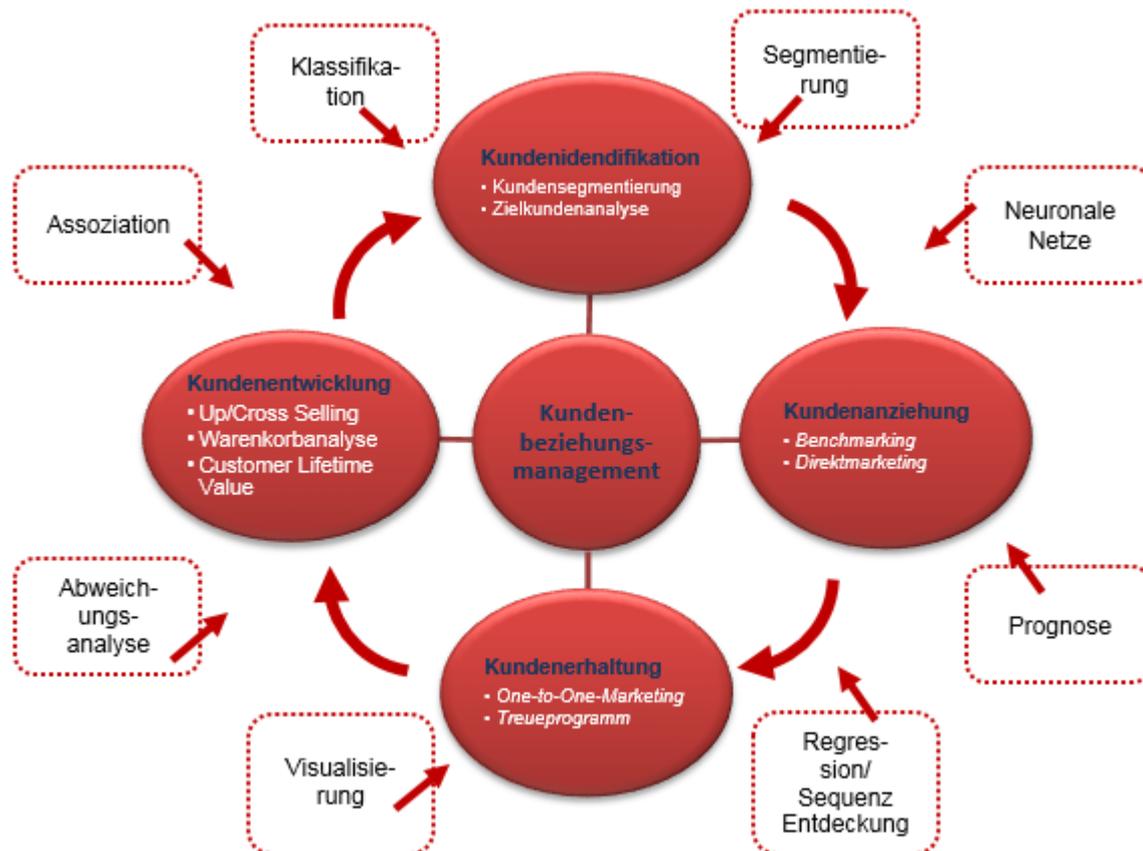


Abb. 3: Nutzen von Data Mining im strategischen Kundenmanagement. Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Ngai/Xiu/Chau, 2009, S. 2594.

Beispiel **Kundenerhaltung**: Innerhalb der Kundenerhaltung werden durch die Sequenz Entdeckung, Assoziationen und Muster identifiziert. Diese modellieren eine Abfolge, welche Aufschluss über Abweichungen gibt und Trends prognostiziert (vgl. Mitra et al., 2002, S. 6); Visualisierungen, welche komplexe Muster darstellen, können von großer Bedeutung sein. Durch die vorher generierten Daten, werden Umsätze und Prognosen veranschaulicht, welche Aufschluss über profitable Kunden geben. Somit bekommt das Unternehmen Informationen dazu, mit welchen Kunden langfristig geplant werden kann und von wem es sich mittelfristig trennen muss.

5 Fazit

Im Zeitalter der heutigen Informationsgesellschaft scheint wieder eine Goldgräberstimmung ausgebrochen. Der Einsatzort dieser modernen Goldgräber sind allerdings nicht mehr Minen, sondern große Datenbanken der Unternehmen. Die modernen Goldgräber heißen heute Data Miner. Sie schürfen in riesigen Datenbanken nach Wissen über Kunden, ihre Kaufgewohnheiten, Wünsche und Bedürfnisse. Vor diesem Hintergrund wurden Grundaspekte, Methoden und Problemfelder des strategischen Kundenmanagements und Data Mining skizziert. Kernproblem bleibt auch im Kundenmanagement nach wie vor: Angesichts der quantitativen und qualitativen Menge an Informationen stellte es DIE Herausforderung dar, Themen und Informationen auf die signifikant wichtigsten Informationen zu beschränken.



Nur selten werden von Theorie-Seite wirklich ernsthafte Begutachtungen einer Wissensgenerierung über Data Mining im Kontext des strategischen Kundenmanagement vorgenommen (abgesehen von z.B. Ngai, Xiu und Chau). Hier besteht ein Bedarf für weitere Ausarbeitungen. Der Erfolg einer strategischen Ausrichtung auf ein kundenorientiertes Handeln wird für Unternehmen zunehmend mehr davon abhängen, ob es seine Kunden überhaupt oder gut genug kennt. Welche Faktoren beeinflussen denn die Entscheidung eines Kunden? Data Mining ist eine Lösung, um Antworten auf diese und weitere Fragen anzunähern. Da absichtsvoll kundenorientiertes Handeln dann besonders gut möglich wird, wenn Wissen über Bedürfnisse, Gewohnheiten, Präferenzen und unausgesprochene Bewertungen der Kunden, vorliegt, sollte auch nach just solchem Wissen gestrebt werden. Wie aufgezeigt bietet Data Mining dazu interessante Perspektiven. Es ist zu erwarten, dass die thematisierte notwendige Auseinandersetzung mit diesem Wissensgenerierungspotenzialen für die Vertriebsarbeit auch durch die lebendige Diskussion um „Big Data“ weiteren Rückenwind bekommt. Hier sind wichtige Synergien und potenzierte Chancen zu erkennen.

Mannigfaltige Potenziale machen deutlich, dass Data Mining von wertvollem Nutzen sein kann, um nachhaltigen Unternehmenserfolg zu garantieren, wenn zugehörige Potenziale entlang des gesamten Kundenbeziehungs-Lebenszyklus ausgelotet und realisiert werden. Data Mining ist in diesem Sinne längst fest mit dem strategischen Kundenmanagement verbunden.

Literatur

- Ahlemeyer-Stubbe, A. (2001): Datenmanagement & CRM, in Direkt Marketing, 1-20.
- Ahmed, S. R. (2004): Applications of data mining in retail business. Information Technology: Coding and Computing, 2, 455–459.
- Alpar, P.; Alt, R.; Bensberg, F.; Grob, H. L.; Weimann, P.; Winter, R. (2000): Anwendungsorientierte Wirtschaftsinformatik, Braunschweig/Wiesbaden: Vieweg.
- Alpar, P.; Niedereichholz, J. (2000): Data Mining im praktischen Einsatz, Braunschweig/Wiesbaden: Vieweg&Sohn.
- Arndt, D. (2011): Datenschutzaspekte in CRM-Projekten, in: Hippner, H.; Hubrich, B.; Wilde, K. D. (Hrsg.): Grundlagen des CRM, Wiesbaden: Gabler, 195-223.
- Becker, J. (2013): Marketing Konzeption: Grundlagen des zielstrategischen und operativen Marketing-Managements, 10. Auflage, München: Franz Vahlen.
- Berry, M. J. A.; Linoff, G. S. (2000): Mastering Data Mining, Canada: John Wiley & Sons.
- Berry, M. J. A.; Linoff, G. S. (2004): Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management, Canada: John Wiley & Sons.
- Beuthner, A. (2000): CRM – An CRM kommt kein Unternehmen vorbei, in: ITDirector, Nr. 12, 70-71.
- Brijs, T., Swinnen, G., Vanhoof, K.; Wets, G. (2004): Building an association rules framework to improve product assortment decisions, in: Data Mining and Knowledge Discovery, 8, 7-23.
- Carrier, C. G.; Povel, O. (2003): Characterising data mining software. Intelligent Data Analysis, 7, 181-192.
- Chamoni, P.; Gluchowski, P. (1998): Analytische Informationssysteme, Berlin/Heidelberg: Springer.



- Chang, C. W.; Lin, C. T.; Wang, L. Q. (2009): Mining the text information to optimizing the customer relationship management, in: *Expert Systems with Applications*, 36, 1433–1443.
- Chen, Z. (2006): From data mining to behavior mining, in: *International Journal of Information Technology & Decision Making* 5, 4, 703–711.
- Cheung, K. W.; Kwok, J. T.; Law, M. H.; Tsui, K. C. (2003): Mining customer product ratings for personalized marketing, in: *Decision Support Systems*, 35, 231–243.
- Collier, K.; Carey, B.; Grusy, E.; Marjaniemi, C.; Sautter, D. (1998): A Perspective on Data Mining, online unter, <http://www.insight.nau.edu/downloads/DM%20Perspective%20v2.pdf>, Abruf am 05.10.2015.
- Diller, H. (1995): Kundenmanagement, in: Köhler, R.; Tiertz, B.; Zentes, J. (Hrsg.): *Handwörterbuch des Marketing*, Stuttgart: 1995, 1363-1376.
- Diller, H.; Haas A.; Ivens, B. (2005): *Verkauf und Kundenmanagement*, 1. Auflage, Stuttgart: Kohlhammer.
- Diller, H. (2001): Beziehungsmarketing, in: Diller, H. (Hrsg.): *Vahlens Großes Marketinglexikon*, München: Vahlen, 163-171.
- Dwyer, F. R.; Schurr, P. H.; Oh, S. (1987): Buyer-Seller Developing, Relationships, in: *Journal of Marketing*, 51, 2, 11–27.
- Fayyad, U.; Piatetsky-Shapiro, G.; Smyth, P. (1996a): From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases, *AI Magazine Volume*, 17, 3, 37-54.
- Fayyad, U.; Piatetsky-Shapiro, G.; Smyth, P. (1996b): The KDD Process for Extracting Useful Knowledge from Volumes of Data, in: *Communications of the ACM*, 39, November, 27-34.
- Flätchen, S. W. (2009): *Einsatzszenarien von Web 2.0 Technologien im Kundenmanagement*, München/Mering: Rainer Hampp, 29 -35.
- García, S.; Luengo, J.; Herrera, F. (2015): *Data Preprocessing in Data Mining*, Berlin: Springer.
- Grönroos, C. (2000): *Service Management and Marketing – A Customer Relationship Management Approach*, Chichester: John Wiley & Sons, 98-123.
- Hagedorn, J.; Bissantz, N.; Mertens, P (1997): *Data Mining (Datenmustererkennung): Stand der Forschung und Entwicklung*, in: *Wirtschaftsinformatik*, 39, 601-612.
- Hippner, H.; Hubrich, B.; Wilde, K. (2011): *Grundlagen des CRM*, 3. Auflage, Wiesbaden: Dr. Th. Gabler / GWV Fachverlag GmbH.
- Hippner, H.; Wilde, K. D. (2006): *Grundlagen des CRM*, 2. Auflage, Wiesbaden: Dr. Th. Gabler / GWV Fachverlag GmbH.
- Hippner, H.; Rentzmann, R.; Wilde, K. D. (2006): CRM aus Kundensicht – Eine empirische Untersuchung, in: Hippner, H.; Wilde, K. D. (Hrsg.): *Grundlagen des CRM*, Wiesbaden: Dr. Th. Gabler / GWV Fachverlag GmbH, 195-223.
- Hippner, H.; Wilde, K. D. (2001): Der Prozess des Data Mining im Marketing, in: Hippner, H.; Küsters, U.; Meyer, M.; Wilde, K. D. (Hrsg.): *Handbuch Data Mining im Marketing*, Braunschweig/Wiesbaden: 2001, 22-94.
- Holland, H. (2011): *Direktmarketing – Im Dialog mit dem Kunden*, München: Vahlen, 2011.
- Jap, S. D. (2001): The Strategic Role of Salesforce in Developing Customer Satisfaction Across the Relationship Lifecycle, in: *Journal of Personal Selling & Sales Management*, XX1, 2, 95-108.
- Kincaid, J. W. (2003): *Customer Relationship Management: Getting it Right!*, Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall.



- Kracklauer, A. H., Mills, D. Q., & Seifert, D. (2004): Customer management as the origin of collaborative customer relationship management, in: Kracklauer, A. H., Mills, D. Q., & Seifert, D. (Hrsg.): Collaborative Customer Relationship Management-Taking CRM to the Next Level, Berlin/Heidelberg: Springer Verlag, 3-6.
- Krahl, D.; Windheuser, U.; Zick, K. F. (1998): Data Mining – Einsatz in der Praxis, Bonn: Addison Wesley Longman.
- Krcmar, H. (2014): Nur Daten zu haben, bringt nichts, in: *acquisa-Dialogmarketing & E-Commerce: Zug zum Kunden*, 6, 60-61.
- Kroeber-Riel, W.; Weinberg, P.; Gröppel-Klein, A. (2009): *Konsumentenverhalten*, 9. Auflage, München: Vahlen.
- Kuß, A.; Wildner, R.; Kreis, H. (2014): *Marktforschung – Grundlagen der Datenerhebung und Datenanalyse*, 5. Auflage, Wiesbaden: Springer Gabler.
- Lau, H.; Wong, C.; Hui, I.; Pun, K. (2003): Design and implementation of an integrated knowledge system. *Knowledge-Based Systems*, 16, 69–76.
- Ling, R.; Yen, D. C. (2001): Customer relationship management: An analysis framework and implementation strategies. In: *Journal of Computer Information Systems*, 41, 82–97.
- Mitra, S.; Pal, S. K.; Mitra, P. (2002): Data mining in soft computing framework: A survey, in: *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13, 3–14.
- Nemati, H. R.; Barko, C. D. (2004): *Organizational Data Mining: Leveraging Enterprise Data Resources for Optimal Performance*, Hershey/London: Idea Group Inc..
- Ngai, E. W. T (2005): Customer relationship management research (1992-2002): An academic literature review and classification, in: *Marketing Intelligence & Planning*, Vol. 23, 6, S. 582-605.
- Ngai, E. W. T. Xiu, L.; Chau, D. C. K. (2009): Application of data mining techniques in customer relationship management: A literature review and classification, in: *Expert Systems with Applications*, 36, 2592-2602.
- o.V. (2012): Alles über Data Mining, online unter: <http://www.pc-magazin.de/business-it/alles-ueber-data-mining-1333685.html>, Abruf am 09.10.2015.
- Parvatiyar, A.; Sheth, J. N. (2001): Customer relationship management: emerging practice, process, and discipline, in: *Journal of Economic & Social Research*, 3, 2, 1-34.
- Peißner, A. (2009): *Kundenmanagement leicht gemacht – Was die Kunden von Ihnen erwarten und was Sie dies*, München: Redline, 2009.
- Piatetsky-Shapiro, G. (1991): Knowledge Discovery in Real Databases - A Report on the IJCAI-89 Workshop, in: *AI Magazine*, 11, 5, 68–70.
- Piatetsky-Shapiro, G.; Frawley W. J.; Matheus, C. J. (1992): Knowledge Discovery in Databases, in: *An Overview*, *AI Magazine Volume 13*, 3, 57-70.
- Rosset, S.; Neumann, E.; Eick, U.; Vatnik, N. (2003): Customer lifetime value models for decision support, in: *Data Mining and Knowledge Discovery*, 7, 321–339.
- Roux, M. (2002): Trends der Data Mining Entwicklung, Präsentation auf den Data Mining Anwendertagen, Chemnitz, 2002, online unter: [http://www.competence-site.de/bisysteme.nsf/042A3E9634189AEFC1256C3D005B7F56/\\$File/data-mining-trends_ibm.pdf](http://www.competence-site.de/bisysteme.nsf/042A3E9634189AEFC1256C3D005B7F56/$File/data-mining-trends_ibm.pdf), Abruf am 12.10.2015.
- Runkler, A. (2010): *Data Mining, Methoden und Algorithmen intelligenter Datenanalyse*, 1. Auflage, Wiesbaden: Vieweg + Teubner.



- Ryals, L. (2005): Making Customer Relationship Management Work – The Measurement and Profitable Management of Customer Relationships, in: *Journal of Marketing*, 69, 252-261.
- Shaw, M. J.; Subramaniam, C.; Tan, G. W.; Welge, M. E. (2001): Knowledge management and data mining for marketing, in: *Decision Support Systems*, 31, 127-137.
- Shi, Y.; Zhang, L.; Li, Y. T. X. (2015): *Intelligent Knowledge: A Study Beyond Data Mining*, Berlin/ Heidelberg: Springer.
- Shim, B.; Choi, K.; Suh, Y. (2012): CRM strategies for a small-sized online shopping mall based on association rules and sequential patterns, in: *Expert Systems with Applications*, 39, 7736-7742.
- Stahlbock, R.; Crone, S. F.; Lessmann, S. (2010): Data Mining: Special Issue in *Annals of Information Systems*, *Annals of Information Systems*, Vol. 8, New York: Springer.
- Stauss, B. (2000): Perspektivenwandel: Vom Produkt-Lebenszyklus zum Kundenbeziehungs-Lebenszyklus, in: *Thesis – Fachzeitschrift für Marketing*, 17, 2, 15-18.
- Stauss, B. (2011): Der Kundenbeziehungs-Lebenszyklus, in: H. Hippner, B. Hubrich, & K. D. Wilde (Hrsg.), *Grundlagen des CRM – Strategie, Geschäftsprozesse und IT-Unterstützung*, Wiesbaden: Gabler, 321-341.
- Stauss, B. (2014): *Beschwerdemanagement, Unzufriedene Kunden als profitable Zielgruppe*, München: Hanser.
- Stauss, B.; Seidel, W. (2007): *Beschwerdemanagement: Unzufriedene Kunden als profitable Zielgruppe*, München: Hanser.
- Swift, R. S. (2001): *Accelerating Customer Relationships - Using CRM and Relationship Technologies*, 1 Auflage, Upper Saddle River: Prentice Hall.
- Tecklenburg, T. (2008): *Churn-Management im B2B-Kontext*, 1. Auflage, Wiesbaden: Verlag Dr. Th. Gabler / GWV Fachverlage.
- Tohidi, H.; Jabbari, M. M. (2012): CRM as a Marketing Attitude Based on Customer's Information, in: *Procedia Technology*, Vol. 1, 565 – 569.
- Töpfer, A. (2008): *Handbuch Kundenmanagement: Anforderungen, Prozesse, Zufriedenheit, Bindung und Wert von Kunden*, 3. Auflage, Heidelberg: Springer.
- West, D.; Ford, J.; Ibrahim, E. (2010): *Strategic Marketing - Creating Competitive Advantage*, 2. Auflage, New York: Oxford.
- Wiedmann, K. P.; Buckler, F. (2003): *Neuronale Netze im Marketing-Management – Praxisorientierte Einführung in modernes Data-Mining*, 2. Auflage, Wiesbaden: Gabler.
- Winkelmann, P. (2010): *Marketing und Vertrieb: Fundamente für die marktorientierte Unternehmensführung*, 7. Auflage, München: Oldenbourg.
- Winkelmann, P. (2012): *Marketing und Vertrieb: Fundamente für die Marktorientierte Unternehmensführung*, 8. Auflage, München: Oldenbourg.
- Witten, H. I.; Frank, E. (2001): *Data Mining: Praktische Werkzeuge und Techniken für das maschinelle Lernen*, München: Hanser.



Der Autor

Fabian Lumpp ist Mitarbeiter der Adolf Würth GmbH & Co. KG, Künzelsau, und studiert BWL-Handel mit der Vertiefungsrichtung Marketing an der Dualen Hochschule Baden-Württemberg, Mosbach.

Die Herausgeber

Dr. Seon-Su Kim ist Professor für BWL an der DHBW Mosbach, Prorektor und Leiter des Campus Bad Mergentheim. Diverse Veröffentlichungen zum Hochschulmarketing sowie zum Internen Marketing.

Dr. Jörn Redler ist Professor für BWL und Marketing an der DHBW Mosbach und Studiengangsleiter BWL-Handel. Zahlreiche Veröffentlichungen zum Markenmanagement und zur Kommunikationspolitik, insb. im Handel.