

Wie funktioniert Mobile Viral Marketing?

Eine Data-Mining-Analyse des Empfehlungsverhaltens bei mobilen Diensten

Andreas Krisor, Wolfgang Palka, Dietmar G. Wiedemann

Proventa AG

Untermainkai 29, 60329 Frankfurt

a.krisor | d.wiedemann@proventa.de; wolfgang.palka@gmail.com

Abstract: Studien belegen, dass sich mit Mobile Viral Marketing der Vertriebsaufwand bei mobilen Business-to-Consumer-Anwendungen erheblich senken lässt. Nichtsdestotrotz sind empirische Studien, die die Einflussfaktoren auf das Empfehlungsverhalten von Grund auf untersuchen, eine Seltenheit. Vor diesem Hintergrund untersucht das Papier mittels Data-Mining-Verfahren die Determinanten des Empfehlungsverhaltens bei mobilen Diensten. Im Ergebnis zeigt sich, dass die Empfehlungsabsicht von sieben Einflussfaktoren beeinflusst wird: subjektive Norm, Selbstdarstellungswert eines Produkts, Mehrwerte mit Effizienzwirkung, Ausdruck der eigenen Persönlichkeit, Altruismus, wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit des Empfehlungsmechanismus und gemeinsam verbrachte Zeit. Basierend auf einem Entscheidungsbaum werden vier Regeln, die diese Einflussfaktoren verknüpfen, abgeleitet.

1 Einführung

Zahlreiche Studien bestätigen das enorme Potenzial des klassischen Word-of-Mouth (WOM, Mundwerbung) für das Konsumentenverhalten (für einen Überblick vgl. [BL08]). Mit der rasanten Entwicklung der Mobilfunkkommunikation haben sich die Kommunikationsmöglichkeiten der Konsumenten allerdings beträchtlich erweitert. Vor diesem Hintergrund ist es kein Zufall, dass im Kontext mobiler Kommunikation das geplante Auslösen von WOM eine besondere Relevanz für die Praxis erlangte und seit Kurzem in der Forschung unter dem Stichwort Mobile Viral Marketing oder Mobile WOM [Ok08; PPW09] diskutiert wird. *Mobile Viral Marketing* bezeichnet ein Kommunikations- oder Distributionskonzept, bei dem Konsumenten motiviert werden, Inhalte mittels mobilen elektronischen Kommunikationstechniken (in Verbindung mit mobilen Endgeräten) an weitere potenzielle Konsumenten aus ihrem sozialen Umfeld zu senden und ihrerseits zur Empfehlung zu motivieren. Diese Inhalte werden *mobile virale Inhalte* genannt. Sie umfassen mobile Werbebotschaften und mobile Dienste. Ein Beispiel für den ersten Fall, der das *Kommunikationskonzept* im Mobile Viral Marketing repräsentiert, ist eine mobile multimediale Grußkarte, die eine Werbebotschaft enthält. Ein Beispiel für den zweiten Fall, der das *Distributionskonzept* im Mobile Viral Marketing repräsentiert, ist ein Mobile-Instant-Messaging-Dienst, der sich typischerweise viral verbreitet [Wi07]. Bei mobilen Diensten spielen *Send-to-a-Friend-Anwendungen* eine besondere Rolle [PW07]. Eine mobile Empfehlung erfolgt dabei, indem der Sender (*Kommunikator*) die Mobilfunknummer des Empfängers (*Rezipienten*) an den Anbieter des Dienstes sendet. Oftmals werden hierzu SMS i.V.m. Kurzwahlnummern oder integrierte

Eingabefelder in der Applikation genutzt. Der Anbieter übermittelt dann einen WAP-Push an den Rezipienten, der den Download des Dienstes ermöglicht.

Studien zeigen, dass durch Mobile Viral Marketing eine exponentielle Verbreitung mobiler Dienste bei glaubwürdiger Kommunikation, hoher Aufmerksamkeit sowie niedrigen Kosten möglich wird [Br05; FK07; WHP09; Wi09]. Im Gegensatz zum Anbieter kennt der Kommunikator die Präferenzen des Rezipienten und kann ihn deswegen gezielt über relevante Dienste informieren. Aus diesem Grund eignen sich Mechanismen, wie die beschriebene Send-to-a-Friend-Anwendung besonders dann, wenn es kaum möglich ist, die Kunden auf einzelne Produkte aus einem breiten Sortiment hinzuweisen – eine Situation, die vor allem auf sogenannte „App Stores“ mit über 100.000 mobilen Diensten [Ap09], zutrifft. Trotz der Potenziale verwundert es, dass Studien, die das Konsumentenverhalten bei Mobile Viral Marketing von Grund auf analysieren mit wenigen Ausnahmen eine Seltenheit sind [PTW08]. In der Konsequenz beruhen alle Managementempfehlungen auf ungesichertem Fundament oder gar Spekulation.

Vor diesem Hintergrund muss zunächst ein grundlegendes Verständnis für das Empfehlungsverhalten bei mobilen Diensten geschaffen werden, um darauf aufbauend zielgerichtet erfolgreiche Strategien in der Praxis entwickeln zu können. Daher steht folgende Forschungsfrage im Mittelpunkt des Papiers: *Welche Einflussfaktoren wirken auf das Empfehlungsverhalten bei mobilen Diensten?* Hierzu wird die von [PPW09] entwickelte und von [Wi09] mittels Partial-Least-Square(PLS)-Ansatz empirisch überprüfte Theorie zum Mobile Viral Marketing verfeinert. In Bezug auf das statistische Analyseverfahren wird auf Data-Mining-Verfahren zurückgegriffen. Bei diesen Verfahren sucht man nach bisher nicht bekannten, versteckten Regeln, Zusammenhängen und Ähnlichkeiten, deren Kenntnis einen wirtschaftlichen oder wissenschaftlichen Nutzen verspricht [HT03].

Das Papier liefert sowohl für die Praxis als auch für die Wissenschaft einen Beitrag zum besseren Verständnis des noch jungen Forschungsgebiets Mobile Viral Marketing. Zwar ergibt die Überprüfung relevanter Gütekriterien bei [Wi09], dass ein zuverlässig geschätztes PLS-Modell vorliegt, dennoch stellt die Berücksichtigung aller der untersuchten Weiterleitungsmotive in einer einzigen Mobile-Viral-Marketing-Strategie eine nicht-triviale Herausforderung dar. Das Ergebnis, ein empirisch entwickelter Regelsatz an Gestaltungsempfehlungen für die Kreation von Mobile-Viral-Marketing-Strategien, ist daher aus Sicht der Praxis von besonderem Nutzen. Aus Sicht der Forschung kann die Validität der Theorie zum Mobile Viral Marketing durch die Methoden-Triangulation (PLS und Data Mining) erhöht werden. Mit dem analytischen Vorgehen wird letztlich auch ein methodischer Beitrag geleistet, da der Einsatz von Data Mining in behavioristischen Studien in der Wirtschaftsinformatik bisher kaum stattfindet.

Das Papier ist wie folgt aufgebaut: Nach dieser Einführung folgen in Abschnitt 2 ein Literaturüberblick und die Darstellung der Mobile-Viral-Marketing-Theorie nach [Wi09]. In Abschnitt 3 wird die Methode erörtert. In Abschnitt 4 wird das Ergebnis präsentiert und diskutiert. In Abschnitt 5 werden die Implikationen der Ergebnisse für Forschung und Praxis dargestellt. In Abschnitt 6 erfolgt eine Zusammenfassung der Ergebnisse.

2 Hintergrund

Nach dem State-of-the-Art-Artikel von [PTW08] widmen sich die wissenschaftlichen Beiträge zu Mobile Viral Marketing vor allem der technischen Umsetzung, den Erfolgsfaktoren sowie dem Konsumentenverhalten. Die wichtigsten verhaltensorientierten Studien werden nachfolgend vorgestellt und kritisch betrachtet. Eine Studie des Marktforschungsinstitut Skopos besagt, dass für 30% der befragten Auskunftspersonen die persönliche Empfehlung aus dem Freundeskreis ausschlaggebend für den Download eines mobilen Spiels ist [Br05]. [FK07] zeigen, dass in Hinblick auf Erfolg versprechende mobile virale Inhalte an erster Stelle Musik, Klingeltöne und Event-Termine stehen. Fast jeder Zweite würde einen mobilen viralen Inhalt an drei bis fünf Personen weiterleiten. Trotz der für die Praxis hoch relevanten Ergebnisse muss von einem akademischen Standpunkt kritisiert werden, dass das theoretische Modell nur äußerst rudimentär dargestellt wird. [Ok08] weist das Commitment gegenüber dem beworbenen Produkt, die Beziehung zum mobilen Endgerät und die Stärke der Gruppenzugehörigkeit als Determinanten der Teilnahmebereitschaft an einer mobilen viralen Kampagne nach. Trotz des wissenschaftlichen Ansatzes kann an dieser Studie die Generalisierbarkeit der Ergebnisse angezweifelt werden, da nur männliche Teilnehmer befragt wurden. [WHP09] zeigen, dass Marktkennntum und Affinität zu Mobilfunk eine bedeutende Rolle im Empfehlungsverhalten spielen. Die Einflussfaktoren Persönlichkeitsstärke, Alter und Geschlecht können anhand der multiplen Regression nicht bestätigt werden. An der Studie muss allerdings kritisiert werden, dass nur persönliche Eigenschaften als Einflussfaktoren des Empfehlungsverhaltens untersucht werden. [PPW09] stellen auf Grundlage der Grounded-Theory-Methodologie eine Theorie zum Mobile Viral Marketing vor, die das Verhalten von Kommunikatoren und Rezipienten bei Empfang, Nutzung und Empfehlung eines mobilen viralen Inhalts erklärt. Die identifizierten Einflussfaktoren werden von [Wi09] in einem weiteren Schritt empirisch bestätigt.

In Tabelle 1 werden die *Determinanten der Empfehlungsabsicht* definiert, wie sie in [PPW09] postuliert wurden. Laut der Theorie wirken die grau schattierten Determinanten direkt bzw. im Fall der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit und des zeitlichen Aufwands indirekt auf die *Empfehlungsabsicht*. Darunter versteht [Wi09] die subjektive Wahrscheinlichkeit eines potenziellen Kommunikators, mit der er versucht, einen mobilen viralen Inhalt sofort oder zu einem späteren Zeitpunkt weiterzuleiten.

3 Methode

3.1 Datenerhebung

Im folgenden Abschnitt wird das konkrete Vorgehen bei der Datenerhebung dargestellt. Im Rahmen der quantitativen Studie wurde eine strukturierte Online-Befragung durchgeführt und Nutzer von Mobile-Instant-Messaging-Diensten befragt. Der im Fragebogen gezeigte Stimulus enthielt eine Send-to-a-Friend-Anwendung (vgl. Abschnitt 1). Dieser Empfehlungsmechanismus ist aus Sicht der Praxis als sehr relevant einzustufen, da damit die Distribution J2ME- oder WAP-basierter mobiler Dienste erfolgen kann [PW07].

Die Einflussfaktoren wurden anhand sechstufiger Rating-Skalen erhoben (1=„lehne voll und ganz ab“; 6=„stimme voll und ganz zu“). Die Operationalisierung erfolgte mit validierten Skalen aus der Literatur (vgl. Tabelle 1). Nach der Feldphase und Plausibilitätsprüfungen der Daten konnten 270 Datensätze vollständig und ohne Konsistenzfehler verwertet werden. Die Stichprobe besteht aus 82,6% männlichen und 17,4% weiblichen Teilnehmern. Die Auskunftspersonen sind hauptsächlich jüngeren Alters und gut ausgebildet: 17,04% sind zwischen 13 und 20 Jahren und 58,52% zwischen 21 und 30 Jahren. Rund vier Fünftel der Befragten haben entweder die Allgemeine oder die Fachhochschulreife bzw. einen Fachhochschul- oder Hochschulabschluss.

Attribut	Definition	Item
Erwartetes Involvement des Rezipienten	Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator annimmt, dass ein mobiler viraler Inhalt den Rezipienten interessiert und einen Aktivierungszustand bei diesem auslöst	[WB07]
Erwartete Nützlichkeit des Rezipienten	Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator annimmt, dass durch die Empfehlung eines mobilen viralen Inhalts die Leistungsfähigkeit des Rezipienten gesteigert wird	[Da89]
Gefährdung der Privatsphäre des Rezipienten	Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator annimmt, dass durch die Empfehlung persönliche Daten des Rezipienten an ein Unternehmen weitergegeben und anschließend für Werbezwecke genutzt werden	[Vi04]
Emotionale Intensität und Intimität der Beziehung	Gegenseitiges Vertrauen, eine freundschaftliche Beziehung, ein gegenseitiges Verständnis oder eine emotionale Nähe mit bzw. zu einem möglichen Rezipienten	[BL08]
Gemeinsam verbrachte Zeit	Gemeinsam verbrachte Zeit zwischen Kommunikator und Rezipient	[BL08]
Reziprozität der Beziehung	Gegenseitigkeit einer Beziehung, d. h. ein potenzieller Kommunikator erweist mit einer sinnvollen Empfehlung einer Person aus seinem engeren sozialen Umfeld eine Gefälligkeit	[BL08]
Subjektive Norm	Wahrnehmung eines potenziellen Kommunikators, in welchem Ausmaß die meisten Personen, die für ihn wichtig sind, die Ansicht vertreten, er soll einen erhaltenen mobilen viralen Inhalt weiterleiten	[NPT05]
Ausdruck der eigenen Persönlichkeit	Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator annimmt, dass die Empfehlung eines mobilen viralen Inhalts dazu geeignet ist, eigene Emotionen und die soziale oder persönliche Identität auszudrücken	[NPT05]
Selbstdarstellungswert eines Produkts	Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator annimmt, dass der mobile virale Inhalt dazu geeignet ist, dessen Selbstdarstellung zu verbessern	[NPT05]
Mehrwerte mit Effizienzwirkung	Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator annimmt, dass durch die Empfehlung eines mobilen viralen Inhalts Kosten- oder Zeitvorteile entstehen können	[NPT05]
Belohnung	Gegenleistung, die ein Kommunikator für die Empfehlung erhält	[HW03]
Verbesserung der Netzwerkeffekte	Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator annimmt, dass durch die Akquise für ihn ein höherer Nutzen entsteht	[SW07]
Wahrgenommener sozialer Nutzen	Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator annimmt, dass durch die Empfehlung die Beziehungen zu Rezipienten aufrechterhalten bzw. gepflegt werden können	[DBK04]
Wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit	Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator annimmt, dass die Empfehlung frei von Anstrengungen ist	[Da89]
Zeitlicher Aufwand	Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator annimmt, dass die Empfehlung zeitaufwendig ist	n/a
Wahrgenommenes Vergnügen	Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator annimmt, dass die Empfehlung eines mobilen viralen Inhalts unterhaltsam ist – ungeachtet irgendwelcher anderen Nützlichkeitsüberlegungen	[NPT05]
Einstellung gegenüber der Empfehlung	Individuelle positive oder negative Bewertung der Empfehlung eines mobilen viralen Inhalts	[Vi04]
Wahrgenommene Kosten	Wahrnehmung eines potenziellen Kommunikators über die Höhe der entstehenden Kosten bei der Empfehlung eines mobilen viralen Inhalts	[CP05]
Generelle Zufriedenheit	Emotionale Reaktion auf eine Nicht-Bestätigung von Erwartungen	[FJA+96]
Erwartungserfüllung	Ausmaß, zu dem ein mobiler viraler Inhalt die Erwartungen des potenziellen Kommunikators erfüllt	[FJA+96]
Idealvorstellung	Ausmaß, zu dem ein mobiler viraler Inhalt der Idealvorstellung des potenziellen Kommunikators entspricht	[FJA+96]
Interesse am Produkt	Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator an mobilen viralen Inhalten interessiert ist	[WB07]
Wissen über Produkt	Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator über Wissen bezüglich des mobilen viralen Inhalts verfügt	[WB07]
Altruismus	Absicht, jemanden zu begünstigen als Ausdruck der inneren Werte, ungeachtet irgendwelcher sozialer Bekräftigung oder persönlichen Motive	[PFG95]

Tabelle 1: Determinanten der Empfehlungsabsicht

3.2 Datenanalyse

Unter dem Begriff *Data Mining* wird eine Vielzahl von Verfahren subsumiert, die dem Zweck der Wissens- oder Mustererkennung dienen [HT03]. Ein oft verwendetes Gliede-

rungskriterium ist die Art der Fragestellung: Sollen Zusammenhänge zwischen einer Zielvariablen und einer Menge von Einflussfaktoren oder möglichst alle in den Datenstrukturen erkennbaren Zusammenhänge entdeckt werden [OD08]. Bei der vorliegenden Fragestellung liegt eindeutig eine Zielvariable zugrunde, d. h. die Empfehlungsabsicht. Dementsprechend kommen primär die Verfahren aus der Klasse der überwachten Lernverfahren in Betracht, etwa Neuronale Netze, Cluster-Verfahren, Diskriminanzanalyse oder Entscheidungsbäume.

Für die Datenanalyse wurde die Business-Intelligence(BI)-Suite von *Pentaho* ausgewählt. Diese Open-Source-Lösung enthält neben einer grafischen ETL-Komponente zur Datenvorverarbeitung auch die umfangreiche Data-Mining-Komponente *WEKA*, die sämtliche Schritte der Daten-Voranalyse und Data-Mining-Analyse abdeckt [HFH+09] und bereits vielfach im Rahmen der Datenanalyse-Aktivitäten praktisch eingesetzt wurde. Die beschriebenen Schritte bei der Datenanalyse folgen den Vorschlägen aus [FSS96; Os04; OD08] und befassen sich mit der Problemanalyse, Datenvorverarbeitung, Daten-Voranalyse, Data-Mining-Modellierung und schließlich mit der Modellvalidierung und -bewertung.

Problemanalyse: Hierbei wird im ersten Schritt die Fragestellung definiert. Sie lautet im vorliegenden Fall: Welche Einflussfaktoren wirken auf das Empfehlungsverhalten bei mobilen Diensten? Als Antwort wird ein Modell erwartet, das folgende Anforderungen erfüllen soll. (1) Das Modell soll die Klassifikationsaufgabe mit einer sehr hohen Treffergenauigkeit und Abdeckung erfüllen. (2) Das Modell soll Regeln liefern, damit eine Übertragbarkeit auf neue Anwendungsfälle gewährleistet werden kann. (3) Diese Regeln sollen in einer verständlichen und gut interpretierbaren Form vorliegen und einen hohen Erklärungsgehalt beinhalten, damit sie für die Praxis anwendbar sind.

Datenvorverarbeitung: Hierbei wird im ersten Schritt die Datenbereinigung vorgenommen. Aufgrund der relevanten Grundgesamtheit der vorliegenden Untersuchung wurden zunächst alle Auskunftspersonen ausgeschlossen, die angaben, kein mobiles Endgerät zu besitzen. Zudem wurden Plausibilitätsprüfungen anhand der Bearbeitungsdauer durchgeführt. Es kann angenommen werden, dass aufgrund des speziellen Themas und der Dauer der Umfrage von durchschnittlich elf Minuten und 32 Sekunden fast ausschließlich diejenigen Personen einen vollständigen Fragebogen abgaben, die diesen auch sorgfältig und interessiert ausgefüllt hatten. Zur Sicherung der Validität und Reliabilität der verwendeten reflektiven Messmodelle wurden die Gütekriterien Inhaltsvalidität, Indikatorreliabilität, Konstruktrelabilität und Diskriminanzvalidität überprüft (eine ausführliche Darstellung findet sich in [Wi09]). Bei der Datenvorverarbeitung erfolgt im zweiten Schritt die sogenannte Transformation. Als Zielvariable wurde das intervallskalierte Attribut Empfehlungsabsicht definiert. Da Data-Mining-Verfahren im Rahmen von Klassifikationsaufgaben aber besser mit nominal skalierten Attributen umgehen können, wurden durch eine einfache Transformation solche Teilnehmer als empfehlungsbereit eingestuft, die im Mittelwert der Indikator-Batterie eine Zustimmung von 4 oder höher angaben. Damit wird ein binär skaliertes Attribut erzeugt; die entsprechenden Personen werden mit dem Begriff *Viral Mavens* belegt. Insgesamt ergaben sich 81 Viral Mavens, was einem Anteil von 30% der Auskunftspersonen entspricht.

Daten-Voranalyse: Für viele Fragestellungen und Anwendungsbereiche des Data Mining, etwa im CRM-Bereich, ist es sinnvoll, eine Voranalyse der Daten vorzunehmen, da oft eine sehr große Anzahl von Attributen untersucht werden soll. Mit Hilfe klassischer Verfahren, wie Korrelationsanalysen und grafischer Analysemethoden, können Zusammenhänge transparent gemacht werden. Zudem können erste Hinweise ermittelt werden, welche Attribute in der Data-Mining-Analyse eine Rolle spielen können. Eine Histogrammdarstellung ist dabei die einfachste Möglichkeit, eindimensionale Zusammenhänge zwischen den Attributen und der Zielvariablen zu visualisieren. In Abbildung 1 ist beispielhaft für vier ausgewählte Attribute zusätzlich zur Verteilung der Attributausprägungen über alle Befragten hinweg auch die Viral-Maven-Verteilung dargestellt (Viral Mavens sind hellgrau dargestellt). Bereits durch diese einfache grafische Analyse kann man erkennen, dass die ersten beiden Attribute (subjektive Norm und Ausdruck der eigenen Persönlichkeit) einen starken Zusammenhang zur Zielvariablen aufweisen. Dies sollte sich auch im Data-Mining-Modell widerspiegeln. Im Gegensatz dazu weisen die beiden Attribute Gefährdung der Privatsphäre des Rezipienten und Alter keinerlei Zusammenhang zur Zielvariablen auf. Dies wurde auch durch die Prüfung der Korrelationskoeffizienten deutlich.

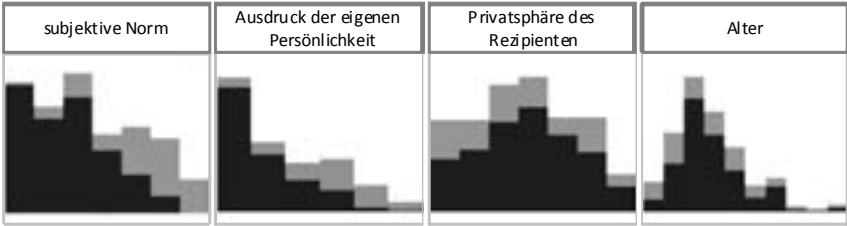


Abbildung 1: Histogramme für ausgewählte Attribute im Zusammenhang zur Zielvariablen

Data-Mining-Modellierung: Hierbei erfolgt im ersten Schritt die Auswahl des konkreten Analyse-Verfahrens. Die oben erwähnten Verfahren variieren in Bezug auf den Erklärungsgehalt, die Verständlichkeit des entdeckten Wissens und die Genauigkeit. Aufgrund der bei der Problemanalyse definierten Anforderungen wurden Entscheidungsbäume präferiert, da sie besonders anschauliche Ergebnisse in Form eines Regelbaums liefern, sehr gut zur Klassifizierung von Objekten geeignet sind und einen besonders hohen Erklärungsgehalt bei gleichzeitig hoher Treffergenauigkeit¹ besitzen [Os04]. Die Funktionsweise der Entscheidungsbaumverfahren ist dabei wie folgt: Die Gesamtmenge der Objekte wird stufenweise in sogenannte Knoten oder Untergruppen aufgeteilt, sodass diese Untergruppen möglichst nur noch Objekte einer der Klassen der Zielvariablen enthalten – im vorliegenden Anwendungsfall also Viral Mavens oder Nicht-Viral-Mavens. Ein Knoten wird zerlegt, in dem zwei oder mehr Unterknoten gebildet werden, die nur bestimmte Ausprägungen eines Attributs enthalten. Für das Attribut Geschlecht wären die beiden Unterknoten also männliche und weibliche Befragte. Für die Zerlegung wird dasjenige Attribut selektiert, das den höchsten Informationsgehalt besitzt [WF05].

¹ Andere Klassifikationsverfahren, wie Neuronale Netze, weisen zwar in der Regel eine höhere Treffergenauigkeit als Entscheidungsbäume auf, der Erklärungsgehalt ist aber aufgrund der sehr komplexen Verflechtungen von Gewichtungsfaktoren und Schwellwerten sehr gering.

Diese Prozedur wird solange mit den noch verbleibenden Attributen wiederholt, bis eine vorgegebene Klassenverteilung erreicht ist oder die Größe der Knoten eine Mindestanzahl nicht mehr überschreitet. Für jeden Endknoten kann dann eine Regel gebildet werden, indem die Filterkriterien jedes übergeordneten Knotens über ein logisches UND verknüpft werden und die häufigste Klasse des Knotens als Klassifikationsergebnis genutzt wird. Die meisten Algorithmen wenden abschließend noch eine Art „Säuberungsprozedur“, das sogenannte Pruning, an: Knoten, die nur sehr wenige Objekte und/oder keine besonders scharfe Klassentrennung aufweisen, werden wieder zusammengefasst. Dabei wird mithilfe eines stochastischen Tests geprüft, ob die zu erwartende Fehlerrate eines Knotens geringer ist als die zu erwartende Fehlerrate der Unterknoten. Ist dies der Fall, wird die Zerlegung rückgängig gemacht und nur noch der übergeordnete Knoten bleibt bestehen. Der zweite Schritt bei der Data-Mining-Modellierung ist die Modellbildung selbst. Für den vorliegenden Datensatz wurde der J48-Algorithmus verwendet. Hierbei handelt es sich um eine Weiterentwicklung des in Wissenschaft und Praxis populären ID3 bzw. C4.5-Algorithmus [Qu93]. Dieser arbeitet sehr performant und kann im Unterschied zu anderen Entscheidungsbaumverfahren sowohl binäre, nominale als auch numerische Attribute verarbeiten. Der Algorithmus bietet verschiedene Parameter, mit denen die Ergebnisbildung und das Ergebnis selbst – also das gefundene Modell in Form eines Regelbaums – beeinflusst werden können. Nachfolgend sind die beiden wichtigsten Parameter beschrieben, die im Rahmen der Modellbildung variiert wurden und gerade bei kleineren Datensätzen entscheidend sind. Zum einen ist dies die Mindestanzahl der Objekte in einem Endknoten (auch Blatt genannt); je niedriger dieser gewählt wird, desto mehr Regeln werden gefunden. Dies erhöht einerseits die Treffergenauigkeit des Modells, reduziert aber andererseits die Aussagekraft und den Erklärungsgehalt: Im Extremfall (Mindestanzahl = 1) könnte für jedes Objekt eine eigene Regel entstehen, was sicher nicht dem Ziel einer verständlichen Beschreibung entspräche. Zusätzlich steigt mit der Wahl eines kleinen Werts für diesen Parameter die Gefahr, dass Knoten bzw. Regeln gefunden werden, die eher zufälligen Charakter haben und somit für eine allgemeine Beschreibung ungeeignet sind. Der andere Parameter ist der Konfidenzfaktor, der im Rahmen des Pruning angewendet wird und der Gefahr, dass nicht-signifikante Regeln gefunden werden, entgegenwirkt. Basierend auf 50 unterschiedlichen Parameter-Konstellationen² der beiden Werte wurden 50 Data-Mining-Modelle erstellt.

Modellvalidierung und -bewertung: Ein wichtiges Element in der Prüfung der Modellgüte ist die Validierung des Modells anhand von Testdaten. Damit soll überprüft bzw. sichergestellt werden, dass die gefundenen Regeln des Modells generalisierbar, also auch auf neue Daten übertragbar sind. Ist dies nicht der Fall, so liegt ein Overfitting des Modells vor, was i.d.R. nicht erwünscht ist. Zur Validierung wurde die 10-Fold-Cross-Validation herangezogen. Dabei werden die Daten in zehn Partitionen aufgeteilt, wobei die Klassenverteilung in jeder Partition möglichst erhalten bleiben soll (hier also 30:70). Dann werden zehn Modelle gebildet, in denen jeweils neun Partitionen zur Modellbildung und die verbleibende Partition zur Validierung genutzt werden. Zur Validierung werden für jedes Modell die entsprechenden Regeln angewendet: Jedes Objekt lässt sich eindeutig einem Knoten zuordnen, für den das Modell bzw. die Regel genau eine Klasse

² Die Variation basiert auf folgenden Werten: Mindestanzahl 1 bis 10 und Konfidenzfaktor 0,01; 0,05; 0,1; 0,25; 0,4.

vorhersagt. Dann wird ermittelt, wie viele der Vorhersagen korrekt oder falsch waren, woraus sich die Kennzahlen True Positives (TP = korrekt klassifizierte Objekte) bzw. False Positives (FP = falsch klassifizierte Objekte) berechnen lassen. Diese Prozedur wurde für jede der oben genannten 50 Parameterkonstellationen angewendet.

Bei der Data-Mining-Modellierung erfolgt darauf aufbauend die Bewertung der Modellgüte. Das ermittelte Data-Mining-Modell soll eine gezielte Identifizierung und verständliche Beschreibung der Einflussfaktoren auf das Empfehlungsverhalten erlauben. Hierzu werden nachfolgend beschriebene Gütemaße betrachtet, die für jede Klasse der Zielvariablen berechnet werden. Basierend auf den TP- und FP-Werten kann das Maß Precision ermittelt werden, das die Exaktheit einer Klassenzuordnung angibt. Ebenso kann basierend auf diesen Werten das Maß Recall ermittelt werden, das die Abdeckung einer Klassenzuordnung angibt. Das Maß Area Under Curve (AUC) wird oft im medizinischen Bereich verwendet und gibt die Fläche unter der ROC-Kurve an, welche die Trefferrate für die Zielklasse in Beziehung zur Falschklassifizierungsrate für die Zielklasse setzt [HM82]. Schließlich gibt das Maß Lift-Faktor an, um welchen Faktor das gefundene Data-Mining-Modell die interessierenden Objekte besser als das Basis-Zufallsmodell auswählt [Co02]³. Eine Auswahl nach den Regeln des Modells sollte also eine deutlich bessere Viral-Maven-Quote als 30% aufweisen. Verbesserungsfaktoren von 1,5 werden als gut bewertet – in diesem Fall müsste das Modell also eine Quote von 45% oder besser erreichen. Der maximale Lift-Faktor beträgt in unserem Fall 3,33⁴. Die folgende Tabelle gibt für drei ausgewählte Modelle einen Überblick der Kennzahlenergebnisse (jeweils das arithmetische Mittel der 10-Fold-Cross-Validation-Ergebnisse) für die Klasse Viral Mavens;

Modell	Parameter		Bewertungskriterien für Klasse "Viral Maven"				
	Objektanzahl	Konfidenzfaktor	# Regeln	Precision	Recall	AUC	Lift-Faktor
1	>= 10	0,01	1	0,78	0,65	0,75	2,18
2	>= 8	0,10	4	0,73	0,69	0,82	2,30
3	>= 2	0,25	11	0,66	0,63	0,73	2,10

Tabelle 2: Ausgewählte Modelle und deren Bewertung

Modell 1 erzielt mit den restriktiven Parameterkonstellationen sehr gute Kennzahlwerte, besitzt aber mit nur einer Regel keinen guten Erklärungsgehalt. Für Modell 3 erlauben die Parametereinstellungen die Bildung eines sehr detaillierten Regelwerks (11 Regeln), worunter allerdings der Erklärungsgehalt leidet. Die schlechteren Kennzahlwerte deuten auf ein gewisses Overfitting hin. Als geeignet kann Modell 2 angesehen werden: Mit 4 Regeln, guten Kennzahlwerten und einem Lift-Faktor von 2,3 besitzt dieses Modell sowohl eine gute Performance als auch einen guten Erklärungsgehalt. Im nächsten Abschnitt wird dargestellt, welche Regeln das Modell als Output liefert.

³ Mit Basis-Zufallsmodell ist das zufällige Auswählen von Objekten aus der Grundgesamtheit der Objekte gemeint. Gemäß den Gesetzen der Stochastik wird sich bei zufälliger Auswahl von beispielsweise 30 Objekten aus der Grundgesamtheit in dieser Stichprobe die gleiche Verteilung wie in der Grundgesamtheit finden; in diesem Fall also ungefähr 9 Viral Mavens und 21 Nicht-Viral-Mavens, was einem Anteil von 30% zu 70% entspräche.

⁴ Dieser Wert ergibt sich aus 100/30, wegen 100% als maximale Treffergenauigkeit eines Modells bei einer Viral-Maven-Quote von 30%.

4 Ergebnis und Diskussion

Abbildung 2 zeigt den resultierenden Regelbaum für das gewählte Modell 2.

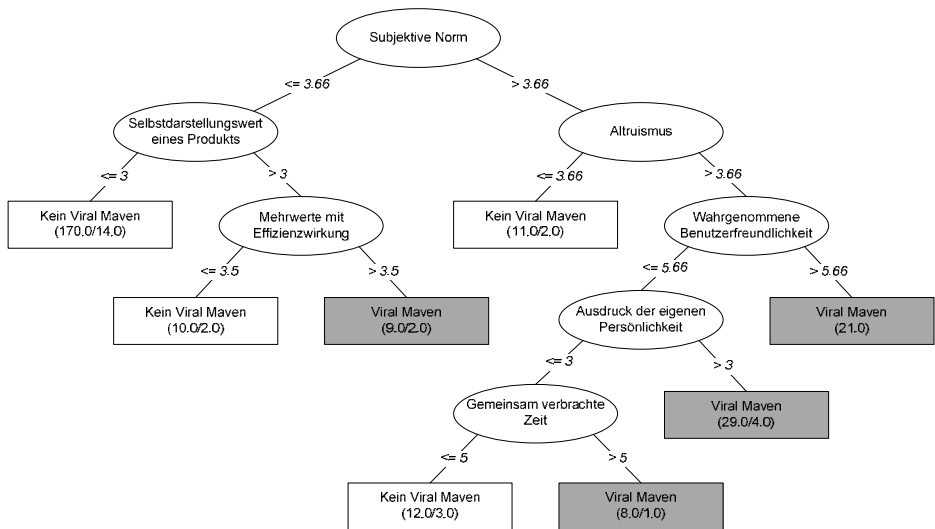


Abbildung 2: Regelbaum zu Modell 2⁵

Verknüpft man das Ergebnis der PLS-Analyse aus [Wi09] mit dem vorliegenden Ergebnis zeigt sich, dass die Empfehlungsabsicht von sieben Einflussfaktoren beeinflusst wird: (1) subjektive Norm, (2) Selbstdarstellungswert eines Produkts, (3) Mehrwerte mit Effizienzwirkung, (4) Altruismus, (5) wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit des Empfehlungsmechanismus, (6) Ausdruck der eigenen Persönlichkeit und (7) gemeinsam verbrachte Zeit. Interessanterweise konnte auch der Zusammenhang zwischen gemeinsam verbrachte Zeit und Empfehlungsabsicht, der bei [Wi09] trotz starker theoretischer Fundierung [BL08] abgelehnt werden musste, durch die Data-Mining-Analyse bestätigt werden. In Bezug auf den Einflussfaktor wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit muss jedoch angemerkt werden, dass die überwiegende Mehrheit der Befragten den Empfehlungsmechanismus beim gezeigten Mobile-Instant-Messaging-Dienst als wenig komplex einstufte. In [Su94, 873] wird hierzu erläutert: „If the technology by its inherent nature is relatively easy to use, ease of use would have less or no impact on usage.“ Auch die Trennung bei 5,67 macht dies deutlich. Die Aussagekraft des übergeordneten Knotens wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit ist daher äußerst zweifelhaft. Er wird daher bei der Regelkonstruktion außer Acht gelassen. Nichtsdestotrotz sollte der Einflussfaktor generell beachtet werden, da im Rahmen des Mobile Commerce eine intuitive Bedienung als unabdingbare Voraussetzung für die Akzeptanz betrachtet wird [NPT05]. Zu-

⁵ Eine Regel wird durch das „Abwandern“ des Pfads vom Anfangsknoten zu einem Endknoten gebildet, indem alle Attribute mit den entsprechenden Ausprägungen verknüpft werden. Die grau hinterlegten Endknoten sind die Regeln zur Beschreibung von Viral Mavens und liefern zusammengefasst somit eine Antwort auf die ursprüngliche Forschungsfrage.

dem zeigt das Ergebnis, dass Determinanten, wie etwa die erwartete Nützlichkeit für den Rezipienten, die Gefährdung der Privatsphäre des Rezipienten, Belohnungen für die Empfehlung oder Kosten der Empfehlung zumindest bei viralen Strategien zu Mobile-Instant-Messaging-Diensten von untergeordneter Rolle sind. Nachfolgend werden die aus dem Regelbaum in abgeleiteten Regeln beschrieben:

Regel 1: Personen, für die subjektive Normen eine weniger wichtige Rolle spielen, UND fordern, dass der mobile Dienst zur Selbstdarstellung geeignet ist UND denen es wichtig ist, dass durch die Empfehlung des mobilen Dienstes Zeit und Kosten erspart werden, haben tendenziell eine hohe Empfehlungsbereitschaft.

Regel 2: Personen, für die subjektive Normen eine wichtige Rolle spielen UND altruistisch veranlagt sind haben tendenziell eine hohe Empfehlungsbereitschaft.

Regel 3: Personen, für die subjektive Normen eine wichtige Rolle spielen UND altruistisch veranlagt sind UND fordern, dass durch die Empfehlung eigene Emotionen und die soziale oder persönliche Identität ausgedrückt werden kann, haben tendenziell eine hohe Empfehlungsbereitschaft.

Regel 4: Personen, für die subjektive Normen eine wichtige Rolle spielen UND altruistisch veranlagt sind UND nicht fordern, dass durch die Empfehlung eigene Emotionen und die soziale oder persönliche Identität ausgedrückt werden kann, UND denen die gemeinsam verbrachte Zeit mit dem Rezipienten ein Entscheidungskriterium für die Empfehlung ist, haben tendenziell eine hohe Empfehlungsbereitschaft.

Der folgende Abschnitt widmet sich den Implikationen für Praxis und Forschung

5 Implikationen für Praxis und Forschung

5.1 Implikationen für Praxis

Werbetreibende Unternehmen, Werbeagenturen, Anwendungsentwickler und Inhalteanbieter können aus den Ergebnissen wertvolle Hinweise für die Entwicklung von Mobile-Viral-Marketing-Strategien ableiten. Werden die entwickelten Regelsätze im Konzept- und Design-Stadium berücksichtigt, kann laut dem ermittelten Lift-Faktor von 2,3 die Empfehlungsrate um mehr als das Doppelte steigen. Da beim viralen Marketing von einem exponentiellen Wachstum ausgegangen werden kann [SR03], kann dies erhebliche Effekte auf die erreichbare Zielgruppe haben. Nachfolgend werden Gestaltungsempfehlungen in Bezug auf die einzelnen Einflussfaktoren vorgestellt.

Der Einflussfaktor *subjektive Norm* bedeutet, dass eine Ausrichtung des Empfehlungsverhaltens an den Erwartungen des sozialen Umfeldes und der Referenzgruppe erfolgt. Bei der Umsetzung von Regel 2, 3 und 4 sollte beim verbalen Weiterleitungsausschluss kommuniziert werden, dass die Empfehlung innerhalb der eigenen Referenzgruppe erwartet oder durch die Empfehlung die Zugehörigkeit zu einer Gruppe ausgedrückt wird. Die Ausbildung derartiger Assoziationen kann durch Hinweise, wie „Deine Freunde werden sich freuen“ oder „In ist, wer drin ist“, gefördert werden.

Der Einflussfaktor *Selbstdarstellungswert eines Produkts* zielt auf die Eignung eines mobilen viralen Inhalts zur Verbesserung der Selbstdarstellung ab. Dies ist in der Regel dann der Fall, wenn der Inhalt ein visuelles Potenzial bietet, die Fortschrittlichkeit des Nutzers ausdrückt oder zum Zwecke der Selbstdarstellung als Statussymbole eingesetzt werden kann, um sich gegenüber anderen Gruppen oder Individuen abzugrenzen. Zur praktischen Umsetzung der Regel 1 sollten entsprechende Werbeträger entwickelt werden, in denen solche Aspekte dargestellt sind.

Der Einflussfaktor *Mehrwerte mit Effizienzwirkung* thematisiert das Ausmaß, zu dem ein potenzieller Kommunikator annimmt, dass durch die Empfehlung eines mobilen viralen Inhalts Kosten- oder Zeitvorteile entstehen können. Zur praktischen Umsetzung der Regel 1 empfiehlt es sich, bei einem Mobile-Instant-Messaging-Dienst beispielsweise einen Slogan, wie „Fast & Cheap Communications“, zu verwenden. Zudem sollten die Nutzer im Rahmen von Kommunikationsmaßnahmen auf die Einsparung von Kosten oder Zeit hingewiesen werden. Etwa wird auf der stationären Internetseite des Mobile-Instant-Messaging-Dienstes bing darauf verwiesen, dass sich unter bestimmten Bedingungen bis zu 133 bing-Nachrichten zu den Kosten einer SMS versenden lassen [Bi09].

Der Einflussfaktor *Altruismus* stellt darauf ab, dass eine Empfehlung als Ausdruck der inneren Werte erfolgt, ungeachtet irgendwelcher sozialer Bekräftigung oder persönlicher Motive. Um altruistische Motive anzusprechen (Regel 2, 3 und 4), sollte im Weiterleitungsausschuss darauf verwiesen werden, dass der Kommunikator durch die Empfehlung den Rezipienten eine „echte“ Hilfe bietet und es Freude bereitet, mit anderen den Dienst zu teilen. Ebenso impliziert dieser Einflussfaktor, dass Mobile Viral Marketing generell auch im Fundraising-Bereich anwendbar ist.

Der Einflussfaktor *Ausdruck der eigenen Persönlichkeit* behandelt die Frage, ob die Empfehlungsaktion dazu geeignet ist, eigene Emotionen und die soziale oder persönliche Identität auszudrücken. [NPT05] fordern in diesem Zusammenhang, dass Anbieter solche Dienste, die zeitgemäß, modern und in Bezug auf die individuelle Identität des Nutzers personalisierbar sind, anbieten sollten. Zur praktischen Umsetzung der Regeln 3 und 4 empfiehlt es sich bei einer Kommunikationsmaßnahme – je nach Zielgruppe – Begriffe wie „cool“, „modern“ oder „innovativ“ als verbale Anker zu verwenden. Hierbei kann auch eine entsprechende Wortmarke hilfreich sein.

Der Einflussfaktor *gemeinsam verbrachte Zeit* macht deutlich, dass ein mobiler viraler Inhalt zwischen Personen ausgetauscht wird, die sich häufig treffen oder sprechen. Zur praktischen Umsetzung der Regel 4 empfiehlt es sich, beim Weiterleitungsausschuss Begriffe wie „Freunde“ oder „Friends and Family“ als verbale Anker zu verwenden. Schon allein ein Button „Send to a Friend“ oder „Share with your Friends“ könnte hilfreich sein.

Wie oben festgestellt wurde, sollte der Einflussfaktor *wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit des Empfehlungsmechanismus* generell im Mobile Viral Marketing berücksichtigt werden. SMS, MMS oder Mobile E-Mail können schnell und einfach weitergeleitet werden. Anders verhält es sich bei Anwendungen, die auf höheren Programmiersprachen oder WAP basieren, da hierbei der Kommunikator i.d.R. die Mobilfunknummer des

Rezipienten nicht automatisch aus dem Adressbuch übertragen kann [PW07]. Um den Empfehlungsmechanismus bei J2ME-Anwendungen benutzerfreundlich zu gestalten, bietet das Personal Information Management API die Möglichkeit, auf die Daten des Adressbuchs zuzugreifen. Somit entfällt die händische Eingabe über die Tastatur und der Rezipient kann direkt aus dem Adressbuch ausgewählt werden (ähnlich wie beim Versand einer SMS). Handelt es sich um eine WAP-basierte Anwendung, kann ein ähnlicher Empfehlungsmechanismus mithilfe der Wireless Telephony Application (WTA) Spezifikation realisiert werden.

Es sei angemerkt, dass die hier getroffenen Aussagen vor allem für einen Mobile-Instant-Messaging-Dienst gelten. Bereits [NTP05] weisen darauf hin, dass sich die Akzeptanzfaktoren bei verschiedenen mobilen Dienste-Kategorien deutlich unterscheiden. Etwa konnten die Autoren den Einfluss subjektiver Normen auf die Akzeptanz nur bei Mensch-interaktiven mobilen Diensten nachweisen, unter welche auch ein Mobile-Instant-Messaging-Dienst fällt. Bei Maschine-interaktiven mobilen Diensten, bei denen Individuen ohne Beteiligung anderer Individuen ausschließlich mit dem mobilen Endgerät interagieren, weisen soziale Einflüsse eine untergeordnete Rolle auf. Aufgrund dieser Erwägung ergibt sich die Managementempfehlung, die hier am Beispiel eines Mobile-Instant-Messaging-Dienstes durchgeführte WWW-Befragung und Data-Mining-Analyse stets erneut am eigenen mobilen Dienst durchzuführen und basierend auf den Ergebnissen entsprechende Implikationen auf die Mobile-Viral-Marketing-Strategie abzuleiten.

5.2 Implikationen für Forschung

In Bezug auf die Forschung konnte durch den Einsatz der Data-Mining-Analyse und der damit einhergehenden Methodentriangulation die Validität der Mobile-Viral-Marketing-Theorie von [Wi09] und damit das argumentative Gewicht der in Abschnitt 4 ermittelten Einflussfaktoren erhöht werden. Da die gewonnenen Erkenntnisse gewissen Limitationen unterliegen, gibt es vielfältige Ansatzpunkte für die weitere Forschung. Eine erste Limitation ist darin zu sehen, dass sich die vorliegende Studie auf die virale Verbreitung von Mobile-Instant-Messaging-Diensten bezog; die Ergebnisse sind daher streng genommen nur in Bezug auf das untersuchte Objekt interpretierbar. Die zweite Limitation ergibt sich aus der Erhebungsmethode WWW-Fragebogen. Sieht man von den demografischen Merkmalen ab, wurden überwiegend Fragen zu Einstellungen, Meinungen oder Verhaltensabsichten gestellt. Bei derartigen Fragen wird allgemein gefordert, dass sich die Auskunftspersonen die geschilderten hypothetischen Situationen vorstellen und ihre Gedanken dazu beschreiben können. Ob dies tatsächlich beim gewählten Stimulus der Fall war, bleibt offen. Daher sind Replikationsstudien zu weiteren mobilen viralen Inhalten und Empfehlungsmechanismen notwendig, um die Generalisierbarkeit der Befunde zu prüfen. Einen interessanten Vorschlag liefern hierzu [WBP07], die ein kontrolliertes Experiment mit realen Kampagnen in Verbindung mit einem mobilen Fragebogeninstrument und Techniken der Sozialen Netzwerkanalyse beschreiben. Aus der Umsetzung des Vorschlags könnten interessante Erkenntnisse über die Größe mobiler viraler Netzwerke und die Reichweite einer mobilen viralen Kampagne gewonnen werden, die das Verständnis für das Marketinginstrument wesentlich erweitern würden.

6 Schlussbetrachtung

Ausgangspunkt dieses Papiers war die Tatsache, dass mit Mobile Viral Marketing eine exponentielle Verbreitung mobiler Dienste bei glaubwürdiger Kommunikation, hoher Aufmerksamkeit sowie niedrigen Kosten realisieren lässt. Ziel war es, ein besseres Verständnis für die Einflussfaktoren bei der Empfehlung mobiler Dienste zu schaffen. Im Ergebnis zeigt sich, dass die Empfehlungsabsicht von sieben Einflussfaktoren beeinflusst wird. Als ein Ergebnis kann festgestellt werden, dass insbesondere für die ermittelten Einflussfaktoren eine erhöhte Validität angenommen werden kann, da diese theoretisch fundiert sowie mit dem PLS-Ansatz und der Data-Mining-Analyse als Determinanten der Empfehlungsabsicht bestätigt wurden. Basierend auf einem Entscheidungsbaum wurden vier Regeln und damit konkrete Gestaltungsempfehlungen für die Entwicklung von Mobile-Viral-Marketing-Strategien abgeleitet. Damit wurde eine Forschungslücke in der Beschreibungs-, Erklärungs- und Gestaltungsaufgabe der Wirtschaftsinformatik im Bereich Mobile Viral Marketing geschlossen.

7 Literaturverzeichnis

- [Ap09] *Apple*: Apple Announces Over 100,000 Apps Now Available on the App Store. Pressemitteilung 2009-11-09, <http://www.apple.com/pr/library/2009/11/04appstore.html>, Abruf am 2009-12-08.
- [Bi09] *Bing*: Herzlich Willkommen bei bing, <http://www.bing.im>, Abruf am 2009-12-08.
- [BL08] *de Bruyn, A.; Lilien, G.L.*: A Multi-Stage Model of Word of Mouth Through Viral Marketing. In: International Journal of Research in Marketing, Vol. 25 (2008), pp. 151 – 163.
- [Br05] *Brog, A.*: I-play Outlines Collective Industry Action Required for Mobile Gaming Market to Reach True Potential, <http://www.iplay.com/article.do?NID=89&NYID=2005>, 2005-08-01, Abruf am 2007-05-09.
- [Co02] *Coppock, D.S.*: Why Lift? Data Modeling and Mining. In : Information Management Online, 200206-21. <http://www.information-management.com/news/5329-1.html>.
- [CP05] *Cheong, J.H.; Park, M.-C.*: Mobile internet acceptance in Korea. In: Internet Research, Vol. 15 (2005), No. 2, pp. 125 – 140.
- [Da89] *Davis, F.D.*: Perceived usefulness, perceived ease of use, and consumer acceptance of information technology. In: MIS Quarterly, Vol. 13 (1989), No. 3, pp. 319 – 340.
- [DBK04] *Dholakia, U.M.; Bagozzi, R.P.; Klein Pearo, L.*: A Social Influence Model of Consumer Participation in Network- and Small-Group-Based Virtual Communities. In: International Journal of Research in Marketing, Vol. 21 (2004), No. 3, pp. 241 – 263.
- [FSS96] *Fayyad, U.; Shapiro, G.P.; Smyth, P.*: From data mining to knowledge discovery in databases. In: AI Magazine, Vol. 17 (1996), No. 3, pp. 37 – 54.
- [FJA+96] *Fornell, C.; Johnson, M.D.; Anderson, E.W.; Cha, J.; Bryant, B.E.*: The American Customer Satisfaction Index: Nature, purpose, and findings. In: Journal of Marketing, Vol. 60 (1996), No. 4, pp. 7 – 18.
- [FK07] *Förster, K.; Kammerzelt, H.*: Virales Marketing mit mobilen Endgeräten: Eine empirische Studie der Rahmenbedingungen und Anforderungen. St. Pölten 2007.
- [HFH+09] *Hall, M.; Frank, E.; Holmes, G.; Pfahringer, B.; Reutemann, P.; Witten, I.H.*: The WEKA Data Mining Software: An Update. In: SIGKDD Explorations, Vol. (2009), No. 1.
- [HM82] *Hanley J.A., McNeil B.J.*: The meaning and use of the area under the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve. In: Radiology, Vol. 143; pp. 29 – 36.
- [HW03] *Hennig-Thurau, T.; Walsh, G.*: Electronic Word-of-Mouth: Motives for and Consequences of Reading Customer Articulations on the Internet. In: International Journal of Electronic Commerce. Vol. 8 (2003), No. 2, pp. 51 – 74.

- [HT03] *Hofmann, M.; Tierney, B.*: The Involvement of Human Resources in Large Scale Data Mining Projects. In: Proc. of the 1st Int. Symposium on Information and Communication Technologies, Dublin, Ireland, 2003.
- [NPT05] *Nysveen, H.; Pedersen, P.E.; Thorbjørnsen, H.*: Intentions to Use Mobile Services: Antecedents and Cross-Service Comparisons. In: Journal of the Academy of Marketing Science, Vol. 33 (2005), No. 3, pp. 330 – 346.
- [Ok08] *Okazaki, S.*: Determinant factors of mobile-based word-of-mouth campaign referral among Japanese adolescents. In: Psychology and Marketing, Vol. 25 (2008), No. 8, pp. 714 – 731.
- [OD08] *Olson, D.L.; Delen, D.*: Advanced Data Mining Techniques. Springer, 2008.
- [Os04] *Osei-Bryson, K.-M.*: Evaluation of Decision Trees: A Multicriteria Approach. In: Computers and Operations Research, Vol. 31, (2004), pp. 1933–1945.
- [PPW09] *Palka, W.; Pousttchi, K.; Wiedemann, D.G.*: Mobile Word-of-Mouth – a Grounded Theory of Mobile Viral Marketing. In: Journal of Information Technology, Vol. 24 (2009), No. 2, pp. 172 – 185.
- [PTW08] *Pousttchi, K.; Turowski, K.; Wiedemann, D.G.*: Mobile Viral Marketing. Ein State of the Art. In: *Bauer, H.H.; Dirks, T.; Bryant, M.D.* (Hrsg.): Erfolgsfaktoren des Mobile Marketing. Strategien, Konzepte und Instrumente. Springer, Berlin, 2008, S. 289 – 304.
- [PW07] *Pousttchi, K.; Wiedemann, D.G.*: Success Factors in Mobile Viral Marketing: A Multi-Case Study Approach. In: Proc. of the 6th Int. Conf. on Mobile Business, Toronto, 2007.
- [PFG95] *Price, L.; Feick, L.F.; Guskey, A.*: Everyday Market Helping Behavior. In: Journal of Public Policy & Marketing, Vol. 14 (1995), No. 2, pp. 255 – 266.
- [Qu93] *Quinlan, J.R.*: C4.5: Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann, San Mateo, 1993.
- [SW07] *Song, J.; Walden, E.*: How Consumer Perceptions of Network Size and Social Interactions Influence the Intention to Adopt Peer-to-Peer Technologies. In: International Journal of E-Business Research, Vol. 3 (2007), No. 4, pp. 49 – 66.
- [Su94] *Subramanian, G.H.*: A Replication of Perceived Usefulness and Perceived Ease of Use Measurement. In: Decision Sciences, Vol. 25 (1994), No. 5/6, pp. 863 – 874.
- [SR03] *Subramani, M.R.; Rajagopalan, B.*: Knowledge-Sharing and Influence in Online Social Networks via Viral Marketing. In: Communications of the ACM, Vol. 46 (2003), No. 12, pp. 300 – 307.
- [Vi04] *Vijayasathy, L.R.*: Predicting consumer intentions to use on-line shopping: the case for an augmented technology acceptance model. In: Information & Management, Vol. 41 (2004), No. 6, pp. 747 – 762.
- [WB07] *von Wangenheim, F.; Bayón, T.*: The chain from customer satisfaction via word-of-mouth referrals to new customer acquisition. In: Journal of the Academy of Marketing Science, Vol. 35 (2007), No. 2, pp. 233 – 249.
- [WBP07] *Wiedemann, D.G.; Barnes, S.B.; Pousttchi, K.*: Exploring Social Networks of Mobile Viral Marketing Campaigns. Arbeitspapier an der Forschungsgruppe wi-mobile, Lehrstuhl für Wirtschaftsinformatik und Systems Engineering, Universität Augsburg, Augsburg, 2007.
- [Wi07] *Wiedemann, D.G.*: Exploring the Concept of Mobile Viral Marketing through Case Study Research. In: Proc. zur 2. Konferenz der GI-Fachgruppe Mobilität und mobile Informationssysteme, Aachen, 2007, S. 49 – 60.
- [Wi09] *Wiedemann, D.G.*: Entwicklung und empirische Überprüfung einer Theorie zu Mobile Viral Marketing. Dissertation am Lehrstuhl für Wirtschaftsinformatik und Systems Engineering, Universität Augsburg, Augsburg, 2009.
- [WF05] *Witten, I.H.; Frank, E.*: Data Mining. Practical Machine Learning Tools and Techniques. San Francisco, 2005.
- [WHP09] *Wiedemann, D.G.; Haunstätter, T.; Pousttchi, K.*: An Empirical Investigation on Intention to Forward Mobile Viral Content. In: *Pousttchi, K.; Wiedemann, D.G.* (Eds.): Handbook of Research on Mobile Marketing Management. Information Science Reference, Hershey, 2009.