

# Vertrauensbildung durch soziale Empfehlungen

Zur Rolle von Empfehlungssystemen im M-Commerce

Antonia Köster · Christian Matt  
Larissa Torremante · Thomas Hess  
Jörg Heinze

## Neue Möglichkeiten durch M-Commerce, aber es mangelt an Vertrauen

Mobile Commerce (M-Commerce) bezeichnet die Abwicklung von Transaktionen über mobile Endgeräte. M-Commerce ermöglicht den Kauf von Produkten und Services unabhängig von Ort und Zeit [6]. Die Angebote können nicht nur durch Nutzerprofile, sondern auch durch Standortdaten an Konsumenten individuell angepasst werden. Aktuelle Statistiken zeigen, dass im Jahre 2014 bereits ca. 60 % der Smartphone- und Tabletbenutzer mit ihrem mobilen Endgerät im Internet eingekauft haben. Dennoch verspüren Konsumenten bei Einkäufen über mobile Endgeräte mehr Unsicherheit als bei Einkäufen in Ladengeschäften oder im klassischen Onlinehandel [12]. Zum Beispiel erschwert das kleine Display des Smartphones den Nutzern, das Produktangebot zu sichten [10]. Auch empfinden Konsumenten Sicherheitsrisiken bei der Zahlungsabwicklung über mobile Endgeräte, beispielsweise wird eine unzureichende Verschlüsselung von persönlichen Daten als Gefahr wahrgenommen [13]. Der Mangel an Vertrauen gilt als ein Hauptgrund für die Zurückhaltung oder den Abbruch von Einkäufen über mobile Endgeräte. Nun stellt sich die Frage, was Unternehmen tun können, um das Vertrauen der potenziellen Konsumenten bei M-Commerce-Transaktionen zu erhöhen. Soziale Empfehlungen, also Empfehlungen von anderen Nutzern oder Freunden, scheinen eine Möglichkeit zu sein, um Vertrauen aufzubauen und M-Commerce-Transaktionen zu fördern [9]. Im Folgenden zeigen wir am Beispiel einer standortbezogenen Versicherungs-App, dass soziale Empfehlungen von Freunden und anderen Nutzern

das Gefühl von sozialer Interaktion vermitteln und die Kaufbereitschaft von Konsumenten in gewissen Kontexten damit positiv beeinflussen können.

## Vertrauen und soziale Interaktion

Vertrauen ist insbesondere dann wichtig, wenn Nutzer die Folgen ihres Handelns nicht gänzlich übersehen können und daher Risiken eingehen müssen. Wenn Nutzer vertrauen, sind sie eher bereit, Transaktionen im Internet durchzuführen. Vertrauen spielt daher bei der Entscheidung von Konsumenten über Kauf oder Nichtkauf eine wichtige Rolle. In der Onlinewelt ist Vertrauen schwerer aufzubauen als in der realen Welt, weil der Transaktionspartner physisch nicht greifbar ist und Unternehmen lediglich indirekt über die Internetpräsenz in Erscheinung treten. Zudem besteht beim Kauf im Internet meist kein direkter zwischenmenschlicher Kontakt und emotionale und soziale Aspekte können nicht zur Vertrauensbildung beitragen [5]. Dies stellt insbesondere bei Produkten und Dienstleistungen der Finanz- und Versicherungsbranche eine Herausforderung dar, da der Kundenkontakt traditionell auf persönlicher Beratung basiert. Es besteht sogar oftmals ein langjähriges Vertrauensverhältnis zwischen Kunde

DOI 10.1007/s00287-016-0955-8  
© Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2016

Antonia Köster · Christian Matt · Larissa Torremante  
Thomas Hess  
Ludwig-Maximilians-Universität München,  
Institut für Wirtschaftsinformatik und Neue Medien,  
Ludwigstraße 28, 80539 München  
E-Mail: koester@bwl.lmu.de

Jörg Heinze  
Universität Regensburg,  
Universitätsstraße 31, 93053 Regensburg

## Zusammenfassung

Mobile Endgeräte stellen Funktionen bereit, die es Unternehmen ermöglichen, ihren Kunden passgenaue, standortspezifische Dienstleistungen anzubieten. Im Vergleich zum klassischen Onlinehandel oder zu Einkäufen in Ladengeschäften werden Vertragsabschlüsse über mobile Endgeräte von den Konsumenten jedoch weiterhin als riskanter wahrgenommen. Empfehlungssysteme können Konsumenten bei der Suche nach Produkten und bei ihrer Kaufentscheidung unterstützen. Wir fokussieren uns auf soziale Empfehlungssysteme und untersuchen, inwieweit diese geeignet sind, um das Vertrauen der Nutzer und die Kaufwahrscheinlichkeit über mobile Endgeräte zu erhöhen. Am Beispiel einer standortbezogenen Versicherungs-App vergleichen wir hierfür Empfehlungen aus dem sozialen Umfeld der Nutzer mit anbieterbasierten Empfehlungen und messen Auswirkungen auf das wahrgenommene Vertrauen und den Kaufabschluss. Unsere Ergebnisse zeigen, dass anbieterbasierte Empfehlungen kompetenter eingeschätzt werden als soziale Empfehlungen. Die Empfehlungssysteme unterscheiden sich hingegen nicht im Hinblick auf die wohlwollende Absicht und Integrität. Es zeigt sich weiterhin, dass soziale Empfehlungen in einem risikoärmeren Kontext bevorzugt werden, während dies in einem risikoreicheren Kontext nicht der Fall ist.

und Berater. Dennoch bieten mobile Applikationen gerade in diesen Bereichen zukunftsweisende Möglichkeiten durch neue Vertriebswege. Diverse Versicherungsunternehmen etablieren daher bereits erste Pilotprojekte im Markt. Ein Beispiel stellt die „Clare-Handyversicherung“ der Allianz dar, die den Abschluss eines Versicherungsschutzes für mobile Endgeräte über eine App ermöglicht. Auch hier steht das Versicherungsunternehmen vor der Herausforderung, seine traditionell eher beratungsintensiven Produkte und Dienstleistungen im M-Commerce ohne persönlichen Kontakt abzuwickeln. Das Fehlen vertrauensbildender Signale aus dem sozialen Umfeld stellt schließlich eine große Hürde für derartige Transaktionen dar [4]. Anstelle des persönlichen Kontakts können verschiedene

Mittel dazu beitragen, das Vertrauen der Konsumenten zu stärken, denn anfängliches Vertrauen wird aufgrund erster Eindrücke und durch Vorwissen gebildet. Nutzer ziehen zur Beurteilung der Vertrauenswürdigkeit des Internetangebots u. a. das visuelle Webseitendesign, die inhaltliche Ausgestaltung (z. B. Produktinformationen und Gütesiegel) oder soziale Funktionen (z. B. Produktbewertungen und Empfehlungen) heran. Webseiten, die ein Gefühl von persönlichem Kontakt vermitteln, werden grundsätzlich positiver bewertet und Konsumenten kaufen dort lieber ein [4]. Multimediale Inhalte und die Interaktion mit Empfehlungssystemen können zusätzlich zur Vertrauensbildung beitragen und den Absatz fördern.

## Empfehlungssysteme zur Vermittlung von sozialer Interaktion

Empfehlungssysteme (Recommender Systems) adressieren das Problem der „Informationsüberflutung“, indem sie aus dem häufig unüberschaubar großen Produktangebot einer Webseite die für den Nutzer relevantesten Produkte identifizieren und vorschlagen [3]. Das Interesse eines Nutzers an einem Produkt kann dabei sowohl über explizite Präferenzen (z. B. Einkäufe oder Bewertungen) als auch auf Grundlage seines Verhaltens auf der Webseite (implizite Präferenzen, etwa Such- und Klickverhalten) bestimmt werden. Häufig werden komplexe Algorithmen zur Analyse dieser Informationen und zur Generierung von Empfehlungen verwendet, die sich auch im Hinblick auf die verwendeten Daten substantiell unterscheiden können.

## Klassische Empfehlungssysteme

Klassische Empfehlungssysteme lassen sich in Content-Based-Filtering- und in Collaborative-Filtering-Systeme unterteilen, wobei in der Praxis häufig hybride Varianten verwendet werden. Content-Based-Filtering empfiehlt Produkte, die inhaltlich ähnlich zu denen sind, die für einen Nutzer bereits in der Vergangenheit interessant waren oder für die der Nutzer explizit seine Präferenzen ausgesprochen hat (z. B. Lieblingsband oder Musikgenre). Collaborative-Filtering basiert auf der Annahme, dass aus ähnlichem Verhalten von einzelnen Nutzern in der Vergangenheit auf Gemeinsamkeiten zwischen den Nutzern geschlossen werden kann [3]. Diese Gemeinsam-

keiten dienen dann als Grundlage für weitere Empfehlungen. Es werden somit Produkte empfohlen, die ähnliche Nutzer zuvor positiv evaluiert oder gekauft haben. Um akkurate Empfehlungen generieren zu können, sind Collaborative-Filtering-Systeme auf frühere Bewertungen oder Einkäufe von anderen Nutzern angewiesen (sog. Kaltstartproblematik). Hybride Empfehlungssysteme wiederum verbinden Merkmale von Collaborative- und Content-Based-Filtering und werden zum Beispiel von dem Video-on-Demand-Dienst „Netflix“ eingesetzt. Netflix analysiert das Nutzungsverhalten von vergleichbaren Nutzern (Collaborative-Filtering) und berücksichtigt die explizite Bewertung von ähnlichen Videos durch den Nutzer (Content-Based-Filtering), um personalisierte Empfehlungen zu generieren. Klassische Empfehlungssysteme haben den Nachteil, dass sie den Nutzer und seine Interessen in der Regel unabhängig von seinem Kontext betrachten. Diese Systeme beziehen für gewöhnlich weder das soziale Umfeld des Nutzers noch Standortinformationen in die Berechnung der relevantesten Produkte mit ein.

### **Soziale Empfehlungssysteme**

Soziale Empfehlungssysteme berücksichtigen Informationen über Beziehungen der Nutzer untereinander und basieren auf Collaborative-Filtering-Systemen [1]. Soziale Empfehlungssysteme analysieren nicht nur andere Nutzer im Hinblick auf eine Übereinstimmung mit dem aktuellen Nutzer, sondern integrieren auch dessen Beziehung zu anderen Nutzern in die Empfehlungsgenerierung. Soziale Empfehlungssysteme können zum Beispiel Produkte, die im Speziellen von deren Freunden positiv bewertet wurden, Nutzern priorisiert anzeigen. Die Informationen über Freundschaftsbeziehungen erhalten Anbieter von sozialen Empfehlungssystemen insbesondere aus sozialen Netzwerken, wie zum Beispiel Facebook oder XING. In sozialen Netzwerken geben Nutzer häufig persönliche Informationen (z. B. Wohnort, Alter oder Geschlecht) und Informationen über Freundschaftsbeziehungen preis. Zum Beispiel bietet Amazon den Nutzern die Möglichkeit, ihr Kundenkonto mit dem sozialen Netzwerk Facebook zu verbinden. Kunden werden dadurch über den Geburtstag von Freunden informiert und erhalten zugleich passende Geschenkorschläge. Die Einbeziehung von Kaufbewertungen von Freunden

soll die Passgenauigkeit der Empfehlungen weiter verbessern.

### **Standortbezogene Empfehlungssysteme**

Empfehlungssysteme für mobile Endgeräte haben die Möglichkeit, den Standort des Nutzers in die Empfehlung miteinzubeziehen. Unter Verwendung des GPS-Empfängers oder der aktuell verwendeten Mobilfunkzelle kann der Standort eines mobilen Endgeräts bestimmt werden, damit Empfehlungssysteme an die jeweilige Lokalität angepasste Empfehlungen generieren können [8]. Mit der wachsenden Verbreitung mobiler Endgeräte hat auch die Bedeutung standortbezogener Empfehlungen erheblich zugenommen. Zum Beispiel liefert die Android-App „South Tyrol Suggests“ standortbezogene Empfehlungen für Sehenswürdigkeiten und Veranstaltungen, die den Interessen des Nutzers und den Kontextbedingungen (Ort, Begleitung, Wetter und Verkehr) entsprechen.

### **Aufbau der empirischen Untersuchung**

Als Untersuchungskontext haben wir die Versicherungsbranche gewählt, da bei komplexen und beratungsintensiven Produkten wie Versicherungen das Vertrauen für die Kaufintention besonders wichtig ist. Gerade bei Versicherungen besteht oftmals eine hohe Informationsasymmetrie zwischen Anbieter und Kunde. Der immaterielle Charakter von Dienstleistungen verstärkt die Unsicherheit zusätzlich. Für die Kaufentscheidung sind daher häufig persönliche Beratungsgespräche und Empfehlungen aus dem sozialen Umfeld wichtig [2]. Hinter Preis, Reputation und Leistungsumfang sind eine kompetente Beratung und Vertrauen in den Versicherungsmakler die wichtigsten Faktoren beim Abschluss einer Versicherung [11]. Folglich ist die Förderung von Vertrauen für Versicherungsunternehmen essenziell.

Um zu überprüfen, inwieweit sich soziale Empfehlungen von anbieterbasierten Empfehlungen im Hinblick auf die wahrgenommene soziale Präsenz, die Vertrauenseinschätzung und die Kaufwahrscheinlichkeit unterscheiden, haben wir ein Online-Experiment mit sechs Gruppen und 519 Teilnehmern durchgeführt. Die Teilnehmer wurden zufällig einer der sechs Gruppen, die sich in der Art des Empfehlungssystems und des standortbezogenen Risikos unterscheiden, zugewiesen. Tabelle 1 verdeutlicht das Forschungsdesign.

Forschungsdesign			
	Anbieterbasierte Empfehlung		Soziale Empfehlungen
<b>Standortbezogene Empfehlung</b>	<b>Anbieter</b>	<b>Andere Nutzer</b>	<b>Andere Nutzer und Freunde</b>
<b>Geringes Risiko</b>	Geringe soziale Präsenz	Mittlere soziale Präsenz	Hohe soziale Präsenz
<b>Hohes Risiko</b>	Gruppe 1	Gruppe 3	Gruppe 5
	Gruppe 2	Gruppe 4	Gruppe 6

Den Studienteilnehmern wurde ein Versicherungspaket von einem sehr bekannten und renommierten Versicherungsunternehmen über eine mobile App empfohlen. Dabei wurde der „Empfehlungsgeber“ dieser Versicherung variiert, um den Einfluss der sozialen Komponente des Empfehlungssystems zu untersuchen. Die Basisfunktionalitäten der App sind in allen Gruppen gleich geblieben. In den Gruppen 1 und 2 wurde den Studienteilnehmern die Versicherung von dem Anbieter empfohlen, in den Gruppen 3 und 4 ging die Empfehlung von anderen Nutzern der App und in den Gruppen 5 und 6 erfolgte die Empfehlung von anderen Nutzern der App und Freunden. Dementsprechend sind die Gruppen 3–6 sozialen Empfehlungssystemen zuzuordnen. Die drei Arten der Empfehlungsbereitstellung sind in Abb. 1 dargestellt.

Um der Lokalisierbarkeit als eine Besonderheit von Empfehlungssystemen im M-Commerce-Bereich Rechnung zu tragen, haben wir die Wahrnehmung der Empfehlungsbereitstellung

an zwei Standorten mit unterschiedlicher Kriminalitätsrate untersucht. Die Empfehlung einer Reiseversicherung für einen Ort mit einer hohen Kriminalitätsrate ist mutmaßlich nützlicher als an einem vergleichsweise sicheren Ort mit niedriger Kriminalitätsrate. Daher haben wir in unserer Studie die drei Empfehlungssystemvarianten jeweils mit dem hohen und dem niedrigen Risikokontext kombiniert. Die Studienteilnehmer sollten sich vorstellen, dass sie die App entweder in Wien (geringes Risiko laut Kriminalitätsstatistik) oder in Barcelona (hohes Risiko laut Kriminalitätsstatistik) nutzen würden. Die App zeigte den Studienteilnehmern den aktuellen Ort an und bot daraufhin ein Versicherungspaket zum Kauf an. Das Versicherungspaket umfasste den Schutz von Handy, Kamera und Portemonnaie. Der Empfehlungsprozess wurde den Teilnehmern im Rahmen eines fiktiven Szenarios dargestellt. Abbildung 2 visualisiert die beiden Standorte der App-Nutzung und den jeweiligen Risikokontext.

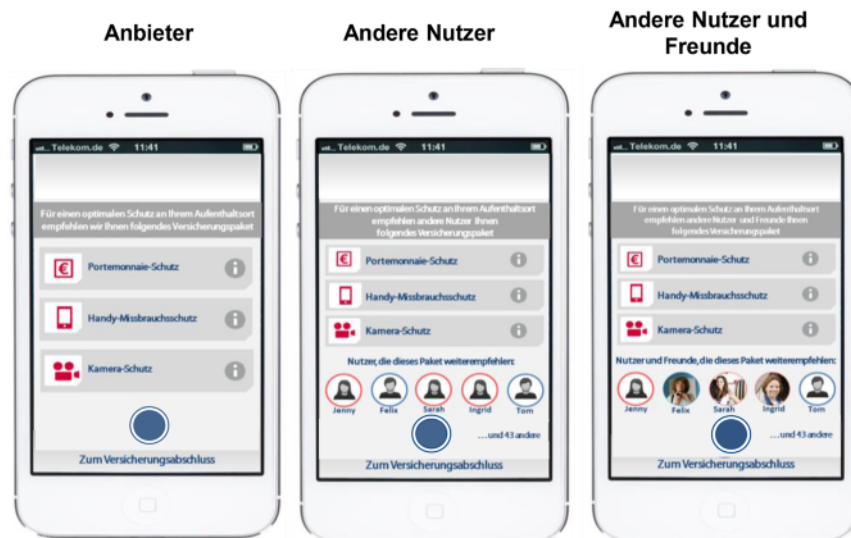


Abb. 1 Darstellung der drei Empfehlungssystemvarianten

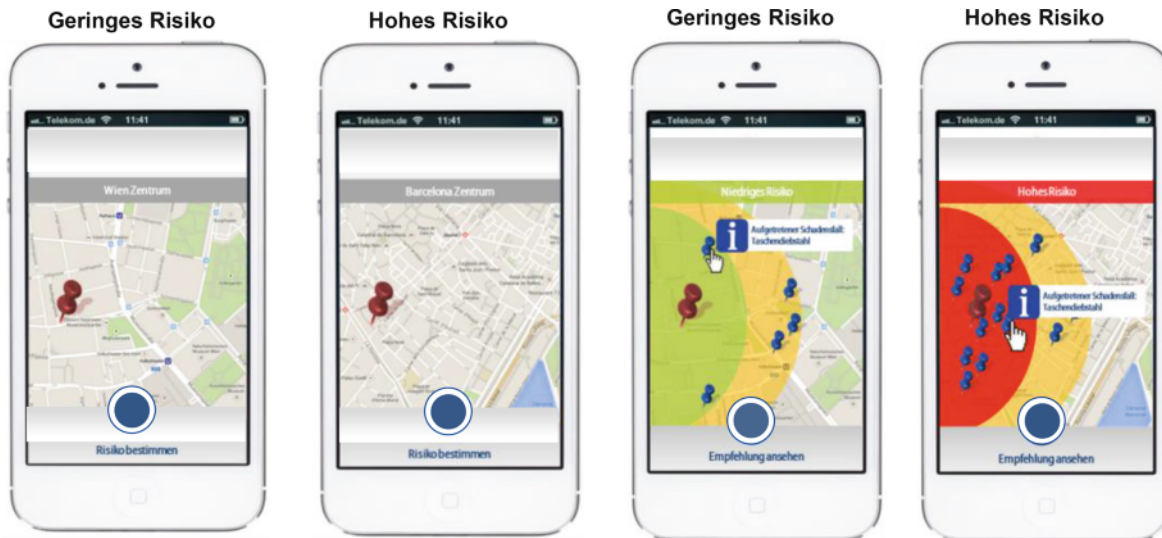


Abb. 2 Standorte der App-Nutzung und Darstellung des Risikokontextes

Das Vertrauen gegenüber der Empfehlungsbe-  
 reitstellung maßen wir mittels der drei Faktoren  
 Kompetenz, Integrität und Wohlwollen. Diese Fakto-  
 ren stellen Verhaltensweisen und Eigenschaften dar,  
 die mit Vertrauen in Verbindung gebracht werden.  
 Kompetenz ist die Überzeugung, dass der Anbie-  
 ter über ausreichende Kenntnisse und Fähigkeiten  
 verfügt. Integrität bezieht sich auf die Einhaltung  
 von Grundsätzen wie Ehrlichkeit. Wohltätigkeit  
 umfasst die Überzeugung, dass sich der Anbieter  
 um das Wohlbefinden sorgt und sich nicht oppor-  
 tunistisch verhält [7]. Wir nehmen an, dass eine  
 anbieterbasierte Empfehlung kompetenter als eine  
 soziale Empfehlung wahrgenommen wird, da diese  
 direkt vom Anbieter generiert wird und sich auf  
 dessen fachspezifisches Wissen stützen kann. Im

Gegensatz dazu gehen wir davon aus, dass soziale  
 Empfehlungen als integer und wohlwollender wahr-  
 genommen werden, da diese nicht in erster Linie  
 kommerziell motiviert sind. Die soziale Präsenz des  
 Empfehlungssystems wurde mit der Wahrnehmung  
 des Gefühls von sozialer Nähe gemessen. Mittels der  
 Bereitschaft der Nutzer, die in dem vorgegebenen Ri-  
 sikokontext empfohlene Versicherung tatsächlich zu  
 kaufen, wurde die Kaufwahrscheinlichkeit erhoben.

### Ergebnisse

Zunächst wurde die anbieterbasierte Empfehlung  
 mit den sozialen Empfehlungen verglichen, um  
 mögliche Unterschiede in der Wahrnehmung der  
 sozialen Präsenz und der Vertrauensfaktoren aufzu-  
 zeigen. Die Ergebnisse in Tab. 2 verdeutlichen, dass



Tabelle 2

### Wahrnehmung der sozialen Präsenz und der Vertrauensfaktoren im Vergleich

Empfehlungssystem	Anbieter (A)	Nutzer (B)	Differenz (A – B) und Signifikanz	Nutzer und Freunde (C)	Differenz (A – C) und Signifikanz
Soziale Präsenz	2,32	2,93	-0,61*	2,89	-0,57*
Vertrauen (Kompetenz)	4,59	3,94	0,65*	3,71	0,87*
Vertrauen (Integrität)	3,46	3,67	-0,22 n.s.	3,69	-0,23 n.s.
Vertrauen (Wohlwollen)	3,33	3,40	-0,08 n.s.	3,17	0,16 n.s.

\* 1 % Signifikanzniveau; n.s. nicht signifikant; die Werte wurden gerundet



Kaufwahrscheinlichkeit des empfohlenen Versicherungspakets im Vergleich					
Risikokontext	Empfehlungssystem		Empfehlungssystem		
	Anbieter (A)	Nutzer (B)	Differenz (A – B) und Signifikanz	Nutzer und Freunde (C)	Differenz (A – C) und Signifikanz
Geringes Risiko					
Kaufwahrscheinlichkeit	2,21	2,57	–0,35*	2,60	–0,39*
Hohes Risiko					
Kaufwahrscheinlichkeit	4,14	4,23	–0,09 n.s.	3,80	0,34 n.s.

\* 5 % Signifikanzniveau; n.s. nicht signifikant; die Werte wurden gerundet

es signifikante Unterschiede in der Wahrnehmung der sozialen Präsenz der Empfehlungsarten gibt. Ein Vergleich der Mittelwerte ( $M$ ) zeigt, dass anbieterbasierte Empfehlungen ( $M = 2,32$ ) weniger soziale Präsenz vermitteln als Empfehlungen von anderen Nutzern ( $M = 2,93$ ) oder von anderen Nutzern und Freunden ( $M = 2,89$ ). Soziale Empfehlungen werden persönlicher als die anbieterbasierte Variante wahrgenommen.

Die Ergebnisse zeigen auch, dass es signifikante Unterschiede in der Wahrnehmung der Kompetenz der Empfehlungsarten gibt. Mittelwertvergleiche bestätigen, dass anbieterbasierte Empfehlungssysteme ( $M = 4,59$ ) als signifikant kompetenter empfunden werden als Empfehlungen von anderen Nutzern ( $M = 3,94$ ) oder von anderen Nutzern und Freunden ( $M = 3,71$ ). In Bezug auf die wahrgenommene Integrität oder das Wohlwollen unterscheiden sich anbieterbasierte Empfehlungen jedoch nicht signifikant von Empfehlungen durch andere Nutzer bzw. durch andere Nutzer und Freunde. Ein anbieterbasiertes Empfehlungssystem wird somit genauso wohlwollend und integer wahrgenommen wie eine soziale Empfehlung. Im Hinblick auf das Gesamtkonstrukt „Vertrauen“ unterscheiden sich anbieterbasierte und soziale Empfehlungsarten daher nur in der Vertrauensdimension Kompetenz.

Die Ergebnisse verdeutlichen, dass der Standort einen signifikanten Einfluss auf die Kaufwahrscheinlichkeit des Versicherungspaketes hat. In dem risikoreicheren Kontext ist die Kaufwahrscheinlichkeit der Nutzer signifikant höher als an einem weniger risikoreichen Standort – und dies unabhängig von der Art der Empfehlungsbereitstellung. Die Ergebnisse zeigen auch, dass die Kaufwahrscheinlichkeit im geringen Risiko-

kontext bei Empfehlungen von anderen Nutzern ( $M = 2,57$ ) oder anderen Nutzern und Freunden ( $M = 2,60$ ) signifikant höher ist, als bei anbieterbasierten Empfehlungen ( $M = 2,21$ ). Im hohen Risikokontext wurde kein signifikanter Unterschied in Hinblick auf die Kaufwahrscheinlichkeit des Versicherungspaketes zwischen der anbieterbasierten Empfehlung ( $M = 4,14$ ) und der Empfehlung von anderen Nutzern ( $M = 4,23$ ) oder anderen Nutzern und Freunden ( $M = 3,80$ ) festgestellt. Die Kunden schätzen die Erfahrungen anderer Nutzer mit der Versicherung und folgen im risikoreichen Kontext eher diesen Empfehlungen als den Empfehlungen von der gemischten Gruppe (andere Nutzer und Freunde). Die Mittelwerte der Kaufwahrscheinlichkeit sind in Tab. 3 aufgelistet.

### Implikationen für die Praxis

Die steigende Zahl der Nutzer von mobilen Endgeräten stellt eine große Chance für M-Commerce-Anbieter dar. Untersuchungen zeigen jedoch, dass die Wahrnehmung von Sicherheitsrisiken im mobilen Internet die Durchführung von Transaktionen hemmt. Unternehmen müssen sich folglich der Herausforderung stellen, die Akzeptanz von M-Commerce-Angeboten zu erhöhen. In früheren Studien wurde gezeigt, dass durch Empfehlungssysteme Vertrauen aufgebaut werden kann. Doch gerade die Wirkung von sozialen Empfehlungen ist noch nicht umfassend erforscht. Daher haben wir anbieterbasierte und soziale Empfehlungen am Beispiel von standortbezogenen Versicherungen im Hinblick auf die wahrgenommene Vertrauenswürdigkeit und deren soziale Präsenz verglichen, um Unternehmen die Effekte auf die Kaufwahrscheinlichkeit aufzuzeigen.

Die Ergebnisse bestätigen, dass Unternehmen das Vertrauen und die Kaufwahrscheinlichkeit der Konsumenten durch die Art der Empfehlungsbereitstellung positiv beeinflussen können. Anbieterbasierte Empfehlungen vermitteln eine geringere soziale Präsenz, werden jedoch als kompetenter wahrgenommen im Vergleich zu Empfehlungen von anderen Nutzern oder von anderen Nutzern und Freunden. Im Hinblick auf die wahrgenommene Integrität und die wohlwollende Absicht unterscheiden sich die verschiedenen Arten der Empfehlungsbereitstellung nicht voneinander. Die signifikant höhere Wahrnehmung der Kompetenz lässt sich damit erklären, dass die anbieterbasierten Empfehlungen im Rahmen unseres Experiments von einem renommierten und allgemein bekannten Versicherungsanbieter generiert wurde. Einem weniger bekannten Unternehmen wäre möglicherweise weniger Kompetenz und ein weniger wohlwollendes und integrires Verhalten unterstellt worden. Demzufolge könnte die positive Wirkung von sozialen Empfehlungen auf die Beurteilung der Vertrauenswürdigkeit bei eher unbekanntem Anbietern tendenziell größer sein.

Eine Besonderheit von M-Commerce-Empfehlungssystemen ist die Möglichkeit, den Standort des Nutzers zu ermitteln. Basierend auf den Standortdaten können Unternehmen personalisierte Empfehlungen bereitstellen. Unsere Ergebnisse verdeutlichen, dass Nutzer situativ handeln und in Abhängigkeit ihres Kontextes unterschiedliche Arten von Empfehlungen bevorzugen. Unternehmen können die Kaufwahrscheinlichkeit für ihre Angebote erhöhen, indem sie Konsumenten gezielt deren akuten Bedarf in Abhängigkeit des jeweiligen Nutzungskontextes verdeutlichen und eine proaktive Kundenansprache initiieren. Für Unternehmen unterschiedlicher Branchen ist es wichtig, sich über die Wirkung von kontextsensitiven Daten auf Nutzer bewusst zu sein und entsprechende, technologisch ausgereifte Lösungen anzubieten.

Weiterhin relevant ist auch die Erkenntnis, dass eine Anpassung des Empfehlungssystems an den jeweiligen Kontext die Kaufwahrscheinlichkeit erhöhen kann. In Situationen mit potenziell höheren Risiken sind soziale Empfehlungen anbieterbasierter Empfehlungen nicht zwangsläufig überlegen. Wird eine Versicherung jedoch als weniger dringend erforderlich angesehen, folgen Konsumenten eher der Empfehlung von anderen Nutzern bzw.

anderen Nutzern und Freunden als der Empfehlung des Anbieters. Unternehmen können in dem Kontext, in dem die Versicherung vermeintlich weniger relevant ist und die Kaufwahrscheinlichkeit der Nutzer gering ist, die Kaufwahrscheinlichkeit steigern, indem sie Empfehlungen von anderen Nutzern bzw. anderen Nutzern und Freunden in ihr Empfehlungssystem einbinden. Mit anderen Worten ist dem Kunden der Nutzen eines Produkts in einer gewissen Situation nicht augenscheinlich ersichtlich, so können soziale Empfehlungen die Kaufintention steigern. Um die Generierung von sozialen Empfehlungen zu erhöhen, können Unternehmen Anreize für vorherige Käufer setzen und positive Weiterempfehlungen mit einer entsprechenden Belohnung fördern. Zum Beispiel könnten Unternehmen Kunden-werben-Kunden-Kampagnen durchführen, um die Nutzerbasis und die Anzahl der sozialen Empfehlungen zu erhöhen.

Die vorliegende Studie verdeutlicht, dass die Art der Empfehlungsgestaltung das Vertrauen der Konsumenten und damit die Abschlusswahrscheinlichkeit einer Transaktion beeinflussen kann. Soziale Empfehlungen im M-Commerce können durch das Gefühl von sozialer Präsenz die Kaufwahrscheinlichkeit von Dienstleistungen in bestimmten Kontexten steigern. Unternehmen sollten somit bei der Implementierung von M-Commerce-Empfehlungssystemen die Auswirkungen auf die wahrgenommene soziale Präsenz seitens ihrer Nutzer berücksichtigen, um die Akzeptanz ihrer M-Commerce-Angebote zu erhöhen.

## Literatur

1. Arazy O, Kumar N, Shapira B (2010) A Theory-Driven Design Framework for Social Recommender Systems. *J Assoc Inform Syst* 11(9):455–490
2. Bansal H, Voyer P (2000) Word-of-Mouth Processes within a Services Purchase Decision Context. *J Serv Res* 3(2):166–177
3. Benlian A, Titah R, Hess T (2012) Differential Effects of Provider Recommendations and Consumer Reviews in E-Commerce Transactions: An Experimental Study. *J Manag Inform Syst* 29(1):237–272
4. Gefen D, Straub D (2004) Consumer Trust in B2C E-Commerce and the Importance of Social Presence: Experiments in E-Products and E-Services. *Omega* 32(6):407–424
5. Kim Y, Baker J, Jaeji S (2007) An Exploratory Study of Social Factors Influencing Virtual Community Members' Satisfaction with Avatars. *Commun Assoc Inform Syst* 20(1):567–593
6. Maamar Z (2003) Commerce, E-Commerce, and M-Commerce: What Comes Next? *Commun ACM* 46(12):251–257
7. McKnight D, Choudhury V, Kacmar C (2002) Developing and Validating Trust Measures for E-Commerce: An Integrative Typology. *Inform Syst Res* 13(3):334–359
8. Sheng H, Nah F, Siau K (2008) An Experimental Study on Ubiquitous Commerce Adoption: Impact of Personalization and Privacy Concerns. *J Assoc Inform Syst* 9(6):344–376

9. Torremante L, Köster A, Heinze J (2015) Mobile Recommender Systems: Trust and Context-Awareness, Proceedings of the 17th International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services, Copenhagen, Denmark, pp 1–8
10. Wang N, Shen XL, Sun Y (2013) Transition of Electronic Word-of-Mouth Services from Web to Mobile Context: A Trust Transfer Perspective. *Dec Support Syst* 54(3):1394–1403
11. YouGov Psychonomics (2009) Kundenkontakt im Wandel – Status Quo und Perspektiven für die Versicherungswirtschaft. 2. Tag der saarländischen Versicherungswirtschaft, S 1–67
12. Zarpou T, Saprikis V, Markos A, Vlachopoulou M (2012) Modeling Users' Acceptance of Mobile Services. *Electron Commerce Research* 12(2):225–248
13. Zhang R, Chen J, Cajaejung L (2013) Mobile Commerce and Consumer Privacy Concerns. *J Comput Inform Syst* 53(4):31–38