

Von Kundenhaltbarkeit und Kundenwert zum modernen Kundenservice–Entwicklung von Kundenwertmodellen und Optimierung der Kundenbindung

Frank Zander	Nicolai Brauns
Abteilung Data Mining	Abteilung Data Mining
Bauer Verlagsgruppe	Bauer Verlagsgruppe
Süderstr. 77	Süderstr. 77
20077 Hamburg	20077 Hamburg
Fzander@bauerverlag.de	Nbrauns@bauerverlag.de

Tomas Fernandez-Steeger
Lehrstuhl für Ingenieurgeologie und
Hydrogeologie RWTH - Aachen
Lochnerstr. 4-20
52064 Aachen
fernandez-steeger@lih.rwth-aachen.de

Zusammenfassung

Die Kundenbindung und der Wert eines Kunden gewinnen immer mehr an Bedeutung. Der Kundenwert gilt nicht nur als Messgröße für die aktuelle Rentabilität, sondern definiert auch die Rahmenbedingungen für kundenspezifische Maßnahmen in Vertrieb, Marketing und Service innerhalb des Abonnementsgeschäfts der Bauer Verlagsgruppe.

Die Kundenhaltbarkeit dient als Schlüsselparameter für die Bestimmung des zukünftigen Kundenwertes. Es werden sowohl unterschiedliche Verfahren der Prognose der Abonnementdauer verglichen, als auch die wichtigsten Parameter und Haltbarkeiten für Neu- und Altkunden analysiert. Weiterhin wird gezeigt, dass eine Datenbasis von zwei Jahren ausreichend ist, um verlässliche Haltbarkeitsprognosen mit einem Zeithorizont von 10 bis 30 Jahren zu erstellen. Dazu wird zwischen Makro- und Mikromodellen unterschieden. Makromodelle lassen sich zur Steuerung der Neukundengewinnung erfolgreich anwenden. Bei der Evaluierung von Kundenbindungsmaßnahmen ist es sinnvoller, auf Mikromodelle zurückzugreifen, um somit kundenspezifische Eigenschaften stärker zu berücksichtigen. Die Makro- und die Mikroebene werden in einem zweistufigen Ansatz in SAS integriert. Exakt prognostizierte Haltbarkeiten lassen trotzdem nur eine Schätzung des zukünftigen Kundenwertes zu. Je nach Schätzformel sind Fehler beim Kundenwert von bis zu 20% möglich. Mit zuverlässige Verfahren ist es dennoch mög-

lich, den Kundenwert genauer zu ermitteln und den Fehler unter der 5%-Grenze zu halten.

Anhand der Kundenwerte ist es möglich, die Abonnenten z.B. über ein Scoring-Modell in verschiedene Gruppen (ABCD) zu klassifizieren. An Beispielen wird gezeigt, wie die Verwendung von Kundenwertgruppen zur Optimierung der Kundenbindung aber auch zur Anpassung des Kundenservices angewendet werden kann. Da die Rentabilität auch noch durch andere Faktoren wie Cross- und Up-Selling-Potentiale beeinflusst wird, werden Lösungen gezeigt, wie sich diese Potentiale in die Klassifizierung integrieren lassen.

Schlüsselworte: Data Mining, Kundenwert, Customer Relationship Management, Haltbarkeit ABC – Modelle, Tornqvist, Customer Lifetime Value

1 Wachsender Wettbewerb forciert kundenwertorientiertes Data Mining

Die steigende Wettbewerbsintensität, der erhöhte Kostendruck, stagnierende Märkte und der damit verbundene Verdrängungswettbewerb, die zunehmende Austauschbarkeit von Produkten und nicht zuletzt die zunehmende Erschwernis der Neukundenakquisition zwingen Unternehmen dazu, ihr internes wie externes Umfeld systematisch zu analysieren und die im Rahmen der Analysen anfallenden Daten als ertragreiche Ressource des Unternehmens zu begreifen.

In diesem Zusammenhang werden verstärkt Konzepte wie das Customer Relationship Management (CRM) zum Diskussionsgegenstand in Theorie und Praxis. Hierbei stehen die Aspekte der Kundenprofitabilität und des Kundenpotentials im Zentrum eines modernen CRMs. Der Fokus verschob sich dadurch von einer Produkt- zu einer Kundenorientierung. Der Kunde wird in den Vordergrund der Betrachtung gerückt, die Kundenbindung und der daraus resultierende Wert eines Kunden gewinnen im Wettbewerb immer mehr an Bedeutung und gelten als Erfolgsrezept, um im heutigen Wettbewerb bestehen zu können.

Diese Entwicklung ist auch an der Verlagsbranche nicht vorübergegangen, insbesondere dem Abonnementsgeschäft des Zeitschriftenhandels kommt dieser Betrachtungsweise ein großer Stellenwert zu, da gerade hier das Unternehmensergebnis in hohem Maße vom Wert des einzelnen Kunden abhängig ist. Der Kundenwert gilt hier nicht nur als Messgröße für die Rentabilität, sondern definiert auch die Rahmenbedingungen für kundenspezifische Maßnahmen in Vertrieb, Marketing und Service

innerhalb des Unternehmens. Der Kundenwert stellt somit die wirtschaftliche Quantifizierung einer Kundenbeziehung dar. Als mögliche Basis für die Berechnung des Kundenwertes kann die Kundenhaltbarkeit herangezogen werden, da in der Regel mit anhaltender Dauer eines Abonnements auch dessen Rentabilität für das Unternehmen steigt.

Im Gesamtkonzept des CRM spielt die Erfassung und Speicherung von relevanten Informationen eine zentrale Rolle. Information war schon immer und bleibt auch weiterhin für das wirtschaftliche Geschehen von zentraler Bedeutung. Der schnelle, unternehmensweite Zugriff auf strategisch relevante Information stellt einen echten Wettbewerbsvorteil dar. Vor diesem Hintergrund und der Problematik sehr großer Datenbestände, die mit klassischen Analysemethoden nicht mehr auswertbar waren, entwickelte sich Ende der 80er Jahre die interdisziplinäre Forschungsrichtung „Knowledge Discovery in Databases“ (KDD), die mittlerweile überwiegend als Data Mining bezeichnet wird. Die Bereitstellung der Daten für eine verbesserte, zielgerichtete Nutzung von intern (oder extern) vorhandenen Daten ist heutzutage meist Aufgabe eines Data Warehouse, die das Führen durch Information konsequent und adäquat unterstützen soll. Auf der Basis dieser Datenbestände können gezielte Auswertungen über Responsequoten auf bestimmte Werbekampagnen oder über den Eingang von Kündigungen eines Tages erstellt werden. Bei solchen Auswertungen ist es zunehmend von Bedeutung, nicht nur Daten der Vergangenheit zu betrachten, sondern auch Projektionen in die Zukunft abzubilden, da die Vergangenheit als Tatsache bereits fest steht, aber auf zukünftige Entwicklungen noch angewendet werden kann. Ziel heutiger Unternehmen ist es daher, Vorhersagemodelle zu entwickeln, die eine möglichst genaue Prognose für die zukünftige Entwicklung ihrer Kunden z.B. in Bezug auf ihre Haltbarkeit und ihre Wertigkeit wiedergeben. Solche Vorhersagemodelle bilden die fundierte Ausgangsbasis, um zielgerichtete Marketingaktivitäten, z.B. im Bereich der Neukundenakquisition bzw. Kundenbindung, einzuleiten. Die Erstellung eines Prognoseansatzes basiert auf einer großen Menge an relevanten und gesicherten Daten aus der Vergangenheit, die bezüglich Aussagegehalt und Einfluss auf die Zielvariable des Modells untersucht werden müssen. Aus diesem Grund gewinnt der Einsatz von Data Mining-Verfahren immer mehr an Bedeutung. Es handelt sich hierbei um datengetriebene Analysen (bspw. Assoziationsanalysen, Entscheidungsbaumverfahren, Neuronale Netze, Regressions- und Clusteranalysen), die neue Zusammen-

hänge, Muster und Trends mit Hilfe von statistischen und mathematischen Verfahren auffinden sollen.¹

Im folgenden Beitrag wird die Weiterentwicklung eines bestehenden Vorhersagemodells für die Kundenhaltbarkeit und darauf aufbauend die Neuentwicklung eines Kundenwertmodells im Abonnementgeschäft der Bauer Verlagsgruppe beschrieben. Zunächst wird der Ansatz zur Bestimmung der Kundenhaltbarkeit der Bauer Verlagsgruppe dem allgemein verwendeten Standardverfahren und einem Extrapolationsverfahren für neu eingeführte Objekte gegenübergestellt. Im Anschluss daran wird ein Modell zur Bestimmung des Kundenwertes vorgestellt. Gleichzeitig wird untersucht, inwiefern zusätzliche Einflussgrößen den Kundenwert beeinflussen. Anhand des ermittelten Kundenwertes kann dann eine Klassifizierung der Kunden in einzelne Kategorien vorgenommen werden. Ebenso lassen sich Wanderungswahrscheinlichkeiten zwischen den einzelnen Kategorien bestimmen. Der Artikel schließt mit einer Zusammenfassung der Ergebnisse und deren kritischer Betrachtung. Weiterhin wird ein Ausblick auf die weiteren Vorgehensmaßnahmen vor dem Hintergrund der weiteren Anwendung der Modelle gegeben.

2 Berechnung der Kundenhaltbarkeit

Die Kundenhaltbarkeit stellt im Verlagswesen eine zentrale Rolle für alle unternehmerischen Strategien dar. Außerdem dient die Kundenhaltbarkeit als Schlüsselparаметer für die Bestimmung des zukünftigen Kundenwertes. Doch wie lässt sich die Kundenhaltbarkeit möglichst genau prognostizieren? In der Regel basiert die Berechnung von Kundenhaltbarkeiten auf dem bereits bestehenden Standardverfahren zur Bestimmung der Lebenserwartung aus der Bevölkerungsstatistik.²

$$F_X(t) = 1 - e^{-\int_0^t r(\xi) d\xi}$$

Eine daraus abgeleitete und durchaus häufig verwendete Methode soll die nachfolgende Abbildung verdeutlichen. Hierbei ergibt sich die Haltbarkeit aus der Summe der gelesenen Jahre (2,78 Mio.) bezogen auf die Ausgangsbasis (eine Mio. Kunden).

¹ Für eine lesenswerte Einführung vgl. Berry, Michael. J. A.; Linoff, Gordon. S.: *Mastering Data Mining*, John Wiley & Sons, Inc., New York, 2000.

² Vgl. Hartung, Joachim: *Statistik*, 12. Auflage, Oldenbourg Verlag, München / Wien, 1999, S. 218ff..

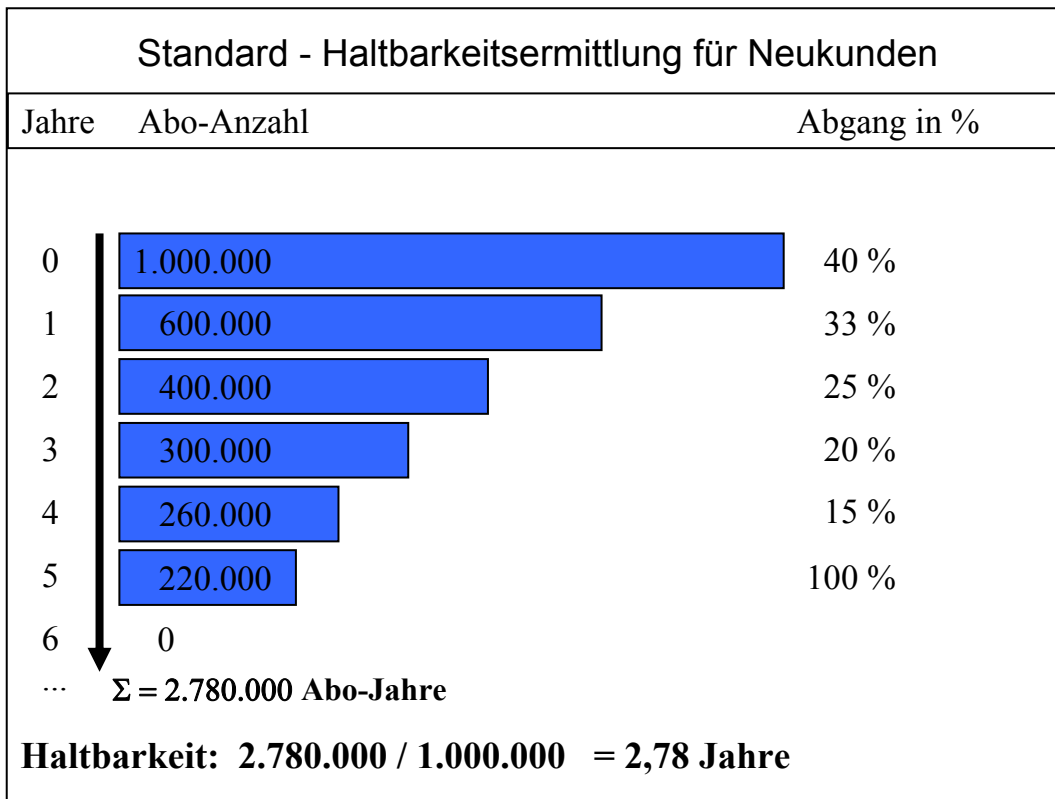


Abb. 1: Übliche Haltbarkeitsermittlung für Neukunden.

Diese Methode zeichnet sich durch ihre einfache Art der Darstellung und der Berechnung aus, birgt allerdings die folgenden Problematiken:

- Eine Historie von Daten der letzten 10 Jahre ist notwendig, um sinnvolle Ergebnisse zu bekommen
- Alte Daten besitzen häufig nicht die Merkmale, die heute benötigt werden
- Hoher Aufwand für eine Umschlüsselung von Daten
- Strukturveränderungen (veränderte Objekte, Werbeformen und Kundenbetreuung)
- „Menschliches“ Verhalten verändert sich im Zeitverlauf

Aufgrund der oben genannten Problematiken entwickelte die Bauer Verlagsgruppe zunächst ein neues Modell zur Berechnung von Kundenhaltbarkeiten auf Makroebene (d.h. Kundengruppen). Bei dieser Methode reicht eine Datenbasis der jüngsten Vergangenheit aus, um valide Ergebnisse zu erzielen. In diesem Modell werden die Kundenhaltbarkeiten anhand der Abgangswahrscheinlichkeiten der abgelaufenen Periode

berechnet und auf die Zukunft abgebildet. Den Abgangswahrscheinlichkeiten kommt in diesem Modell die zentrale Rolle zu. Daher war es notwendig, durch eine gezielte Analyse der Datenbasis genau diejenigen Merkmale zu identifizieren, welche die Abgangswahrscheinlichkeiten am genauesten beschreiben, um verlässliche Haltbarkeitsprognosen mit einem Zeithorizont von 10 bis 30 Jahren erstellen zu können. Diese Analyse ergab, dass unter anderem folgende Merkmale signifikanten Einfluss auf die Abgangswahrscheinlichkeiten der Kunden besitzen:

- Objekt
- Verpflichtung
- Werbeart
- Lesedauer
- Etc.

Mit Hilfe dieser Merkmale lassen sich Kundenhaltbarkeiten auf Makroebene bestimmen. Diese neue Herangehensweise an die Haltbarkeitsermittlung hat gegenüber dem Standardverfahren folgende Vorteile:

- Es werden lediglich die Daten der abgelaufenen Periode benötigt, d.h. es muss nicht erst eine Datenbasis der letzten 10 Jahre vorliegen, um Kundenhaltbarkeiten zu ermitteln
- Es ist meist keine aufwändige Umschlüsselung der Daten notwendig
- Es gelten die aktuellen Werbe- und Verwaltungsstrukturen
- Diese Methode basiert auf dem aktuellen menschlichen Verhalten

Zwei Einschränkungen sind jedoch an dieser Stelle nötig. Zum einen müssen außergewöhnliche Perioden ausgeschlossen werden, da diese die Ergebnisse sonst maßgeblich verfälschen.³ Zum zweiten müssen im Falle junger Objekte, für die noch nicht genügend Beobachtungen bzw. zu wenig unterschiedliche Altersgruppen existieren, zur Bestimmung der Kundenhaltbarkeit die fehlenden Beobachtungen durch ein geeignetes Extrapolationsverfahren (bspw. Tornqvist-Verfahren) ersetzt werden.

Um zu überprüfen, wie verlässlich dieses Prognoseverfahren ist, wurde für bestimmte Objekte eine Fehleranalyse durchgeführt, für die eine ausreichende Datenbasis aus der Vergangenheit vorhanden war. Zu diesem Zweck wurde die Haltbarkeit einmal

³ Der Fall der Mauer 1989 brachte beispielsweise einen großen und nicht vorhersehbaren zusätzlichen Schub an Abonnenten.

nach dem Standardverfahren, nach dem Modell der Bauer Verlagsgruppe, sowie nach dem Extrapolationsverfahren anhand der Tornqvist-Funktion (s. Abb. 2) ermittelt.

Objekt	Standard	Bauer	Fehler
1	4,59	4,68	1,96%
2	3,05	3,00	-1,64%
3	4,17	4,07	-2,40%
4	5,12	5,26	2,73%

Tab. 1: Abweichungen der Haltbarkeit ggü. Standardverfahren.

Objekt	Bauer	Tornqvist	Fehler
1	4,68	4,63	-1,07%
2	3,00	3,11	3,67%
3	4,07	3,90	-4,18%
4	5,26	5,38	2,28%

Tab. 2: Abweichungen der Haltbarkeit ggü. Tornqvistverf.

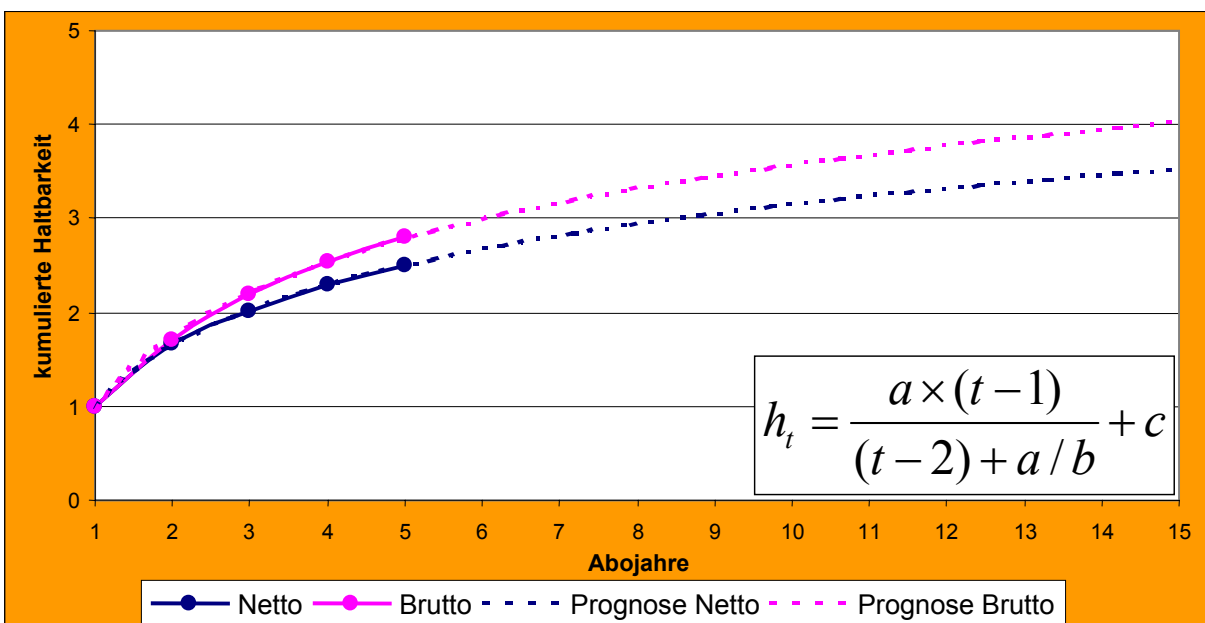


Abb. 2: Abweichungen der Haltbarkeit zum Standardverfahren und zur Tornqvist-Funktion.

Die obige Tabelle macht deutlich, dass die Unterschiede in der Haltbarkeitsermittlung bei den verglichenen Verfahren meist weit unter 5% liegen, im Durchschnitt ergab sich sogar nur eine Abweichung von rund 2%. Diese geringe Fehleranfälligkeit dieses Modells macht es somit möglich, verlässliche Haltbarkeitsprognosen für unterschiedlichste - auch neu eingeführte - Objekte abzugeben.⁴

⁴ Für eine tiefere Diskussion, unter anderem auch zur Beziehung zwischen Abonnement und Einzelhandelsverkauf, siehe Fernández-Steeger, Tomás M.; Zander, Frank; Callsen, Stefan; Steinberg, Sergej; Brauns, Nicolai: Data Mining in publishing - a nice feature or a necessity?, in: Brabbia, C. A. et al., Data Mining V. Southampton (WIT Press), 2004

3 Was ist die Haltbarkeit wert?

Die ermittelten Haltbarkeiten bilden die Grundlage, um Kundenwerte zu bestimmen. Als Ausgangspunkt für den Kundenwert orientiert sich das Verfahren an der gängigen Berechnung des Customer Lifetime Value (CLV). Dabei werden alle Zahlungsströme auf den heutigen Tag abdiskontiert. Um den CLV zu ermitteln, wird als Laufzeit die Haltbarkeit herangezogen.

Hierbei stellen die Haltbarkeiten allerdings nur eine Verallgemeinerung der tatsächlichen Laufzeiten und somit der Zahlungsströme dar. Das folgende Beispiel verdeutlicht, dass bei gleichen Haltbarkeiten unterschiedliche Zeitpunkte der Zahlungseingänge vorliegen können, die bei der Abdiskontierung zu unterschiedlichen CLVs führen.

Jahre	Objekt A		Objekt B	
	Kunden	Einnahmen diskontiert	Kunden	Einnahmen diskontiert
0	10	10.0	10	10.0
1	10	9.1	5	4.5
2	10	8.3	5	4.1
3	0	0.0	5	3.8
4	0	0.0	5	3.4
Lesejahre:	30	27.4	30	25.8
Haltbarkeit:	3		3	

Tab. 3: Vergleich unterschiedlicher Zahlungsströme bei gleicher Haltbarkeit.

Im obigen Beispiel sammeln jeweils zehn Kunden insgesamt 30 Lesejahre, was in beiden Fällen einer durchschnittlichen Haltbarkeit von drei Jahren entspricht. Aufgrund des unterschiedlichen Abgangsverhaltens sind jedoch die diskontierten Einnahmen, bei einer Rendite von 1 und einem Zins von 10%, bei Objekt A um ca. 5% höher als bei Objekt B. Der gleiche Grundgedanke liegt der folgenden Abbildung zugrunde. Bei einer Haltbarkeit von fünf Jahren führen die Einnahmen der unteren Kurve zu einem niedrigeren CLV als bei den anderen Kurven.

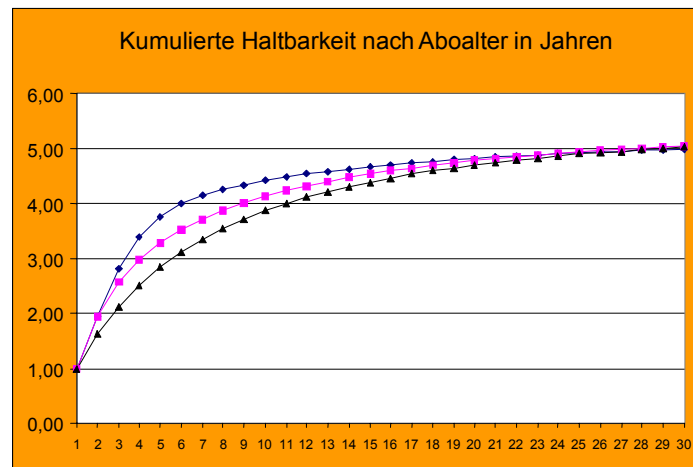


Abb. 3: Unterschiedliche Zahlungsströme bei gleicher Haltbarkeit

In der Praxis liegen allerdings Angaben über den tatsächlichen zeitlichen Anfall der Zahlungsströme nur für die Vergangenheit vor. Für die Vorhersage der zukünftigen Zahlungsströme stellt die Haltbarkeit als Parameter in der CLV-Berechnung einen geeigneten Näherungswert dar. Die nachfolgende Tabelle zeigt für unterschiedliche Objekte und Haltbarkeiten die tatsächlichen und die über die Haltbarkeit geschätzten abdiskontierten Einnahmen (in Jahresrenditen) sowie die prozentualen Abweichungen zwischen beiden Methoden. Die Abweichungen bewegen sich in einem Bereich von unter 5 %. Insofern stellt die Schätzung des Kundenwertes über die durchschnittliche Haltbarkeit eine gute Näherungsformel dar.

Objekt	Haltbarkeit	Aboeinnahmen in Jahresrenditen		Abweichung
		nach Haltbarkeit	nach Abgängen	
1	3,02	2,61	2,63	-0,76%
2	3,49	2,94	2,85	3,16%
3	3,95	3,25	3,13	3,83%
4	4,07	3,34	3,22	3,73%
5	4,29	3,48	3,35	3,88%
6	5,15	4,01	3,83	4,70%
7	7,12	5,03	5,07	-0,19%
8	7,62	5,25	5,37	-2,23%
9	7,68	5,28	5,43	-2,76%

Tab. 4: Tatsächliche bzw. über die durchschnittliche Haltbarkeit geschätzte, abdiskontierte Einnahmen.

4 Individueller Kundenwert

Die bisherigen Darstellungen sind Ergebnisse aus Gruppenbetrachtungen, bei denen alle Kunden innerhalb einer Gruppe die gleiche Haltbarkeit und somit den identischen Kundenwert annehmen. Um aber gezielte und individuelle Marketingaktionen planen und durchführen zu können, sind die Schätzungen auf Makroebene, d.h. für Gruppen von Abonnenten, nicht ausreichend. Aus diesem Grund wurde das Modell um eine Mikroebene erweitert, um für jeden Kunden individuell dessen Haltbarkeit und Kundenwert bestimmen zu können. Für die Umsetzung auf Mikroebene wurde die Datenbasis um entsprechende kundenspezifische, soziodemographische Merkmale (in unserem Fall 136 neue Merkmale) erweitert, um diejenigen Einflussgrößen zu identifizieren, welche die Abgangswahrscheinlichkeit auf Mikroebene signifikant beeinflussen.

Aufgrund der in diesem Fall recht großen Anzahl von unterschiedlichen Merkmalen ist es sinnvoll, eine Vorauswahl der möglichen signifikanten Variablen mittels besonderer Data Mining-Verfahren durchzuführen. Dazu sei allerdings gesagt, dass automatisch generierte Variablenselektionen lediglich als gute Hilfestellung angesehen werden können, die Hinweise auf bestehende Abhängigkeiten zwischen den Merkmalen aufzeigen. Diese Aussagen sind immer zu überprüfen, da eine automatische Selektion nicht über das a-priori-Wissen des Anwenders verfügt.⁵

Zur Prognose der individuellen Haltbarkeiten und Kundenwerte wurde ein Selektionsmodell aufgebaut, in dem die Resultate dreier multivariater Data Mining-Verfahren (logistische Regression, Entscheidungsbaum und Neuronales Netz) verglichen wurden, um anschließend das für die weitere Berechnung vorteilhafteste Verfahren auszuwählen. Es zeigte sich, dass alle drei Verfahren ein annähernd gleiches Resultat lieferten. Aufgrund des ausgewogenen Verhältnisses von Interpretierbarkeit, Generalisierungsfähigkeit und Kausalitätstransparenz bei gleicher Performance wurde auf das Ergebnis der logistischen Regression zurückgegriffen. Unsere Merkmalsselektion auf Mikroebene identifizierte dabei folgende gegen null gesicherte Merkmale:

- Durchschnittliches Alter des Haushaltsvorstandes
- Abonentendichte
- Altes oder neues Bundesland
- Ausprägung ländliche oder städtische Region

⁵ So diskutiert Stier die Vor- und Nachteile des a-priori-Wissens von Anwendern gegenüber der automatisierten Variablenselektion. Vgl. Stier, Winfried: Empirische Forschungsmethoden, 2. Auflage, Springer Verlag, Berlin / Heidelberg / New York, 1999, S. 247ff

Um eine generelle Aussage darüber treffen zu können, wie sich die Haltbarkeiten durch das neue Prognosemodell verändern, wurde eine Stichprobe von rund 86 Tsd. Datensätzen unter Verwendung des Makromodells in drei Gruppen (gut, normal und schlecht) mit unterschiedlichen Abgangswahrscheinlichkeiten aufgeteilt, so dass hiermit noch rund 60 Tsd. Datensätze verblieben. Mit Hilfe eines Rankings wurden die Ergebnisse des Makromodells anschließend mit dem des Mikromodells verglichen. Das Ergebnis ist in folgender Tabelle veranschaulicht.

Rang	Anzahl Abonnenten	Nichtkündiger in %	Kündiger in %	Durchschnitt	Min	Max	Abweichung zu Gesamt
0	20502	75,83	24,17	0,24	0,24	0,26	11,70%
1	20100	78,31	21,69	0,22	0,19	0,24	0,20%
2	19874	81,02	18,98	0,19	0,19	0,19	-12,30%
Gesamt	60476	78,36	21,64	0,22	0,19	0,26	0,00%
AW 9 % - 11 %							
0	3092	87,61	12,39	0,24	0,24	0,26	16,90%
1	3541	89,75	10,25	0,21	0,19	0,24	-3,30%
2	3847	90,51	9,49	0,19	0,19	0,19	-10,50%
Gesamt	10480	89,4	10,6	0,21	0,19	0,26	0,00%
AW 14 % - 18 %							
0	9854	82,37	17,63	0,24	0,24	0,26	8,40%
1	9815	83,5	16,5	0,22	0,19	0,24	1,40%
2	9671	85,35	14,65	0,19	0,19	0,19	-10,00%
Gesamt	29340	83,73	16,27	0,22	0,19	0,26	0,00%
AW 18 % - 22 %							
0	1488	73,12	23,44	0,24	0,24	0,26	7,90%
1	1504	74,53	22,21	0,22	0,19	0,24	2,20%
2	1614	77,39	19,72	0,19	0,19	0,19	-9,30%
Gesamt	4606	75,08	21,73	0,22	0,19	0,26	0,00%

Tab. 5: Ergebnis des Rankings für unterschiedliche Abgangswahrscheinlichkeiten

Das Mikromodell zur Ermittlung der Haltbarkeiten ermöglicht nun auch die Bestimmung eines individuellen Kundenwertes. Die Berechnung des Kundenwertes ist ebenso abhängig von der objektspezifischen Rendite. Gemeinsam fließen diese Merkmale in eine modifizierte Formel des CLV ein. Durch die Berechnung der individuellen Kundenwerte lässt sich nun auch eine Klassifizierung der Kunden mit Hilfe eines Cluster-Verfahrens durchführen, um die Kundenwertigkeit in »klassische« ABCD-Kundengruppen einzuteilen. In diesem Zuge wurden aus strategischer Sicht die Kunden auf Haushaltsebene verdichtet. Das Cluster-Verfahren wurde mit einer Zufallsstichprobe von rund 23 Tsd. Datensätzen durchgeführt, wobei folgendes Ergebnis erzielt wurde:

Cluster	Anzahl Abonnenten	Wert Grenze in €	Durchschnittlicher Kundenwert	Anteil in %	Anteil am Gesamt K-wert	Anteil am Gesamt K-Wert in %	Klasse
1	975	$W > \dots$...	4,2	...	18,3	A
2	7.421	$\dots < W$...	31,9	...	58,1	B
3	11.804	$\dots < W < \dots$...	50,8	...	18,3	C
4	3.021	W	...	13,1	...	5,3	D
Ges.	23.221		...	100,0	...	100,0	

Tab. 6: Ergebnis der Klassifizierung

Stellt man für die einzelnen Kundenklassen den Anteil an der Gesamtkundenanzahl den jeweiligen Anteilswerten am gesamten Kundenwert gegenüber, so erhält man folgende Lorenz-Kurve:

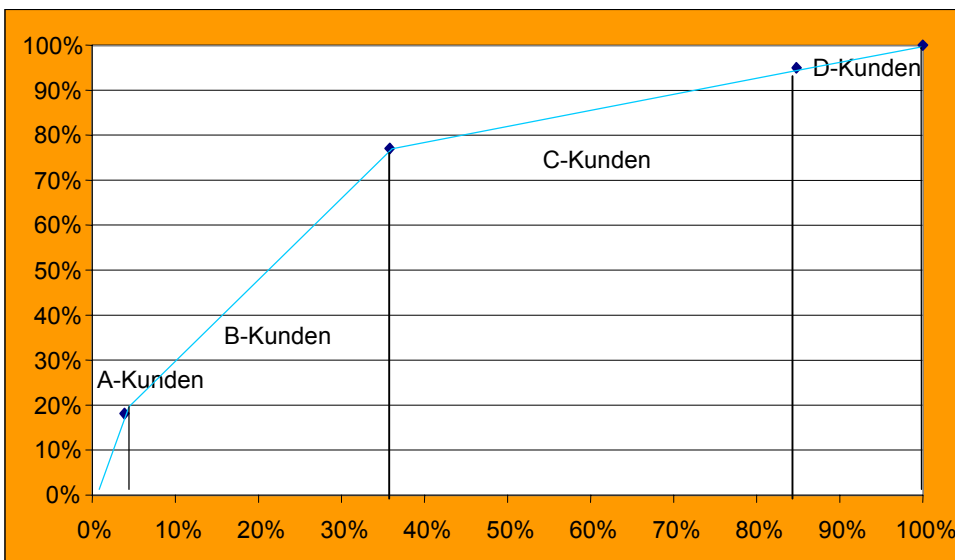


Abb. 4: Diagramm der Kundenverteilung.

Die Abbildung 4 zeigt, dass sich die Pareto-Regel, nach der 80 % der Umsätze durch 20 % der Kunden generiert werden, nicht 1:1 auf den Zeitschriftenmarkt übertragen lässt. Dies liegt zum einen an den niedrigen und einheitlichen Preisen pro Zeitschrift und zum anderen daran, dass ein Kunde meist nur eine Zeitschrift pro Segment benötigt. Dennoch werden auch hier ca. 77% der Rendite mit nur rund 36% der Abonnentenhaushalte erwirtschaftet.

Anhand der Klassifizierung war es nun interessant, in welchem Ausmaß Wanderungen zwischen den Kundengruppen im Zeitablauf stattfinden. Um diese abbilden zu können, wurde für die aktiven Abonnentenhaushalte anhand der selben Methodik eine Klassifizierung zu zwei unterschiedlichen Zeitpunkten vorgenommen und gegenübergestellt. Die Tabelle 7 stellt die Bewegungen der Haushalte zwischen den Kundenklassen über den gewählten Zeitraum dar. So verblieben 78 % aller Haushalte, die zum Ausgangszeitpunkt in die Kategorie B eingestuft wurden, ebenfalls in dieser Kategorie. Rund 13 % wanderten in die Kategorie A und 8 % wechselten in die Kategorie C. Es fällt vor allem auf, dass die Eingruppierung in die Kategorie D überaus stabil war.

Klasse alt	Klasse neu			
	A	B	C	D
A	60,62%	33,24%	5,53%	0,60%
B	13,49%	77,88%	8,15%	0,48%
C	0,10%	16,59%	82,12%	1,19%
D	0,02%	0,21%	0,69%	99,08%
Verteilung verbliebener Kunden	6,67%	34,76%	43,91%	14,66%

Tab. 7: Wanderungsmatrix innerhalb der Klassen für einen Beobachtungszeitraum von 18 Monaten.

Diese Wanderungsmatrix kann für die spätere Messung der Wirksamkeit von Marketingaktivitäten herangezogen werden. Hat eine Maßnahme beispielsweise das Ziel, Kunden der Kategorien A und B längerfristig zu binden, sollten die Abwanderungen dementsprechend geringer ausfallen. Dagegen sollten Maßnahmen zur Steigerung des Kundenwertes eine Wanderung der Kunden aus den Kategorien C und D in die höheren Kategorien als Ergebnis haben.

Auf dem Weg zum modernen Kundenservice ?

Die Zielsetzung dieser Untersuchung bestand in der Erweiterung des bestehenden Kundenhaltbarkeitsmodells sowie der Erstellung eines Kundenwertmodells auf der Basis der bestehenden aktiven Abonnenten innerhalb der Bauer Verlagsgruppe. Mit Hilfe von Data Mining-Verfahren ist es gelungen, die Schätzung der Kundenhaltbarkeit durch die Einbindung von zusätzlichen soziodemographischen Merkmalen in seiner Vorhersage noch zu präzisieren. Durch den neuen Ansatz konnte festgestellt werden, dass die Haltbarkeiten im Mittel dem des bisherigen Modells entsprechen, allerdings in ihrer differenzierten Betrachtung eine andere Verteilung aufweisen:

Kunden, die im vorherigen Modell gleich bewertet wurden, unterliegen z.T. einer Abweichung von bis zu $\pm 15\%$ gegenüber ihrer bisher berechneten Haltbarkeit.

Die Klassifizierung der Kunden soll dazu dienen, vor allem gezielte One to One Marketingmaßnahmen zu planen und durchzuführen. Bei der Akquisition von neuen Abonnenten kann das neue Vorhersagemodell genutzt werden, um das wertmäßige Potenzial eines neuen Abonnenten vorab einzuschätzen. Ein Hauptziel besteht darin, die vorhandenen Abonnenten der Klassen A und B noch langfristiger zu binden, da diese beiden Klassen einen Anteil von rund 75 % an der Gesamtrendite des Unternehmens erwirtschaften. Des Weiteren sollte durch gezielte Marketingmaßnahmen versucht werden, Kunden der Kategorien C und D in die höheren Kategorien zu heben.

Das erstellte Kundenwertmodell dient der Informationsgewinnung über die wirtschaftliche Entwicklung und trägt somit als kurz-, mittel- und langfristiges Entscheidungskriterium für gezielte Marketingmaßnahmen bei. Vor diesem Hintergrund sollten die Modellergebnisse in regelmäßigen Abständen, z.B. nach Ablauf einer Jahresfrist, durch eine ex-post-Analyse mit den tatsächlichen Ergebnissen verglichen werden, um die Vorhersagegenauigkeit der Modelle zu validieren. Damit gezielte Marketingmaßnahmen anhand der Kundenklassifizierung durchgeführt werden können, sollte diese Klassifizierung zumindest für ein Jahr Bestand haben. Dies ist auch erforderlich, um die Komplexität, die sich z.B. aus den Wanderungen innerhalb der Klassen ergibt, gering zu halten. Außerdem benötigen die beschriebenen Marketingaktivitäten eine gewisse Vorlaufzeit und müssen über einen signifikanten Zeitraum betrachtet werden, um eine Aussage darüber treffen zu können, ob eine Maßnahme die gewünschte Wirkung zeigt. Einige Maßnahmen mögen etwa eine kurzfristige Kundenzufriedenheit bringen, während andere Maßnahmen, die z.B. eine erhöhte Kundenloyalität bewirken sollen, sich erst im Laufe der Zeit als wirksam herausstellen.

Geeignete pragmatische Umsetzungen auf dem Weg zu einem modernen, kundenorientierten Service benötigen ihre Zeit. Hierbei stellen die obigen Überlegungen und Betrachtungen aus unserer Sicht nicht den einzigen, aber einen lohnenswerten Baustein dar: Sie erweitern das Sichtfeld des Unternehmens.

Literatur

- [1] Berry, Michael. J. A.; Linoff, Gordon. S.: *Mastering Data Mining*, John Wiley & Sons Inc., New York, 2000
- [2] Fernández-Steegeer, Tomás M.; Zander, Frank; Callsen, Stefan; Steinberg, Sergej; Brauns, Nicolai: *Data Mining in publishing – a nice feature or a necessity?*, in: Brabbia, C. A. et al., *Data Mining V*. Southampton (WIT Press), 2004
- [3] Hartung, Joachim: *Statistik*, 12. Auflage, Oldenbourg Verlag, München / Wien, 1999
- [4] Stier, Winfried: *Empirische Forschungsmethoden*, 2., verbesserte Auflage, Springer Verlag, Berlin / Heidelberg / New York, 1999