Zeitschrift für die gesamte Versicherungswissenschaft, 113 (2024), 127 – 179
https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801

Optimierung des Customer Experience Managements durch die Nutzung von Speech Analytics in der Versicherungsbranche

Lisa-Marie Klopfer, *Giulia Meier* und *Martina Steul-Fischer*

Zusammenfassung

Die Digitalisierung und die damit einhergehende Vielfalt an Kommunikationskanälen sowie Touchpoints stellen Versicherungsunternehmen vor große Herausforderungen. Daher hat das Customer Experience Management, welches die kontinuierliche Verbesserung von Kundenerlebnissen an jedem einzelnen Touchpoint in den Fokus rückt, in der Versicherungsbranche deutlich an Relevanz gewonnen. Speech Analytics kann Verantwortliche dabei unterstützen, Kundenerlebnisse aus der Perspektive der Versicherungskunden wahrzunehmen und zu verstehen. Dieser Artikel beleuchtet daher den Einsatz von Speech Analytics zur Optimierung des Customer Experience Managements auf Basis von Inbound-Anrufen eines großen deutschen Versicherungsunternehmens. Die qualitative Inhaltsanalyse offenbart eine unerwartete Vielfalt an Gesprächsinhalten. Diese liefern neben Informationen zum vorliegenden Kundenerlebnis des Call-Center-Telefonats auch Möglichkeiten zur Ermittlung von Kundenzufriedenheit, wertvolle Anhaltspunkte zu vergangenen Kundenerlebnissen und Verbesserungspotenziale verschiedener Touchpoints entlang der Customer Journey. Die Ergebnisse verdeutlichen die Notwendigkeit, das artikulierte direkte und indirekte Kundenfeedback in das Customer Experience Management einzubeziehen.

Lisa-Marie Klopfer, M.Sc., ehemalige wissenschaftliche Mitarbeiterin und Doktorandin des Lehrstuhls für BWL, insb. Versicherungsmarketing, der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg
Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg
Lange Gasse 20
90403 Nürnberg
Germany
Mail: lisa-marie.klopfer@fau.de

Giulia Meier, M.Sc., ehemalige Masterandin am Lehrstuhl für BWL, insb. Versicherungsmarketing, der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg
Lange Gasse 20
90403 Nürnberg
Germany

Prof. Dr. Martina Steul-Fischer, Inhaberin des Lehrstuhls für BWL, insb. Versicherungsmarketing, der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg
Lange Gasse 20
90403 Nürnberg
Germany

Open Access – Licensed under CC BY 4.0
(https://creativecommons.org/licenses/by/4.0).
Duncker & Humblot · Berlin
Downloaded from https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Abstract

Digitalisation and the resulting variety of communication channels and touchpoints pose great challenges for insurance companies. Thus, customer experience management, which focuses on the continuous improvement of customer experiences at every touchpoint, has become increasingly relevant in the industry. Speech analytics can help managers perceive and understand customer experiences from the customers' perspective. Therefore, this article examines the use of speech analytics to optimize customer experience management based on inbound calls from a large German insurance company. The qualitative content analysis reveals an unexpected variety of conversational content. In addition to information about the analysed customer experience, it also provides opportunities to determine customer satisfaction as well as valuable clues about past customer experiences and potential for improvement at various touchpoints along the customer journey. The results highlight the need to consider articulated direct and indirect customer feedback in order to optimize customer experiences.

Schlagworte: Customer Experience Management, Kundenzufriedenheit, Speech Analytics

1. Einführung

Versicherungsunternehmen sehen sich heute mit diversen dynamischen Entwicklungen und damit einhergehenden Herausforderungen konfrontiert, die vom demografischen Wandel über die fortschreitende Digitalisierung bis hin zu neuen Wettbewerbern reichen (Mangei 2019). Im digitalen Zeitalter erfolgen Customer Journeys dabei nicht mehr linear, sondern verknüpft mit diversen Kommunikationskanälen und Touchpoints (Oster 2019). Versicherer, die es verstehen positive Kundenerlebnisse zu generieren, gewinnen auf dem umkämpften Markt zunehmend an Relevanz (Bolton et al. 2014; Oster 2019). Das Customer Experience Management (CEM) als kundenorientierter Managementansatz, der die kontinuierliche Verbesserung des Kundenerlebnisses bzw. der Customer Experience (CE) in den Mittelpunkt des unternehmerischen Handelns rückt, hat in den vergangenen Jahren daher auch in der Versicherungsbranche Einzug gehalten (Holmlund et al. 2020; Homburg et al. 2017).

Die Erzielung und das Management großartiger CEs genießt heutzutage bei Führungskräften weltweit einen hohen Stellenwert (Lemon und Verhoef 2016; McColl-Kennedy und Zaki 2022). Der Fokus der meisten Unternehmen liegt diesbezüglich darauf, die CE des Kunden besser zu verstehen und herauszufinden, was notwendig ist, um Kunden mit einer CE zu begeistern (Mayer-Vorfelder 2012a; McColl-Kennedy und Zaki 2022). Begründet ist die zunehmende Relevanz auch in der hohen Wichtigkeit der CE aus Kundensicht. Studienerkenntnisse aus den USA zeigen, dass mehr als ein Drittel der befragten Marketingexperten angibt, dass die CE für ihre Kunden die höchste Priorität hat (Moorman 2021). Damit sei diese für Kunden branchenübergreifend sogar wichtiger als die Produktqualität oder eine vertrauensvolle Beziehung zum Un-

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

ternehmen (Moorman 2021). Trotz des hohen Stellenwertes, den die CE in Forschung und Praxis einnimmt, besteht jedoch noch keine einheitliche Auffassung von diesem Konstrukt (Becker und Jaakkola 2020). Kontroversen existieren zudem bezüglich den heranzuziehenden Kenngrößen zur Messung der CE (Klopfer et al. 2022). Eine globale Benchmarking-Studie zeigt, dass neben der ermittelten Kundenzufriedenheit, der Kundenbindung sowie -abwanderung und der Verkaufsperformance das Kundenfeedback aus der „Voice of the Customer" einen der wichtigsten Leistungsindikatoren der CE darstellt (NTT 2021). Angeführt werden soll in diesem Zusammenhang auch eine weithin bekannte Aussage des US-Unternehmers Bill Gates: „Your most unhappy customers are your greatest source of learning" (Hollins und Shinkins 2006, S. 143). In einer Welt, in der täglich unermessliche Datenmengen generiert werden, die Unternehmen jederzeit Informationen zu Kunden, Kanälen, räumlichen und zeitlichen Rahmenbedingungen liefern können (Gupta et al. 2020; Sivarajah et al. 2017), unterstreicht diese Aussage mehr denn je das enorme Potenzial, das in der Betrachtung von (negativem) Kundenfeedback steckt. Obwohl das artikulierte Kundenfeedback ein weitaus realistischeres Maß für die Stimmung des Kunden darstellt als andere etablierte Kennzahlen (z. B. Net Promoter Score), wird es von lediglich 44,3 % der Unternehmen zur Verbesserung von Dienstleistungen und Produkten genutzt (NTT 2021). Analog hierzu weisen Zaki et al. (2021) darauf hin, dass die meisten Unternehmen trotz beträchtlicher Investitionen nicht sehr gut darin sind, ihren Kunden zuzuhören und somit die Kundenperspektive einzunehmen. Auch im Kontext der Versicherungsbranche kritisiert Oster (2019), dass den Kundenbedürfnissen grundsätzlich zu wenig Aufmerksamkeit geschenkt wird. Dabei ist die Kundenorientierung gerade in Anbetracht des Angebotsüberhangs auf dem Versicherungsmarkt von großer Bedeutung (Sutor 2019).

Ebenso besteht in der Forschung zum CEM noch großes, nicht ausgeschöpften Potenzial. Obwohl das Verständnis von Kunden und ihrer CE im Zusammenhang mit Produkten, Dienstleistungen oder Marken eine zentrale Aufgabe des Marketings darstellt, wurde der CE lange Zeit weniger Aufmerksamkeit zuteil als anderen Bereichen des Konsumentenverhaltens, wie beispielsweise der Kundenzufriedenheit (Schmitt und Zarantonello 2013). Zudem führen eine nach wie vor uneinheitliche Auslegung des CEM-Begriffs sowie stark kontextspezifische Studien zu einer eingeschränkten Aussagekraft wissenschaftlicher Erkenntnisse (u. a. Becker und Jaakkola 2020; Homburg et al. 2017; Lemon und Verhoef 2016). In der Vergangenheit haben sich zur Messung der CE vor allem anhand von Befragungen ermittelte Werte der Kundenzufriedenheit etabliert (Becker und Jaakkola 2020; McColl-Kennedy und Zaki 2022). Es besteht jedoch Bedarf an weiteren Forschungsmethoden, welche sich nicht nur auf Aussagen in Befragungen stützen, sondern Kundenreaktionen in Echtzeit messen (Becker und Jaakkola 2020). Zur Analyse der aus Kundenreaktionen bzw. Kun-

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

denfeedback resultierenden komplexen und umfangreichen Daten stehen heute moderne Technologien zur Verfügung. Beispielsweise ist es mithilfe von Speech Analytics möglich, auditiv erfasste Aussagen von Kunden eingehend zu analysieren (Fluss 2019; Gandomi und Haider 2015; Holmlund et al. 2020). Die auf diese Weise gewonnenen Einblicke sollen Unternehmen bei der Verfolgung eines gemäß Berry et al. (2006) essenziellen Anliegens unterstützen: Die CE aus einer Kundenperspektive heraus zu verstehen.

Aus diesem nicht ausgeschöpften Potenzial im Bereich des CEM und der Relevanz des Managementansatzes für die Versicherungsbranche ergibt sich vielfältiger Forschungsbedarf. Auf Basis einer empirischen Untersuchung von Speech-Analytics-Daten eines großen deutschen Versicherungsunternehmens sollen daher neue Erkenntnisse für das CEM in der Versicherungsbranche gewonnen werden. Dabei wird vor allem betrachtet, inwiefern der Einsatz von Speech Analytics zur Analyse von artikuliertem direkten und indirekten Kundenfeedback im Zuge einer telefonischen Interaktion zwischen Kunde und Call-Center-Agent einen Beitrag zur Optimierung des CEM leisten kann. Die Datengrundlage bilden mithilfe von Speech Analytics transkribierte Voice-Files aus Inbound-Anrufen sowie ergänzende Metadaten. Folgende Forschungsfragen stehen im Mittelpunkt der Untersuchung:

Forschungsfrage 1: Inwieweit kann im Rahmen einer Call-Center-Interaktion durch die Nutzung von Speech Analytics Kundenzufriedenheit als Messgröße der CE in Echtzeit ermittelt werden?

Forschungsfrage 2: Welche Optimierungspotenziale können anhand von ausgesprochenem direkten und indirekten Kundenfeedback im Rahmen einer Call-Center-Interaktion identifiziert und somit zur Ableitung von Maßnahmen des CEM herangezogen werden?

Zur Beantwortung der Forschungsfragen erfolgt zunächst eine Einführung in die theoretischen Grundlagen des CEM, die für das weitere Verständnis des Artikels notwendig sind. Eine Betrachtung der Forschungslücken für das CEM, die sich aus den Potenzialen von Big Data Analytics und insbesondere durch die Möglichkeiten zur Messung und Analyse der CE mithilfe von Speech Analytics ergeben, unterstreicht schließlich die Forschungsfragen dieser Studie. Eine qualitative Inhaltsanalyse der transkribierten Voice-Files mittels induktiver Kategorienbildung stellt den Kern der empirischen Analyse des vorliegenden Datensatzes dar. Diese dient sowohl der Ermittlung von Kundenzufriedenheit als auch der Identifikation von Optimierungspotenzialen entlang der Customer Journey. Anhand der empirischen Ergebnisse werden abschließend Implikationen für Forschung und Praxis abgeleitet, bevor Limitationen der Studie und Potenziale für zukünftige Forschung dargelegt werden.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

2. Theoretische und konzeptionelle Grundlagen des Customer Experience Managements

Im Fokus dieses Artikels steht die Optimierung des CEM. Für ein tieferes Verständnis wird daher zunächst die CE als Handlungsobjekt des CEM vorgestellt, bevor näher auf den Managementansatz eingegangen und anschließend dessen Rolle für die Versicherungsbranche dargelegt wird.

2.1 Das Konstrukt der Customer Experience

McColl-Kennedy und Zaki (2022) unterstreichen die Relevanz der CE, indem sie diese als Hauptunterscheidungsmerkmal in der heutigen wettbewerbsintensiven Welt beschreiben. Das Konstrukt der CE selbst kann anhand bestehender Literatur nur bedingt allgemeingültig definiert werden, da die Forschung bislang ein differenziertes Verständnis zur CE und den damit verbundenen Merkmalen und Elementen aufweist (Jaakkola et al. 2022; McColl-Kennedy und Zaki 2022). Weitgehende Einigkeit besteht darüber, dass es sich bei der CE um ein holistisches Konstrukt handelt, das vielfältige subjektive Kundenreaktionen auf Interaktionen mit einem Unternehmen umfasst (McColl-Kennedy und Zaki 2022). Beschrieben werden kann die CE folglich als multidimensionales Konstrukt, das sich auf die kognitiven, emotionalen, verhaltensbezogenen, sensorischen sowie sozialen Reaktionen des Kunden auf ein Unternehmen oder eine Marke entlang verschiedener Touchpoints in der gesamten Customer Journey bezieht (u. a. Homburg et al. 2017; Jaakkola et al. 2022; Lemon und Verhoef 2016).

Um die Entstehung der CE zu verstehen, ist ein umfassendes Verständnis zur Customer Journey erforderlich (Jaakkola et al. 2022). Diese stellt als „Kundenreise“ einen Prozess dar, welchen der Kunde über alle Phasen und Touchpoints mit dem Unternehmen hinweg durchläuft (Hamilton und Price 2019; Lemon und Verhoef 2016). Innerhalb der Customer Journey kommt somit den Touchpoints eine besondere Bedeutung zu. Die zunehmende Vielfalt an integrierten Touchpoints verteilt über verschiedene Kommunikationskanäle, die den Kunden zur Interaktion mit einem Unternehmen zur Verfügung stehen, sorgt unter anderem für einen Anstieg der Komplexität von Customer Journeys (Lemon und Verhoef 2016). Lemon und Verhoef (2016) stellen die Customer Journey in einem Prozessmodell dar, welches die jeweiligen Touchpoints, die im Laufe vergangener CE, aktueller CE oder zukünftiger CE durchlebt werden, in das Vorkaufstadium (z. B. Informationssuche), Kaufstadium (z. B. Vertragsabschluss) und Nachkaufstadium (z. B. Leistungsfall) einordnet. Die Customer Journey kann dabei neben marken- bzw. anbietereigenen Touchpoints ebenso Touchpoints in der Kontrolle von Kunden, Partnern oder externen Parteien umfassen

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

(Lemon und Verhoef 2016). So beeinflussen beispielsweise Empfehlungen von Bekannten oder die Qualität des mit dem Unternehmen kooperierenden Logistikanbieters die CE entlang der Customer Journey, auch wenn sie nicht im Einflussbereich des Unternehmens liegen (Lemon und Verhoef 2016; McColl-Kennedy et al. 2015). Die Touchpoints der CE können zudem sowohl im direkten Kontakt mit einem Produkt, einer Dienstleistung oder einem Unternehmen bzw. einer repräsentativen dritten Partei (z. B. Kontaktaufnahme mit dem Kundenservice) entstehen, als auch im indirekten Kontakt, wie beispielsweise im Falle von erhaltenen Weiterempfehlungen (u. a. Jaakkola et al. 2022; McColl-Kennedy et al. 2019; Meyer und Schwager 2007). Die Customer Journey verdeutlicht somit nochmals, weshalb es sich bei der CE um ein holistisches Konstrukt handelt.

Die CE ist zudem höchst individuell, da ihre Beurteilung durch den Kunden subjektiv ist und durch unterschiedliche situative Rahmenbedingungen beeinflusst wird (Becker und Jaakkola 2020; Mayer-Vorfelder 2012b). Die genutzten Touchpoints sind dabei von unterschiedlich großer Relevanz und ihre Wichtigkeit muss als dynamisch betrachtet werden, da sie im Zusammenhang mit den sich wandelnden Bedürfnissen des Kunden steht (Meyer und Schwager 2007). Für eine kundenzentrierte Perspektive auf die Customer Journey gilt es somit, den Zielen von Kunden und kontextbedingten Faktoren, die eine CE beeinflussen, erhöhte Aufmerksamkeit zu schenken (Jaakkola et al. 2022). Darüber hinaus besteht die CE nicht nur aus besonders außergewöhnlichen und erinnerungswürdigen Augenblicken im Verlauf einer Customer Journey, sondern setzt sich aus jeder einzelnen Begegnung mit dem Unternehmen oder einer Leistung zusammen (Jaakkola et al. 2022). Stimmig hierzu bezeichnen Berry et al. (2006) Touchpoints als „sub-experiences“ des Gesamterlebnisses mit einem Unternehmen. Während bestimmte Begegnungen dabei mit dem Ziel konzipiert werden besonders starke Kundenreaktionen hervorzurufen, wird in anderen Begegnungen eine positive CE erzeugt, indem Prozesse einfach und reibungslos funktionieren (Becker und Jaakkola 2020; Jaakkola et al. 2022). Bolton et al. (2014) argumentieren sogar, dass besonders die kleinen Details im Dienstleistungsprozess, wie empathisches Verhalten eines Kundenberaters, kritische Elemente darstellen, die sich als Moderatoren auf die CE auswirken. Unternehmen müssen daher ein Gefühl dafür entwickeln, wie diese kleinen Details die CE beeinflussen (Berry et al. 2006). Da Unternehmen nicht in der Lage sind, die subjektiven Reaktionen der Kunden entlang der Customer Journey zu steuern, ist es nicht möglich eine CE im engeren Sinne zu „gestalten“ (Becker und Jaakkola 2020). Wie das CEM als kundenorientierter Managementansatz dennoch agiert, um die CE positiv zu beeinflussen, wird nachfolgend aufgezeigt.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

2.2 Customer Experience Management als kundenorientierter Managementansatz

Während sich die Forschung bereits umfassend mit der CE beschäftigt hat, existieren vergleichsweise wenige wissenschaftliche und vor allem empirische Studien zum CEM selbst. Dabei stellt das CEM gerade hinsichtlich der Herausforderungen, die sich in der heutigen Zeit mit zunehmender Digitalisierung und einer stärkeren Machtposition des Kunden ergeben, für viele Unternehmen einen der vielversprechendsten Managementansätze dar (Homburg et al. 2017). Das CEM verfolgt die Strategie, auf die CE so Einfluss zu nehmen, dass sowohl für den Kunden als auch für das Unternehmen ein Mehrwert geschaffen wird (Verhoef et al. 2009). Laut Homburg et al. (2017) ist das CEM als eine übergeordnete Ressource zu betrachten, die eine auf CEs gerichtete kulturelle Orientierung des Unternehmens, strategische Richtungsvorgaben für die Gestaltung von CEs und Fähigkeiten eines Unternehmens, die CE kontinuierlich zu erneuern, miteinbezieht. Als Kernaufgabe des CEM kann festgehalten werden, dass alle Touchpoints entlang der Customer Journey und alle damit verbundenen Interaktionen so gesteuert werden müssen, dass sie in positiven CEs münden (Mayer-Vorfelder 2012b). Der Managementansatz befasst sich folglich mit der kontinuierlichen Verbesserung der CE auf Touchpoint-Ebene (Holmlund et al. 2020; Homburg et al. 2017). Touchpoints entlang der Customer Journey werden dabei entsprechend der Vorstellung einer CE gestaltet, wie sie das Unternehmen gerne bei Kunden verankern würde (Jaakkola et al. 2022). Verfolgt wird das Ziel, Kundenzufriedenheit und eine langfristige Bindung zum Kunden aufzubauen bzw. zu halten sowie dem Unternehmen einen Wettbewerbsvorteil zu verschaffen (Homburg et al. 2017; Mayer-Vorfelder 2012b; Schmitt 2009).

Eine genauere Betrachtung der Wirkung der CE verdeutlicht, wie vielfältig sich das CEM auf die Kundenbeziehung und den Unternehmenserfolg auswirken kann. Laut Bruhn und Hadwich (2012) ist zur Darstellung der Wirkung der CE eine Orientierung an der Grundstruktur der Erfolgskette im Relationship Marketing sinnvoll, wie sie beispielsweise Bruhn (2022) entnommen werden kann. Demnach wirkt sich der Input des Unternehmens in Form von bestimmten Aktivitäten auf psychologischer und verhaltensbezogener Ebene auf den Kunden und schließlich auf den ökonomischen Erfolg des Unternehmens aus (Bruhn 2022). Im Zusammenhang mit dem CEM liegt hierbei die Annahme zugrunde, dass eine positive CE als Resultat eines erfolgreichen CEM positiv auf Parameter wie die Zufriedenheit und Kundenbindung und folglich den finanziellen Erfolg des Unternehmens wirkt (Bruhn und Hadwich 2012). Neben der Zufriedenheit und Kundenbindung zählen unter anderem auch das wahrgenommene Markenimage zur psychologischen Wirkung oder die Zunahme von Weiterempfehlungen zur Verhaltenswirkung (Bruhn und Hadwich 2012). Mayer-Vorfelder (2012a) hebt darüber hinaus hervor, dass sich der Input des

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

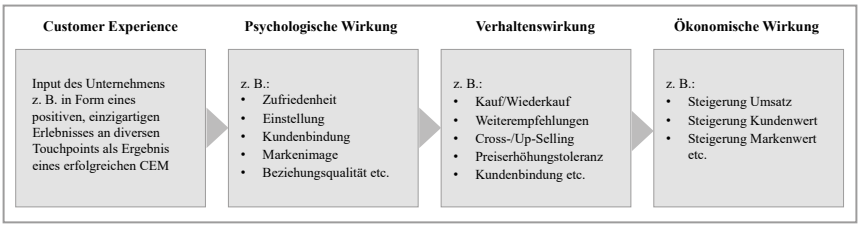

Abb. 1: Kausalmodell zur Wirkung des CEM (in Anlehnung an Bruhn 2022; Bruhn und Hadwich 2012; Mayer-Vorfelder 2012a)

Unternehmens auf die Gestaltung verschiedener Touchpoints bezieht. Aus diesen Zusammenhängen resultiert ein Kausalmodell zur Wirkung des CEM, welches Abb. 1 entnommen werden kann und auch für die diesen Artikel eine wichtige Grundlage darstellt.

Im Laufe dieses Artikels soll die Zufriedenheit als Wirkung der CE auf psychologischer Ebene besondere Beachtung finden. Als Ansatz zur Evaluation der Kundenwahrnehmung dient die Kundenzufriedenheit als wichtige Grundlage für ein umfassendes Verständnis sowie zur Messung der CE (Lemon und Verhoef 2016). Aus Konsumentensicht stellt Zufriedenheit einen wünschenswerten Endzustand des Konsums und eine angenehme Erfahrung dar, welche Kunden in ihrer Entscheidungskompetenz bestärkt und sich positiv auf die Bindung zum Unternehmen auswirkt (Bruhn et al. 2019; Oliver 2010). Erwartungen spielen bei der Ermittlung von Zufriedenheit dabei eine zentrale Rolle, da sie die Zufriedenheit direkt beeinflussen und die Betrachtung der Performance eines Unternehmens um Informationen zu einem Vergleichsstandard bereichern (Oliver 2010). In der Zufriedenheitsforschung erhielt bislang insbesondere das Confirmation/Disconfirmation-Paradigma (C/D-Paradigma) große Aufmerksamkeit, wonach Zufriedenheit bzw. Unzufriedenheit aus einem Vergleich der erbrachten Leistung mit den Erwartungen des Kunden resultiert (Homburg und Stock-Homburg 2016; Lemon und Verhoef 2016; Tueanrat et al. 2021). Die Erwartung ist hierbei häufig geprägt durch frühere Kundenerlebnisse mit einem Unternehmen oder dessen Wettbewerbern, kann jedoch auch in Abhängigkeit von Marktgegebenheiten oder persönlichen Rahmenbedingungen variieren (Meyer und Schwager 2007). Eine positive Diskonfirmation, bei welcher die Ist-Leistung die Erwartung des Kunden (Soll-Leistung) übersteigt, führt gemäß C/D-Paradigma zu Zufriedenheit, während eine negative Diskonfirmation, also ein wahrgenommenes Leistungsniveau unter dem Vergleichsstandard, zu Unzufriedenheit führt (Homburg und Stock-Homburg 2016). Eine Übereinstimmung von Ist- und Soll-Leistung hat Konfirmation bzw. Bestätigung zur Folge, welche jedoch nicht Zufriedenheit im engeren Sinne, sondern lediglich Indifferenz hervorruft (Bruhn et al. 2019). Hierbei handelt es sich laut Oliver (2010) um einen Zustand, der nicht erstrebenswert ist, um langfristig wettbewerbsfähig zu sein.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Ebenso ist die Berücksichtigung von Erwartungen bei der Bewertung der individuellen und somit subjektiven CE an verschiedenen Touchpoints von Bedeutung (Bruhn et al. 2019; Mayer-Vorfelder 2012a). Meyer und Schwager (2007) unterstreichen ebenfalls die Relevanz des Soll-Ist-Vergleichs und beschreiben, dass die Abweichung zwischen der Kundenerwartung und der CE an jedem einzelnen Touchpoint darüber entscheidet, ob Kunden begeistert werden oder nicht. Dies verdeutlicht auch, dass CE und Kundenzufriedenheit zwar in einem Zusammenhang stehen, jedoch nicht gleichzusetzen sind (Meyer und Schwager 2007). Klaus und Maklan (2013) belegen in ihrer Studie einen positiven Einfluss der CE auf die Zufriedenheit. Xiang et al. (2015) konnten darüber hinaus aufzeigen, dass die in Kundenrezensionen repräsentierten CEs eng mit den Zufriedenheitsratings verknüpft sind. Zudem wurden bestimmte Begriffe identifiziert, welche die Kunden bei der Beschreibung ihrer CE besonders häufig verwenden, wenn sie mit dem Anbieter zufrieden oder unzufrieden sind. Laut Xiang et al. (2015) sei es folglich auch möglich, nur durch die Betrachtung von Kundenfeedback zur CE unterschiedliche Zufriedenheitsgrade für Kunden zu identifizieren.

Sowohl Zufriedenheit als auch Unzufriedenheit können im Rahmen von Interaktionen zwischen Kunde und Unternehmen an den diversen Touchpoints entlang der Customer Journey entstehen (Tueanrat et al. 2021). Ob Zufriedenheit und Unzufriedenheit hierbei in gleicher Weise relevant sind, ist zu hinterfragen, wenn man die von Kahneman und Tversky (1979) entwickelte Prospect Theorie auf das Zufriedenheitskonzept überträgt. Bleibt demnach die Leistung unterhalb der Erwartung des Kunden, führt dies in einem höheren Maße zu Unzufriedenheit als die Überschreitung dieser Erwartung zu Zufriedenheit führt (Homburg und Stock-Homburg 2016). Unter Berücksichtigung der Prospect Theorie ist folglich davon auszugehen, dass eine negative CE einen stärkeren Einfluss auf die Kundenzufriedenheit hat, als eine positive CE. Der Vermeidung negativer Kundenerlebnisse, die aus Unternehmensperspektive ein entscheidendes Ziel des CEM darstellen sollte, gewinnt somit noch stärker an Bedeutung. Ein mögliches Resultat dieser negativen Kundenerlebnisse stellt auf Verhaltensebene die Beschwerde dar (Kranzbühler et al. 2018). Sie wird als kritischer Wendepunkt in der Kundenbeziehung stark mit der Kundenabwanderung in Verbindung gebracht (Knox und van Oest 2014) und ist folglich von Unternehmen nicht zu unterschätzen. Die Erkenntnisse von Klaus und Maklan (2013) weisen ebenfalls auf eine Verhaltenswirkung der CE hin und belegen einen Einfluss der CE auf das Weiterempfehlungsverhalten und die Kundenloyalität. Des Weiteren bestehen hinsichtlich der ökonomischen Wirkung von CEM in der Forschung erste Erkenntnisse. Klink et al. (2021) liefern beispielsweise Belege dafür, dass sich effektives CEM positiv auf die finanzielle Performance auswirkt. Welche Rolle dem CEM für den Unternehmenserfolg in der Versicherungsbranche zugeschrieben werden kann, wird nachfolgend näher beleuchtet.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

2.3 Rolle des Customer Experience Managements für die Versicherungsbranche

Analog zur grundsätzlich zunehmenden Bedeutung des CEM in der Unternehmenspraxis (Homburg et al. 2017) ist in den vergangenen Jahren auch die Anzahl der Versicherungsunternehmen mit eigenem, implementierten CEM stark angestiegen (Klopfer et al. 2022). Im Allgemeinen ist anzumerken, dass Kunden im Dienstleistungskontext in der Regel eine höhere Anzahl an Touchpoints angeboten wird als beim Kauf von Konsumgütern (Berry et al. 2006). Da sich die CE als multidimensionales Konstrukt auf Reaktionen des Kunden entlang der verschiedenen Touchpoints in der gesamten Customer Journey bezieht (Homburg et al. 2017; Lemon und Verhoef 2016), sind auch Versicherungsunternehmen folglich mit einer besonders hohen Vielfalt und Komplexität der Touchpoints bei der Optimierung von CEs konfrontiert.

Gleichzeitig erfordern Versicherungen aufgrund des abzusichernden Risikos die Auseinandersetzung der Kunden mit negativ assoziierten Themen, was dazu führt, dass die angebotene Leistung im Vergleich zu anderen Dienstleistungen schwerer verkäuflich ist (Sutor 2019). Da sich erlebnisbezogene Ansätze der Konsumforschung vor allem auf hedonistische Produkte und Dienstleistungen beziehen, erscheint eine Umsetzung im Kontext der utilitaristisch geprägten Versicherungsleistung zunächst vergleichsweise schwierig (Klopfer et al. 2022; Mayer-Vorfelder 2012b). Die Zusammensetzung einer Versicherungsleistung nach Sutor (2019) zeigt aber auf, dass diese auch wahrgenommene Aspekte und Interaktionen umfasst, die über die Kernleistung des Versicherungsschutzes hinausgehen. Folglich sind auch im Versicherungskontext Kundenerlebnisse möglich, die begeistern (Klopfer et al. 2022). Insbesondere für die Versicherungsbranche, in der sich die Unternehmen durch die Beziehung zum Kunden alleine nicht mehr von der Konkurrenz abheben können (Klopfer et al. 2022), kann eine solche CE das Potenzial zur Erzielung eines entscheidenden Wettbewerbsvorteils bieten (Palmer 2010). Auch die ökonomische Wirkung positiver CEs, wie sie in der Wirkungskette des CEM (siehe Abb. 1) dargestellt ist, konnte im Versicherungskontext bereits bestätigt werden. Klopfer et al. (2022) haben die Umsetzung des CEM in der Versicherungsbranche am Beispiel eines deutschen Versicherungsunternehmens qualitativ untersucht und hierbei auch dargelegt, dass sich die aufgrund von CEM-Maßnahmen steigende Zufriedenheit auf das Kundenverhalten und folglich vorteilhaft auf die Quoten von Wiederabschlüssen, Cross-Selling und Stornos auswirkt.

Wie bereits erwähnt, werden Touchpoints von Kunden nicht immer auf die gleiche Weise wahrgenommen. Es ist beispielsweise feststellbar, dass Interaktionen mit Kundenberatern von besonders großer Relevanz sind, wenn es sich bei der Kundenberatung um ein Kernangebot handelt (Meyer und Schwager 2007).

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Grundsätzlich stellt diese Interaktion zwischen Kunde und Kundenberater im Kontext der Versicherung eine häufige Form des direkten Kontakts dar (Jaakkola et al. 2022). Versicherungsprodukte gelten aufgrund ihres immateriellen und abstrakten Charakters zudem in besonderem Maße als erklärungsbedürftig (Sutor 2019) und sind mit einem erhöhten wahrgenommenen Kaufrisiko verbunden (Bruhn et al. 2019). Folglich ist anzunehmen, dass Touchpoints der direkten Kommunikation (z. B. Beratung per Telefon), welche durch die Vermittlung von Leistungsfähigkeit und das Schaffen von Vertrauen zur Reduzierung von Risiken und Unsicherheiten beitragen können (Bruhn et al. 2019), für Versicherungskunden von hoher Relevanz sind. Gleichzeitig hat die zwischenmenschliche Interaktion im Rahmen der CE das Potenzial, eine emotionale Bindung zu schaffen, die dem Kunden Respekt und Wertschätzung vermittelt und somit die Erwartungen des Kunden übersteigt (Berry et al. 2006). Den Leistungen, die das Kernprodukt des Versicherungsschutzes ergänzen (z. B. Beratung im Call-Center; Sutor 2019), kommt somit im Kontext der Optimierung der CE auf Touchpoint-Ebene besondere Bedeutung zu.

Zudem ergibt sich für Versicherungsunternehmen eine heterogene Gestaltung von Kundenportfolios, welche die Komplexität erhöht und den Erkenntnisbeitrag etablierter Messgrößen aus dem CRM einschränkt (Rafferty 2020). Umso wichtiger erscheint der Einbezug zusätzlicher Daten zur Einnahme einer Kundenperspektive bei der Betrachtung und Optimierung von Touchpoints. Eine Umfrage des Softwareherstellers BSI unter Entscheidern aus der Versicherungsbranche hat ergeben, dass ein datengestütztes CEM zwar von der Mehrheit der Befragten (72 %) als wichtig erachtet wird, sich dies aber nur in wenigen Fällen (24 %) in einer entsprechenden Datenstrategie widerspiegelt (Hechler 2021). Um Erkenntnisse für die Optimierung von Touchpoints im CEM zu gewinnen, Kunden auf emotionaler Ebene anzusprechen und deren Erwartungen zu übertreffen, bedarf es in der Versicherungsbranche somit eines Umdenkens im Umgang mit zur Verfügung stehenden Daten. Helfen kann hierbei die Implementierung von Big Data Analytics. Der Fokus dieses Artikels liegt dabei auf Speech Analytics, einem Teilbereich von Big Data Analytics und innovativen Ansatz zur Messung und Analyse der CE.

3. Einsatz von Speech Analytics im Customer Experience Management

Trotz der hohen Bedeutung, die dem CEM in der Unternehmenspraxis bereits zuteilwird, sieht sich die Forschung in diesem Bereich noch einem großen nicht ausgeschöpften Potenzial gegenüber. Unter anderem ergeben sich Forschungslücken im Hinblick auf das Monitoring der CE, da in der Forschung derzeit noch keine Einigkeit bezüglich der Kenngrößen zur Messung des Erfolgs im CEM besteht (Klopfer et al. 2022). Während die Forschung erste Skalen mit Be-

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

zug zur CE selbst bzw. entsprechender Teilbereiche entwickelt hat (u. a. Brakus et al. 2009; Klaus und Maklan 2012; Kuehnl et al. 2019), haben sich in der Praxis vor allem Metriken der Kundenzufriedenheit als Leistungsindikatoren für die CE etabliert (McColl-Kennedy und Zaki 2022; NTT 2021). Gleiches gilt laut McColl-Kennedy und Zaki (2022) für den Net Promoter Score, der als Loyalitätsindikator angibt, welcher Anteil der Kunden das Unternehmen an Freunde oder Familie empfehlen würde (Reichheld 2003). Als geeignete Messgröße der CE kann unter anderem auch die Abwanderungsrate herangezogen werden, wobei die Annahme zugrunde liegt, dass Kunden das Unternehmen nicht verlassen, wenn sie zuvor eine positive CE durchlebt haben (McColl-Kennedy und Zaki 2022; Morgan 2019). Trotz der hohen Relevanz der angeführten Metriken unterstreichen McColl-Kennedy und Zaki (2022), dass diese quantitativen Messgrößen wenige Erkenntnisse zu den relevanten Hintergründen eines bestimmten Verhaltens liefern. Für Unternehmen ist es gemäß Berry et al. (2006) essenziell, die CE aus einer Kundenperspektive heraus zu erfassen und zu sehen, zu hören und zu fühlen, was auch der Kunde sieht, hört und fühlt. Dafür bedarf es zur Einnahme einer Kundenperspektive jedoch neben quantitativen Daten auch des Einbezugs qualitativer Daten (McColl-Kennedy et al. 2019), wozu auch offenes Kundenfeedback zählt. Um Feedback abzugeben, nutzen Kunden diverse Kommunikationskanäle entlang der Customer Journey, was die Entwicklung von effizienten und effektiven Verfahren zur Erfassung und Analyse aller Informationen erschwert (McColl-Kennedy et al. 2019; Villarroel Ordenes et al. 2014). Forschung und Praxis greifen hingegen zumeist auf Befragungsdaten zurück, welche auf das Erinnerungsvermögen der Befragten angewiesen und mehrheitlich quantitativer Natur sind (Becker und Jaakkola 2020). Folglich besteht Bedarf an Studien, welche die Reaktion der Kunden mithilfe innovativer Technologien in Echtzeit erfassen (Becker und Jaakkola 2020).

Dank moderner Technologien ergeben sich zunehmend neue Möglichkeiten für die Analyse der CE. Die von verschiedenen Akteuren der (digitalen) Wirtschaft erzeugten und genutzten komplexen und heterogenen Daten haben ins Unermessliche zugenommen und damit den Weg in das Zeitalter von Big Data geebnet (Holmlund et al. 2020; Sivarajah et al. 2017). Allerdings stellt besonders der Umgang mit diesen Daten für viele Unternehmen eine große Herausforderung dar (Holmlund et al. 2020). Big Data Analytics bietet jedoch fortschrittliche Techniken zur Analyse und Gewinnung von Erkenntnissen aus diesen Daten (Gandomi und Haider 2015; Russom 2011). So ist es möglich, aus den vielfältigen Daten umfangreiches Wissen über das Kundenverhalten sowie Anhaltspunkte zur Kundenwahrnehmung zu generieren (Becker und Jaakkola 2020; McColl-Kennedy et al. 2019). Unternehmen greifen dabei regelmäßig auf moderne Technologien wie künstliche Intelligenz (KI) oder maschinelles Lernen zurück (Gupta et al. 2020). Für die Generierung einprägsamer CEs, die in der Lage sind die Kundenbindung zu erhöhen, spielen diese Technologien eine

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

wichtige Rolle, da sie dazu beitragen, eine 360°-Sicht auf den Kunden zu gewinnen und dadurch beispielsweise die Personalisierung von Angeboten in Echtzeit ermöglichen (Edelman und Abraham 2022; Gupta et al. 2020).

Laut Edelman und Abraham (2022) sind Unternehmen mittlerweile an einem Punkt angelangt, an welchem die Fähigkeit der Gewinnung und Analyse von Kundendaten sowie die Nutzung von KI zur Optimierung der Customer Journey über die Erzielung von Wettbewerbsvorteilen entscheiden kann. Das größte Potenzial für das CEM liegt laut Holmlund et al. (2020) in unaufgefordert eingehenden und zugleich unstrukturierten Daten, d.h. schwer zählbaren Daten wie Texten oder Videos, die Kunden aus eigenem Antrieb bzw. freiwillig zur Verfügung stellen (Balducci und Marinova 2018). Die innovativen Big Data Analytics Methoden gehen dabei über die automatisierte Analyse niedergeschriebener Texte durch Text Mining hinaus. So können beispielsweise mithilfe von Speech Analytics ausgesprochene und auditiv erfasste Aussagen in die textliche Form („Speech-to-text") übersetzt und anschließend eingehend im Hinblick auf verbale und nonverbale Aspekte analysiert werden (Gandomi und Haider 2015; Holmlund et al. 2020; Schleier und Hauser 2020). Damit greift auch Speech Analytics auf etablierte Kerntechnologien der KI zurück (Fluss 2019). Dies ermöglicht unter anderem die Analyse von Aussagen innerhalb eines Telefonats zwischen Kunden und Unternehmen. Eine solche Analyse im Nachgang der Gespräche (Post-call Speech Analytics) liefert umfangreiche Erkenntnisse zur Interaktion und kann sogar zur Weiterentwicklung simultaner Analysen (Real-time Speech Analytics) beitragen, die Kundenberatern in Echtzeit unterstützende Informationen zukommen lassen (Fluss 2019; Masterson 2014).

Speech Analytics kann somit in Gesprächen wertvolle Details, Muster und Trends, aber auch Optimierungspotenziale identifizieren (Masterson 2014). Forscher argumentieren im Kontext der praktischen Umsetzung des Text-Mining-Ansatzes, dass es Unternehmen heute möglich ist, Kundenzufriedenheit vorherzusagen, ohne sich auf quantitative Daten zu stützen (u.a. McColl-Kennedy et al. 2019; Xiang et al. 2015). Ebenso kann Speech Analytics dazu beitragen Unzufriedenheit bei Kunden oder mögliche zukünftige Abwanderungen rechtzeitig aufzudecken (Masterson 2014). Somit handelt es sich bei Speech Analytics um einen vielversprechenden Ansatz, um Kunden tatsächlich zuzuhören und anhand der Analyse von Interaktionen sowie ausgesprochenem Feedback Erkenntnisse zur Kundenperspektive und zur Optimierung der CE zu erhalten (Fluss 2019). Allerdings bedarf es nach wie vor einer Erforschung der Möglichkeiten und Grenzen dieser und weiterer Big Data Analytics Methoden zur Überwachung der CE (Keiningham et al. 2020), damit diese auch zielführend in das CEM von Versicherungsunternehmen integriert werden können. Die Grundlage dieses Artikels bildet daher ein Datensatz eines großen deutschen Versicherungsunternehmens, welcher umfassende Informationen zu von Kunden initiierten Anrufen im Call-Center des Unternehmens und somit un-

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

aufgefordert eingehende Kundenaussagen enthält. Es handelt sich dabei um unstrukturierte Speech-Analytics-Daten sowie stärker strukturierte Metadaten zur betrachteten Interaktion. Im Vergleich zu etablierten Methoden der Konsumentenverhaltensforschung stützt sich die Datengrundlage dieser Studie somit nicht auf die Erinnerung von Kunden sowie deren Aussagen in Kundenbefragungen, sondern misst die Reaktionen auf die CE sowohl unverzerrt als auch in Echtzeit (Becker und Jaakkola 2020). Dabei ist von Interesse, inwieweit die Kundenzufriedenheit als etablierte Messgröße der CE nicht als Wert auf einer Skala erfragt, sondern anhand von Interaktionen noch während der CE ermittelt werden kann, um somit Informationen zur Kundenzufriedenheit selbst und den zugrundeliegenden Ursachen zu erhalten. Aus den dargelegten Forschungslücken und dem zur Verfügung stehenden Datenmaterial ergibt sich für diesen Artikel zunächst folgende Forschungsfrage:

Forschungsfrage 1: Inwieweit kann im Rahmen einer Call-Center-Interaktion durch die Nutzung von Speech Analytics Kundenzufriedenheit als Messgröße der CE in Echtzeit ermittelt werden?

Für das CEM stellt neben der Erzielung positiver CEs auch die Vermeidung negativer CEs ein entscheidendes Ziel dar (Klopfer et al. 2022). Angesichts der Prospect Theorie und des daraus abgeleiteten großen Einflusses einer negativen CE auf die Kundenzufriedenheit und schließlich auf den ökonomischen Erfolg des Unternehmens empfiehlt es sich, der Vermeidung negativer CEs besonders große Aufmerksamkeit zu schenken. Bemühungen zur Vorhersage von Kundenabwanderungen, um potenziell betroffene Kunden mit gezielten Anreizen zum Bleiben zu bewegen, bestehen in Unternehmen schon seit einigen Jahren (Neslin et al. 2006). Diese Kunden zeigen auf der Verhaltensebene „Symptome“ von Unzufriedenheit, wie z. B. weniger umfangreiche oder seltenere Käufe (Kumar und Reinartz 2016). Um eine Abwanderung zu verhindern oder aus dieser Rückschlüsse für verbleibende Kunden ziehen zu können, bedarf es jedoch in erster Linie Wissen über zugrundeliegende Ursachen und potenzielle Problemquellen in der CE (Roggeveen und Rosengren 2022). Roggeveen und Rosengren (2022) unterstreichen, dass gerade beim Management von Problemquellen der Fokus von Unternehmen nach wie vor auf Key Performance Indikatoren (KPI, z. B. Net Promoter Score) und systematischen Daten liegt. Präzise erfassbare Zufriedenheits- und Loyalitätswerte aus Kundenbefragungen sagen jedoch nicht genügend darüber aus, was Kunden tatsächlich über die CE denken, da sie emotionale Reaktionen und zur Optimierung relevantes Kundenfeedback vernachlässigen (McColl-Kennedy und Zaki 2022; Zaki et al. 2021). Ebenso konzentrieren sich bisherige Forschungsbemühungen zur automatisierten Analyse von Kundenfeedback in Textform auf affektive Aspekte und vernachlässigen weitgehend enthaltene Anhaltspunkte zu verbesserungswürdigen Prozessen im Unternehmen (Villarroel Ordenes et al. 2014). Auch im Kontext der Versicherungs-

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

branche sind diese Anhaltspunkte von Relevanz. So lautet eine der Empfehlungen des Softwareherstellers BSI, die sich aus der Befragung von Entscheidern der Versicherungsbranche zur datengestützten CE ergeben haben, dass Versicherer das Kundenfeedback aktiv in den Prozess der Ableitung von Maßnahmen zur Verbesserung der CE einbinden sollten (Hechler 2021). Somit ergibt sich neben der Ermittlung von Kundenzufriedenheit für die im folgenden Kapitel betrachtete Analyse folgende Forschungsfrage:

Forschungsfrage 2: Welche Optimierungspotenziale können anhand von ausgesprochenem direkten und indirekten Kundenfeedback im Rahmen einer Call-Center-Interaktion identifiziert und somit zur Ableitung von Maßnahmen des CEM herangezogen werden?

Übertragen auf die Wirkungskette des CEM sollen in dieser Studie, durch Betrachtung der Verhaltenswirkung in Form von artikuliertem Kundenfeedback und der psychologischen Wirkung in Form von Kundenzufriedenheit, Rückschlüsse auf die CE gezogen werden. Ergänzend wird auf psychologischer Ebene zudem die Stimmung des Kunden als affektive Komponente betrachtet. Konkret soll dieses Vorgehen Einblicke zum Kunden selbst und seiner Perspektive auf das Versicherungsunternehmen, die aktuelle Call-Center-Interaktion, thematisierte Produkte und vergangene Interaktionen gewähren. Dies geschieht anhand von Aussagen, die in Echtzeit noch bei Durchleben der CE am Touchpoint getroffen wurden und dient als Grundlage zur Ableitung von Optimierungsmaßnahmen für das CEM des Versicherers. Eine Übersicht der betrachteten Zusammenhänge kann Abb. 2 entnommen werden.

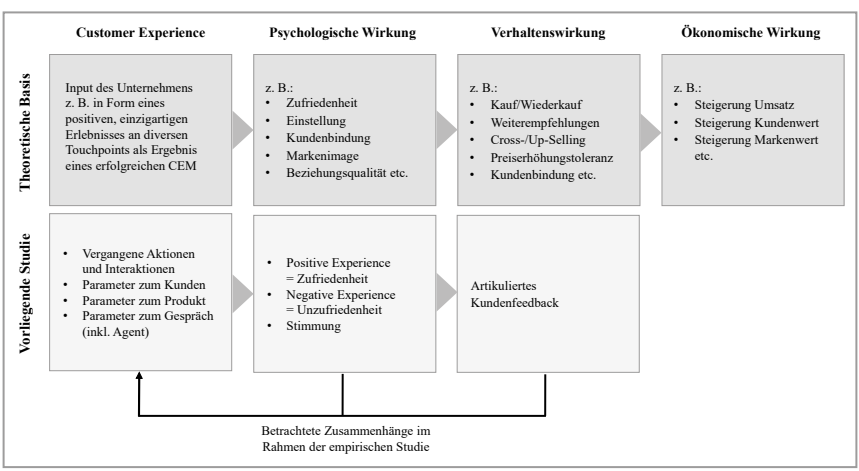

Abb. 2: Betrachtete Zusammenhänge im Rahmen dieser Studie

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

4. Empirische Analyse von Speech-Analytics-Daten eines Versicherungsunternehmens

Zur Beantwortung der Forschungsfragen werden Speech-Analytics-Daten eines großen deutschen Versicherungsunternehmens herangezogen, eingehend untersucht und interpretiert. Der Fokus der Analyse liegt hierbei auf der Ermittlung von Kundenzufriedenheit in Echtzeit sowie der Identifikation von Optimierungspotenzialen entlang der Customer Journey mithilfe von Kundenfeedback.

4.1 Datengrundlage

Die vorliegende Studie basiert auf einem Datensatz eines deutschen Versicherungsunternehmens. Der Datensatz beinhaltet Informationen zu 26.027 Inbound-Anrufen im Zeitraum August 2021 bis Oktober 2021, darunter sowohl die Gesprächstranskripte als auch diverse Metadaten zum Gespräch (z. B. Anrufdauer) und weitere Kundenparameter (z. B. Dauer der Kundenbeziehung). Darüber hinaus verfügt der Datensatz über 37 unterschiedliche KI-gestützt, automatisiert generierte Kategorien, die über die in einem Gespräch enthaltenen Themen Aufschluss geben sollen (z. B. zu Produkten, Geschäftsvorfällen). Für die empirische Analyse wurde der Datensatz auf Anrufe, welche in den Monaten August 2021 und September 2021 eingingen, begrenzt. Hieraus ergibt sich eine Datengrundlage von N = 16.264 Gesprächen. Wie bereits angeführt, verspricht besonders das Kundenfeedback im Zusammenhang mit einer negativen CE wertvolle Erkenntnisse zur Ableitung von Optimierungsmaßnahmen im CEM. Zur Beantwortung der Forschungsfragen werden daher im Folgenden primär diejenigen Gespräche analysiert, welche laut Kategorisierung sowohl das Thema „Beschwerde“ ($n_1 = 1.921$) als auch das Thema „Kündigung“ ($n_2 = 1.680$) enthalten ($n_{1 \cap 2} = 234$).

Der Inhalt des Gesprächs wird mithilfe von durch Speech Analytics transkribierten und anonymisierten Voice-Files wiedergegeben. Es handelt sich hierbei um Fließtexte der Gespräche, welche mithilfe von Kürzeln in Gesprächsanteile des Kunden („C:“) und des Call-Center-Agents („A:“) unterteilt sind. Sofern die sprechende Person durch die Sprachtechnologie nicht identifiziert werden kann, werden diese Gesprächsabschnitte ebenfalls entsprechend gekennzeichnet („S:“). Auf Groß- und Kleinschreibung wird durch die Verwendung einer Majuskelschrift verzichtet. Gleiches gilt für die Interpunktion. An dieser Stelle sei zudem angemerkt, dass die Gesprächstranskripte Unvollkommenheiten aufweisen können, beispielsweise, wenn die Sprachtechnologie aufgrund der Audioqualität der Voice-Files oder undeutlicher Aussprache sowie Dialekt der Akteure Wörter nicht eindeutig bzw. korrekt identifiziert. Darüber hinaus wurde

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Tab. 1

Eingrenzung und Bereinigung der Datengrundlage

	Anzahl Gespräche
Vollständiger Datensatz	26.027
– Gespräche aus dem Zeitraum Oktober 2021	9.763
= Gespräche aus dem Zeitraum August – September 2021 (N)	16.264
– Gespräche ohne die Kategorie „Kündigung“ und/oder „Beschwerde“ ($N\text{-}n_{1\cap 2}$)	16.030
= Gespräche zu „Kündigung“ und „Beschwerde“ im August und September 2021 ($n_{1\cap 2}$)	234
– Gespräche, welche im Rahmen der Inhaltsanalyse bereinigt wurden	1
= *Datengrundlage der vorliegenden Studie (n)*	*233*

ein Gespräch aus dem Datensatz entfernt, welches aufgrund geringerer Verständlichkeit nicht zielführend interpretiert werden konnte. Für die qualitative Analyse ergeben sich somit 233 Gespräche (siehe Tab. 1).

Die deskriptive Analyse der soziodemografischen Merkmale des betrachteten Kundenkreises ($n_K = 231$[1]) zeigt neben einer leichten Mehrheit weiblicher Kunden (63,2 %) ein auffallend hohes durchschnittliches Alter von 62,6 Jahren (Median = 63 Jahre), während jüngere Zielgruppen unter 35 Jahren kaum vertreten sind (6,1 % aller Anrufe). Als Grund hierfür liegt der betrachtete Kommunikationskanal nahe. So zeigte eine weltweite Umfrage zu den bevorzugten Kanälen für Kommunikation mit dem Kundenservice bereits im Jahr 2016, dass Personen unter 35 Jahren andere Kommunikationskanäle, wie E-Mail oder Smartphone-Apps, dem Telefon vorziehen, während 93,2 % der über 70-jährigen das Telefon als Kommunikationskanal bevorzugen (Dimension Data 2016). Die durchschnittliche Dauer der Kundenbeziehung beträgt rund 13,3 Jahre. Kunden können dabei bereits vor einer Vertragsbeziehung im System erfasst worden sein und aktive oder inaktive Verträge besitzen. Die Kunden im betrachteten Datensatz, bei welchen aktive oder inaktive Verträge vorliegen, besitzen durchschnittlich 1,9 aktive und 3,2 inaktive Verträge, wobei für 49,8 % der betrachteten Kunden mehr als ein aktiver Versicherungsvertrag hinterlegt ist.

[1] Innerhalb des Datensatzes (n = 233) befinden sich zwei Kunden mit jeweils zwei Gesprächen. Für die Analyse der kundenbezogenen Daten wird daher $n_K = 231$ herangezogen. Im weiteren Verlauf der Arbeit erfolgt in erster Linie eine Analyse der Gespräche bzw. der darin enthaltenen Kundenäußerungen, weshalb nach Betrachtung der kundenbezogenen Daten wieder beide Gespräche der Kunden gleichwertig in die Analyse mit einbezogen werden.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Der vorliegende Datensatz enthält neben den Kundenparametern auch Informationen zu den jeweiligen Inbound-Anrufen. Ein Vergleich der Anrufdauer (n = 233) mit der Anrufdauer im Kontrolldatensatz ($N\text{-}n_{1\cap 2}$ = 16.030) zeigt, dass Gespräche, welche sowohl der Kategorie „Kündigung" als auch die Kategorie „Beschwerde" zugeordnet werden, mit einer durchschnittlichen Dauer von 16,50 Minuten um 6,25 Minuten länger sind als diejenigen, welche maximal eine der beiden Kategorien enthalten. Zusätzliche t-Tests (N = 16.264) bestätigen, dass sich die Anrufdauer (in Sekunden) für Gespräche mit der Kategorie „Beschwerde" vs. ohne die Kategorie „Beschwerde" ($MW_{Beschwerde}$ = 736,22, $MW_{ohne_Beschwerde}$ = 605,23, t (2319,723) = 10,097, p < 0,001) als auch für Gespräche mit der Kategorie „Kündigung" vs. ohne die Kategorie „Kündigung" ($MW_{Kündigung}$ = 832,03, $MW_{ohne_Kündigung}$ = 596,35, t (1895,807) = 15,213, p < 0,001) signifikant unterscheidet. Bei Betrachtung der Anrufdauer fällt zudem auf, dass diese stark variiert. So liegen zwischen dem längsten und dem kürzesten Anruf 71,10 Minuten (n = 233). Dies deutet bereits auf eine große Diversität der Gesprächsinhalte hin.

Zudem wurde betrachtet, wie stark der Kunde bzw. der Agent jeweils an der Gestaltung des Gesprächs beteiligt ist. Operationalisiert wurden die Gesprächsanteile anhand der Wortanzahl in den transkribierten Voice-Files, die mit „C:" oder „A:" gekennzeichnet sind. Bei der Betrachtung des gesamten Textes sind auch diejenigen Abschnitte enthalten, die von einem „S:" angeführt werden und folglich keinem der Akteure eindeutig zugeordnet werden können. Es zeigt sich, dass der Kunde zwar Initiator der betrachteten Inbound-Anrufe ist, der Agent mit durchschnittlich 927,65 Wörtern (56,6 %) aber den Großteil des Gesprächs übernimmt, während im Durchschnitt 624,35 Wörter (38,1 %) auf den Kunden entfallen. Ersichtlich wird auch, dass die Sprachtechnologie 5,3 % (Ø 86,87 Wörter) der identifizierten Wörter im Rahmen eines Gesprächs nicht dem Agent oder dem Kunden zuordnen kann. Eine vergleichbare Verteilung ergibt sich für die Gesprächsanteile im Kontrolldatensatz ($N\text{-}n_{1\cap 2}$ = 16.030).

Darüber hinaus liefern die automatisiert generierten Kategorien, die im Vorfeld bereits zur Datenselektion dienten, erste Erkenntnisse zum Gesprächsinhalt. Im Zusammenhang mit den beiden Kategorien „Beschwerde" und „Kündigung" geht es in den Gesprächen häufig auf Initiative des Kunden um Dokumente (Kategorie „Dokumente_Kunde"; 53,6 %, n = 233). Diese Kategorie ist in $N\text{-}n_{1\cap 2}$ = 16.030 deutlich seltener vertreten (28,3 %). Nahe liegt folglich, dass die hohe Häufigkeit der Kategorie in einem Zusammenhang mit den Kategorien „Beschwerde" und „Kündigung" steht. Eine Korrelationsanalyse zeigt, dass die Kategorie „Beschwerde" die höchste Korrelation mit der Kategorie „Dokumente_Kunden" aufweist und mit dieser in einem schwachen positiven Zusammenhang steht (r = 0,196; p = 0,000; N = 16.264). Bestimmte Dokumente könnten folglich einen Treiber für Beschwerden darstellen, jedoch lässt sich daraus

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

nicht ableiten, um welche Dokumente es sich handelt und inwiefern sie zu einer Beschwerde geführt haben. Die Korrelationen der Kategorie „Kündigung" zeigen hingegen kaum Auffälligkeiten. Dies unterstreicht die Wichtigkeit, mithilfe einer qualitativen Analyse die Inhalte und Hintergründe dieser Gespräche näher zu beleuchten, um Wissen über potenzielle Quellen einer negativen CE zu identifizieren. Den größten Erkenntnisgewinn aus dem Kundenfeedback versprechen somit die Gesprächstranskripte selbst. Daher stellt eine qualitative Inhaltsanalyse dieser Gesprächstexte den Kern dieser Studie dar.

4.2 Methodisches Vorgehen

Aufgrund der Neuartigkeit des Datenmaterials sowie der potenziellen Vielfalt an Gesprächsinhalten und resultierenden Erkenntnissen für das CEM in der Versicherungsbranche wird ein exploratives Vorgehen anhand einer qualitativen Inhaltsanalyse gewählt. Der qualitative Forschungsansatz soll dabei ein tiefergehendes Verständnis der Hintergründe von Beschwerden und Kündigungen ermöglichen. Da ein deduktives Vorgehen im Zuge der Inhaltsanalyse (d. h. theoriebasierende Messung und Auswertung von Inhalten) in Anbetracht der explorativen Forschungsfragen und zu erwartenden Diversität der betrachteten Gespräche nicht zielführend erscheint, wird eine induktive Vorgehensweise verfolgt (Döring und Bortz 2016; Mayring und Fenzl 2019). Hierbei werden die Gesprächsinhalte durch schrittweise Codierung des Ausgangsmaterials erarbeitet (Döring und Bortz 2016). Herangezogen wird hierfür der Prozess der qualitativen Inhaltsanalyse nach Mayring (2022), welcher im deutschen Sprachraum am häufigsten Anwendung findet (Döring und Bortz 2016). Die induktive Kategorienbildung baut dabei auf der Technik der Zusammenfassung auf, legt allerdings einen besonderen Fokus auf die Identifikation von Kategorien anhand des vorliegenden Datenmaterials, ohne sich auf Vorannahmen oder bestehende Theoriekonzepte zu stützen (Mayring 2022). Ebenso werden gemäß dem typischen Prozess der induktiven Kategorienbildung nach Mayring (2022) bei der Durcharbeitung des Datenmaterials simultan Kategorien erstellt, überarbeitet und subsumiert. Diese Kategorien werden im weiteren Verlauf dieses Artikels als Codes bezeichnet. Es werden also anhand der Datengrundlage induktiv entwickelte Codes einzelnen Textpassagen zugeordnet, bevor in einem zweiten Schritt überprüft wird, ob eine Zuordnung dieses Codes zu mehreren Textstellen möglich ist (Mayring und Fenzl 2019). Da bereits die Vielseitigkeit der KI-gestützt identifizierten Kategorien im vorliegenden Datensatz erahnen lässt, dass die betrachteten Gespräche unterschiedliche Themen beinhalten, ist für das methodische Vorgehen ebenso eine Berücksichtigung von Ansätzen der thematischen Textanalyse sinnvoll. Hierzu zählt das Vorgehen der Forscherinnen Braun und Clarke (2006), die einen sechsstufigen Prozess beschreiben, bei dem durch die Analyse von Texten inhaltliche Gegenstandsbereiche erfasst und bei-

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

spielsweise anhand von Häufigkeiten zu zentralen Themen priorisiert werden (Mayring und Fenzl 2019).

Konkret erfolgte die qualitative Inhaltsanalyse dieser Studie anhand einer manuellen induktiven Codierung der gleichen Gesprächstexte durch zwei Forscherinnen mit Hilfe von MAXQDA (siehe Abb. 3). Der Einbezug mehrerer Forschender hat dabei diverse Vorteile. Zum einen ist auch in der qualitativen Forschung die Einhaltung von Gütekriterien essenziell. So ist bei Codierung von Texten, die für das jeweilige Forschungsvorhaben von großer Relevanz sind, die Prüfung der Intercoder-Reliabilität erforderlich, um Objektivität zu gewährleisten (Döring und Bortz 2016; Mayring und Fenzl 2019). Zusätzlich empfehlen Rädiker und Kuckartz (2019), bereits bei Erstellung eines Codesystems einen weiteren Forschenden hinzuzuziehen, um den kreativen Prozess durch zusätzliche Ideen und Eindrücke zu bereichern. Wie empfohlen, wurde eine zweite Forscherin bereits in den Prozess der Festlegung von Selektionskriterien und des Abstraktionsniveaus sowie der Revision der Codes mit einbezogen. Eine grundlegende Revision des entwickelten Codesystems ist nach Analyse von 10 bis 50 % der betrachteten Daten vorgesehen (Mayring 2022). Auch in dieser Studie stellten Abstimmungsrunden nach den ersten 15 bzw. 30 Gesprächen die Klärung essenzieller Begrifflichkeiten sowie die Einigung auf ein zielführendes Abstraktionsniveau sicher. Im Anschluss daran erfolgte die Analyse der restlichen Gesprächstexte des Monats August 2021. Die resultierende Sammlung von Codes wurde anschließend in Abstimmung mit der zweiten Forscherin durch Reduktion und thematische Strukturierung finalisiert. In einem endgültigen Materialdurchgang erfolgte abschließend eine Übertragung des finalen Code-Systems auf alle betrachteten Gespräche des Monats August sowie die Analyse des Monats September.

Zur Überprüfung der Intercoder-Reliabilität wurden 30 Gespräche durch beide Forscherinnen und unabhängig voneinander codiert (Mayring 2022). Die Analyse der Intercoder-Übereinstimmung (MAXQDA 2020) zeigt eine Übereinstimmung von 73,0 %. In der Forschung besteht bislang zwar kein universal gültiger Grenzwert für eine akzeptable prozentuale Übereinstimmung, häufig wird in diesem Zusammenhang jedoch auf die Interpretation von Kappa-Koeffizienten nach Landis und Koch (1977) verwiesen (O'Connor und Joffe 2020). Diese Koeffizienten betrachten neben der prozentualen Übereinstimmung auch die Wahrscheinlichkeit einer zufälligen Einigung (Landis und Koch 1977). MAXQDA (2020) berechnet den Kappa-Koeffizienten entsprechend der Empfehlung von Brennan und Prediger (1981), welche die Codeanzahl in die Bestimmung einer zufälligen Übereinstimmung mit einbeziehen. In Anlehnung an Landis und Koch (1977) kann der für diese Studie ermittelte Kappa-Koeffizient von $\kappa = 0{,}6839$ als substanzielle Übereinstimmung innerhalb der 30 Gespräche bewertet werden. Eine vollständige Übereinstimmung in der Codierung ist laut Mayring und Fenzl (2019) angesichts des interpretativen Charakters induktiver

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

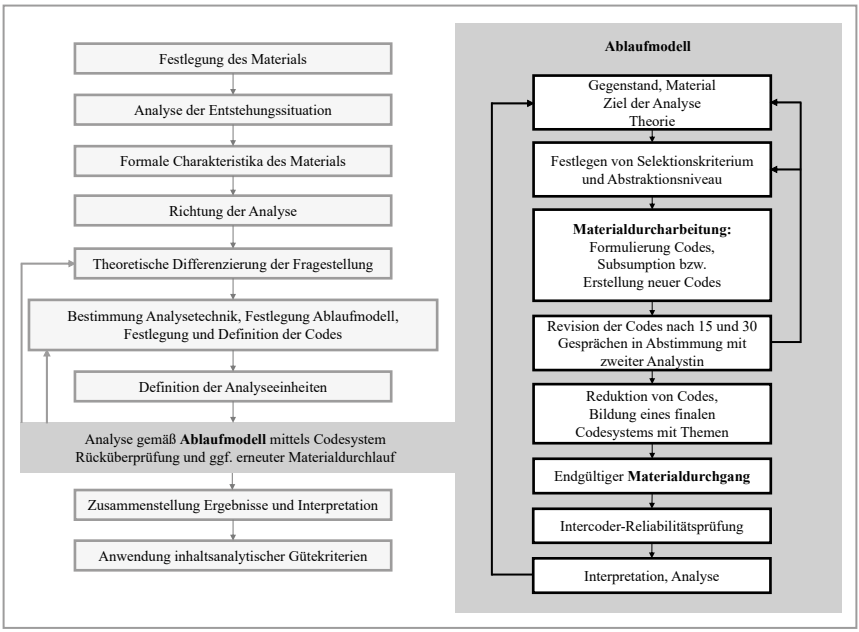

Abb. 3: Ablaufmodell der qualitativen Inhaltsanalyse mit induktiver Kategorienbildung (in Anlehnung an Braun und Clarke 2006; Mayring 2022)

Kategorienbildung auch nicht das Ziel dieser Überprüfung (Mayring und Fenzl 2019; Rädiker und Kuckartz 2019). Allerdings bietet sie in der qualitativen Forschung als valides Instrument der Qualitätssicherung die Möglichkeit, Unterschiede zu diskutieren, Schwachstellen aufzudecken und die Codierung zu optimieren (Burla et al. 2008; Mayring und Fenzl 2019). Entsprechend wurde nach Betrachtung der Abweichungen in der Codierung der wichtigsten Themen und Sub-Themen dieser Untersuchung eine Einigung erzielt[2].

Die Ergebnisse der qualitativen Inhaltsanalyse werden in den folgenden Abschnitten vorgestellt. Zunächst erfolgt ein Überblick der grundlegenden Gesprächsinhalte. Anschließend werden anhand der betrachteten Gespräche Messgrößen zur Bestimmung von Kundenzufriedenheit sowie potenzielle Problemquellen und Optimierungspotenziale identifiziert. Angereichert wird die qualitative Analyse dabei regelmäßig durch quantitative Erkenntnisse mithilfe von statistischen Analysen sowie einer Sentiment-Analyse.

[2] Als besonders wichtig gelten diejenigen Codes, die mit dem Gesprächsanliegen, dem Anrufgrund, einer Kündigung oder Beschwerden in Form von direktem oder indirektem Feedback in Zusammenhang stehen.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

4.3 Übersicht grundlegender Gesprächsinhalte

Im Zuge der qualitativen Inhaltsanalyse wurden 6 Themen mit 14-Sub-Themen zu den Gesprächen identifiziert. Bei den Themen handelt es sich um die *Entstehungssituation*, *Kündigung*, *Feedback*, *Interaktion*, *Hinweis auf vergangene CE* und *Hinweis auf nicht abgeschlossenen Geschäftsvorfall*. Die beiden Themen *Feedback* und *Kündigung* dienen dabei vor allem der Gewinnung zusätzlicher Informationen zum Inhalt der beiden Kategorien „Beschwerde" und „Kündigung". Nachdem die identifizierten Inhalte häufig deutlich subtiler und weniger negativ sind, als die Kategorie „Beschwerde" erahnen lässt, wurde eine neue Bezeichnung gewählt. Da das Thema *Feedback* im Laufe des Artikels Anhaltspunkte für die Kundenzufriedenheit liefert sowie der Identifikation von Optimierungspotenzialen dient, wird das Thema in diesem Abschnitt nicht näher beschrieben. Dies gilt ebenso für das Sub-Thema *Lösung Gesprächsanliegen,* in dem erfasst wird, welche Gesprächsanliegen gelöst, nicht gelöst oder in Teilen gelöst werden konnten. Darüber hinaus wurden auf globaler Ebene die zu den jeweiligen Themen genannten *Produkte* codiert. Die identifizierten Themen inklusive Sub-Themen und ihre Einordnung in die Customer Journey in Anlehnung an das Modell von Lemon und Verhoef (2016) sind in Abb. 4 dargestellt.[3]

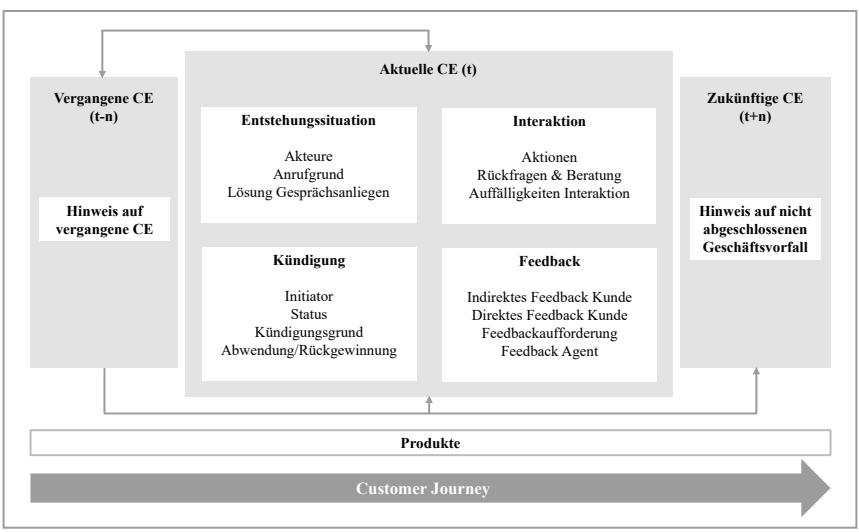

Abb. 4: Identifizierte und in die Customer Journey eingeordnete (Sub-)Themen der qualitativen Inhaltsanalyse (n = 233)

[3] Da die Customer Journey in dem Modell vereinfacht dargestellt ist, ist auch keine gänzlich überschneidungsfreie Zuordnung der Themen und Sub-Themen möglich. So

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Im Verlauf dieses Kapitels sollen nun die grundlegenden Rahmenbedingungen und Gesprächsinhalte beleuchtet werden, bevor die Fokussierung auf die Kundenzufriedenheit und die Identifikation von Optimierungspotenzialen erfolgt. Mayring (2022) empfiehlt, der Analyse ein inhaltsanalytisches Kommunikationsmodell zugrunde zu legen und folglich den Text im Kontext von Kommunikatoren mit bestimmten Zielen sowie Rezipienten bzw. Zielgruppen zu betrachten. Deshalb wurden zunächst die an dem Gespräch teilnehmenden Akteure unterschieden. Hierbei handelt es sich meist um einen Kunden sowie einen Agent des Versicherungsunternehmens. In 17,6 % der betrachteten Gespräche ist der Anrufer dagegen nicht der Versicherungsnehmer, sondern beispielsweise ein Betreuer mit bestehender Vollmacht, ein Angehöriger direkt neben dem betroffenen Versicherungsnehmer oder ein Versicherungsmakler. Bei der Vergabe weiterer Codes für das jeweilige Gespräch wurde diese Besonderheit nicht berücksichtigt, da der Anrufer zwar nicht selbst Versicherungsnehmer ist, jedoch zum Zeitpunkt des Anrufs die CE für diesen durchlebt. Es ist auch nicht auszuschließen, dass er grundsätzlich im Versicherungskontext für den Kunden agiert. Daher wird nachfolgend weiterhin von Kunden gesprochen, wodurch alle Anrufenden mit einbezogen sind.

Da in dieser Studie Inbound-Anrufe betrachtet werden, wurde zudem für jedes Gespräch mindestens ein Code zum Sub-Thema *Anrufgrund* erfasst, der aufzeigt, welche Gründe und damit verbundene Gesprächsanliegen zum Anruf durch den Kunden geführt haben. Die identifizierten Anrufgründe und deren Häufigkeiten gehen aus Tab. 2 hervor. In diesem Zuge sei auch darauf hingewiesen, dass einem Gespräch mehr als ein Anrufgrund-Code zugrunde liegen kann. Die Codierung mehrerer Anrufgründe erfolgte, wenn anhand der Formulierung des Kunden klar erkennbar war, dass mehrere Anliegen bereits zu Gesprächsbeginn bestanden oder sich der Anrufgrund nur mit der Kombination mehrerer Codes korrekt darstellen ließ. So wurden in 8,2 % der Gespräche zwei bis maximal drei Gesprächsanliegen codiert. Insgesamt konnten 25 verschiedene Anrufgründe identifiziert werden. Dies ist bereits ein erstes Indiz für die Vielfalt der thematisierten Inhalte im Rahmen der Interaktion. Der häufigste Anrufgrund bestand in der fehlenden Kündigungsbestätigung (20,6 %) nach erfolgter Kündigung durch den Kunden, was auf die zuvor vorgenommene Auswahl der Kategorien „Kündigung“ und „Beschwerde“ zurückzuführen ist. Darauf folgen Rückfragen zum Vertrag oder zu Produktleistungen (12,4 %) und Rückfragen zu einem Leistungsfall (12,0 %).

---

kann sich z. B. ein Gesprächsinhalt zur Kündigung oder das Kundenfeedback auch auf eine vergangene CE beziehen. Ebenso kann der Hinweis auf eine mögliche zukünftige Kündigung einen Ausblick auf die zukünftige CE eines Kunden liefern.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Tab. 2

Häufigkeitsverteilung der identifizierten Anrufgründe (n = 233)

	Gespräche (Absolut)	*Gespräche (Prozent)*
Fehlende Kündigungsbestätigung*	48	20,6
Rückfrage Kunde Vertrag/Produktleistung	29	12,4
Rückfrage zum Leistungsfall	28	12,0
Angeforderte Unterlagen/Infos nicht erhalten	20	8,6
Abbuchung trotz Kündigung/Widerspruch/Widerruf*	15	6,4
Rückfrage zu getätigter Kündigung*	12	5,2
Rückfrage zu Zahlung/Abbuchung	12	5,2
Fehlende Rückmeldung nach Einreichung Kosten	11	4,7
Unterlagen mit veraltetem Stand erhalten	11	4,7
Abschluss Versicherungsvertrag	9	3,9
Kündigung Vertrag*	9	3,9
Anmeldung im Kunden-Portal gescheitert	6	2,6
Anpassung Kundendaten	6	2,6
Rückfrage Schreiben Rückstand	6	2,6
Fehlerhafte Unterlagen erhalten	5	2,1
Rückfrage zu erhaltener Kündigung*	5	2,1
Kunde fragt ob Unterlagen vollständig	4	1,7
Rückfrage zu erhaltener Werbung/Angebot	4	1,7
Rückfrage Kunden-Portal	3	1,3
Widerruf neu abgeschlossener Vertrag*	3	1,3
Anpassung Verträge zur Senkung monatlicher Rate	2	0,9
Probleme bei Online-Abschluss	2	0,9
Beschwerde über vergangenes Beratungsgespräch	1	0,4
Kundenfeedback auf Befragung mündlich geben	1	0,4
Rechnung/Leistung telefonisch einreichen	1	0,4

*Anrufgründe mit Bezug zum Thema *Kündigung*

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Die Codierung soll zudem tiefergehende Erkenntnisse zu der KI-gestützt zugewiesenen Kategorie „Kündigung“ bereitstellen. Daher wurde bei Thematisierung einer Kündigung im Gespräch deren Initiator und Status codiert. Unterschieden wurde hierbei, ob eine zu einem früheren Zeitpunkt erfolgte und abgeschlossene Kündigung (13,3 %) thematisiert wurde oder ein zum Zeitpunkt des Gesprächs laufender Kündigungsprozess (34,8 %). Zudem wurde separat codiert, wenn die Kündigung lediglich hypothetisch thematisiert wurde (15,5 %) – zum Beispiel bei der Erläuterung von Vertragsbestandteilen im Gespräch – und wenn das Risiko einer zukünftigen Kündigung (21,9 %) besteht, da der Kunde diese in Erwägung zieht oder dem Versicherungsunternehmen mit einer Kündigung droht. Aus dem Sub-Thema *Initiator* geht hervor, dass diese vergangenen, laufenden oder zukünftigen Kündigungen in der Regel vom Kunden initiiert werden. In lediglich 6,9 % der Gespräche wurde eine vom Unternehmen ausgehende Kündigung thematisiert. Ebenso wurden Aspekte der Kündigungsabwendung oder Rückgewinnung in den Gesprächen erfasst, unter anderem wenn der Agent über Alternativen zur Kündigung informiert (11,6 %; z. B. Tarifwechsel, Policendarlehen, Stundung von Raten). Für vom Kunden ausgehende früher erfolgte, aktuell laufende oder mögliche zukünftige Kündigungen wurden zudem Kündigungsgründe erfasst, sofern diese im Gespräch artikuliert wurden. Da diese Gründe relevante Informationen zur Identifikation von Verbesserungspotenzialen liefern, wird auf diese in Abschnitt 4.5 näher eingegangen.

Die Anzahl unterschiedlicher Anrufgründe deutet bereits auf eine große Vielfalt der in den Gesprächen enthaltenen Inhalte hin. Daher fasst das Thema *Interaktion* entsprechend Codes zur Beratung, zu möglichen Transaktionen oder zu einer absatzorientierten Ansprache durch den Agent zusammen. In Beratungsgesprächen werden dabei insbesondere Fragen und Informationen zum Versicherungsvertrag bzw. den damit verbundenen Produktleistungen geäußert. An zweiter Stelle folgen Rückfragen und Informationen zum Kündigungsprozess. Obwohl lediglich 9 Gespräche mit der Intention des Kunden begannen einen Versicherungsvertrag abzuschließen, zeigt die Auswertung der in den Gesprächen erfolgten Transaktionen, dass es in 36 Gesprächen zu insgesamt 41 Direktabschlüssen kommt, also zum Vertragsabschluss über einen Tarif oder eine Zusatzoption. Dieses Ergebnis erscheint in Anbetracht der erwarteten problematischeren Inhalte in Gesprächen mit den Kategorien „Beschwerde“ und „Kündigung“ sowohl überraschend als auch bezeichnend für die Vielfalt an vorliegenden Gesprächsverläufen, die sich durch die Interaktion zwischen Kunde und Agent ergeben können. Nahe liegt diesbezüglich ein Zusammenhang zwischen der hohen Zahl an Direktabschlüssen und der absatzorientierten Ansprache des Agents. Hier kommt es in den Gesprächen besonders häufig zu Cross-Selling (18,0 %) und Up-Selling (15,5 %) durch den Agent (siehe Tab. 3). Diese Codes wurden für diejenigen Gespräche verwendet, in denen der Agent auf Produkterweiterungen oder Zusatzleistungen innerhalb der Produktkategorie verweist

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Tab. 3

Häufigkeiten absatzorientierter Ansprachen durch den Agent (n = 233)

	Codierte Segmente	*Gespräche (Absolut)*	*Gespräche (Prozent)*
Agent betreibt Cross-Selling	50	42	18,0
Agent erfragt Bedarf	46	38	16,3
Agent betreibt Up-Selling	43	36	15,5
Agent sendet Angebot/Produktinformationen zu	33	29	12,4
Agent erfragt Bedarf Familienmitglieder	8	7	3,0
Sonderaktion/Prämie thematisiert	9	6	2,6
Agent fördert natürliche Weiterempfehlungen	1	1	0,4

(*Agent betreibt Up-Selling*) oder nach Thematisierung eines bestehenden Vertrags einen Tarif einer anderen Produktgruppe bewirbt (*Agent betreibt Cross-Selling*). Da das Sub-Thema *Auffälligkeiten in der Interaktion* als letzter Bestandteil des Themas *Interaktion* einen wichtigen Beitrag zur Ermittlung der Kundenzufriedenheit leistet, wird auf dieses in Abschnitt 4.4 näher eingegangen.

Die analysierten Gespräche erlauben darüber hinaus nicht nur Rückschlüsse auf die aktuelle CE, sondern enthalten auch Hinweise auf eine vergangene CE (75,1 %) und Hinweise auf einen noch nicht abgeschlossenen Geschäftsvorfall und somit auf eine zukünftige CE (82,0 %). Dies verdeutlicht, dass die inhaltliche Analyse einer Interaktion an einem bestimmten Touchpoint in der Lage ist, Informationen zu einem weit größeren Ausschnitt der Customer Journey zu liefern. Für das CEM ist das vor allem hinsichtlich des holistischen Charakters der CE relevant, die sich auf Reaktionen des Kunden auf ein Unternehmen oder eine Marke entlang verschiedener Touchpoints in der gesamten Customer Journey bezieht (Homburg et al. 2017; Jaakkola et al. 2022; Lemon und Verhoef 2016). Nachdem die grundlegenden Inhalte der Gespräche in diesem Abschnitt beleuchtet wurden, wird im Folgenden gezielt auf diejenigen Codes eingegangen, die Hinweise auf Kundenzufriedenheit und Erkenntnisse für Optimierungspotenziale im CEM liefern.

4.4 Ermittlung der Kundenzufriedenheit am Touchpoint Call-Center

Wie bereits in den Abschnitten 2 und 3 aufgezeigt, gilt die Kundenzufriedenheit als wichtige Messgröße der CE, weshalb diese auch in dieser Studie herangezogen wird, um Aussagen zur CE abzuleiten. Allerdings stellt die Abfrage von Zufriedenheit im Falle einer durch den Kunden initiierten Interaktion keinen festen inhalt-

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

lichen Bestandteil dar. Daher ergibt die qualitative Inhaltsanalyse, dass sich in nur 2,6 % der Gespräche ein Agent aktiv nach der Zufriedenheit des Kunden erkundigt und im Kontext einer Kündigung in 7,3 % der Gespräche den Grund für die Kündigung bzw. die mögliche Unzufriedenheit erfragt hat (Sub-Thema *Feedbackaufforderung*). Ebenso sind Auskünfte zur Zufriedenheit von Kunden nicht durchgängig vorhanden und häufig nicht eindeutig mit Zufriedenheit oder Unzufriedenheit gleichzusetzen. Die Analyse hat innerhalb des Sub-Themas *Direktes Feedback Kunde* acht Codes ergeben (siehe Tab. 4), die zur Messung von Zufriedenheit mit der aktuellen Interaktion oder – auf einer globaleren Ebene – dem Versicherungsunternehmen im Allgemeinen potenziell herangezogen werden könnten. Auch diese hinterlassen einen gewissen Interpretationsspielraum, zum Beispiel bei Verneinung von Unzufriedenheit. Zudem wird deutlich, dass eine Messung von Zufriedenheit anhand des direkten Feedbacks in weniger als einem Drittel der Gespräche erfolgen kann. Die Ermittlung von Kundenzufriedenheit anhand dieser Abfragen oder unaufgeforderter Artikulation erlaubt somit aufgrund der geringen Häufigkeit und Schwierigkeiten bei der Interpretation nur eingeschränkt Einblicke. Beinhaltet das direkte Feedback des Kunden zudem Kritik oder Lob im Hinblick auf bestimmte Leistungsaspekte, ist die Verwendung dieser Aussagen ebenso nicht zielführend, da dies lediglich Erkenntnisse zur Ist-Leistung, aber keine Einblicke zur Erwartungshaltung als Vergleichsstandard bietet, die jedoch für die Ermittlung von Kundenzufriedenheit von Relevanz ist. Ebenso stellen diese Informationen nicht sicher, ob sich die Zufriedenheit auf die aktuelle oder eine frühere CE bezieht. Es gilt folglich die Kundenzufriedenheit mit Bezug zur aktuellen CE in Echtzeit und implizit anhand der Gesprächsinhalte zu ermitteln.

Tab. 4

Potenzielle Codes zur Echtzeit-Zufriedenheitsmessung mit direktem Feedback des Kunden (n = 233)

	Ausprägung	*Codierte Segmente*	*Gespräche (Absolut)*	*Gespräche (Prozent)*
Kunde lobt Telefonservice/Beratung	Positiv	16	15	6,4
Kunde artikuliert gegenwärtige Zufriedenheit	Positiv	10	10	4,3
Kunde artikuliert Gesprächsanliegen gelöst	Positiv	7	7	3,0
Kunde lobt Anbieter	Positiv	7	6	2,6
Kunde würde Anbieter weiterempfehlen	Positiv	1	1	0,4
Kunde verneint Unzufriedenheit	Indifferent	4	4	1,7
Kunde mit Lösungsvorschlägen unzufrieden	Negativ	3	3	1,3
Kunde kritisiert aktuellen Kundenservice/ Betreuung	Negativ	3	3	1,3

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Um sowohl die Ist-Leistung als auch die Soll-Leistung mit einzubeziehen, wie dies auch im häufig herangezogenen C/D-Paradigma vorgesehen ist (siehe Abschnitt 2.2), und einen klaren Bezug zur aktuellen CE herzustellen, dient das eigentliche Gesprächsanliegen des Kunden als Grundlage zur Ermittlung der Kundenzufriedenheit. Im Zuge der Codierung wurde daher für jedes Gespräch der Anrufgrund erfasst sowie die Information darüber, ob das damit verbundene Gesprächsanliegen gelöst, in Teilen gelöst oder nicht gelöst wurde (Ist-Leistung). Dementsprechend besteht für diese Untersuchung die Annahme, dass der Kunde den Anruf mit der Erwartung tätigt, sein Gesprächsanliegen würde durch den Agent gelöst werden (Soll-Leistung). Die Lösung des Gesprächsanliegens führt folglich zu Zufriedenheit auf Konfirmationsniveau bzw. Indifferenz, während die teilweise oder ganz ausbleibende Lösung zu Unzufriedenheit führt. Hieraus ergibt sich, dass die Gesprächsanliegen in mehr als der Hälfte aller Gespräche (64,8 %) gelöst wurden. Die Gesprächsanliegen der Kunden wurden darüber hinaus in 24,5 % der Gespräche nicht und in 10,7 % der Gespräche nur in Teilen gelöst. Überträgt man diese Ergebnisse anhand des C/D-Paradigmas auf die Kundenzufriedenheit (siehe Tab. 5) ergibt sich hieraus eine Kundenzufriedenheit auf Konfirmationsniveau in 64,8 % der Gespräche und Unzufriedenheit des Kunden in 35,2 % der Gespräche.

Tab. 5

Operationalisierung der Kundenzufriedenheit anhand des Lösungsgrades der Gesprächsanliegen (n = 233)

		Operationalisierung der Kundenzufriedenheit	*Gespräche (Absolut)*	*Gespräche (Prozent)*	*Kumulierte Prozente*
Lösungsgrad Gesprächsanliegen	Gesprächsanliegen nicht gelöst	Unzufrieden	57	24,5	24,5
	Gesprächsanliegen in Teilen gelöst	Unzufrieden	25	10,7	35,2
	Gesprächsanliegen gelöst	Zufrieden auf Konfirmationsniveau bzw. indifferent	151	64,8	100,0
	Gesamt		233	100,0	

Deutlich wird auch hierbei, dass die Erfüllung der Erwartung in Form der Soll-Leistung lediglich Indifferenz hervorruft (Bruhn et al. 2019). Folglich ist anzunehmen, dass Zufriedenheit im Sinne der Übererfüllung von Erwartungen im Rahmen der Interaktion durch Faktoren geschaffen werden muss, die über

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

die Erfüllung des eigentlichen Gesprächsanliegens hinausgehen. Auch in den betrachteten Gesprächen wurden unabhängig vom Anrufgrund auffallende Interaktionen zwischen Kunde und Agent erfasst (Sub-Thema *Auffälligkeiten in der Interaktion*), welche zusätzliche Erkenntnisse zur Einordnung der Zufriedenheit mit der Interaktion liefern können. Eine positive Interaktion liegt beispielsweise vor, wenn Agent und Kunde Smalltalk führen (17,2 %), der Agent dem Kunden gegenüber Mitgefühl oder Verständnis ausdrückt (12,9 %) oder sich im Falle von Kritik für etwaige Unannehmlichkeiten entschuldigt (8,2 %). Eine negative Wahrnehmung der Interaktion wurde hingegen angenommen, wenn der Agent dem Kunden widerspricht (5,6 %) oder das Vorgehen des Kunden kritisiert (3,0 %). Zudem zählen zu dem Sub-Thema Codes, welche die Grenzen der Expertise des Agents aufzeigen, da dieser zum Beispiel Rücksprache mit der Fachabteilung hält (23,2 %) oder eigene Aussagen im Laufe des Gesprächs revidieren muss (9,9 %). Abschließend enthalten sind zudem Besonderheiten in der absatzorientierten Ansprache, die sich beispielsweise ergeben, wenn der Agent von den Erfahrungen anderer Kunden berichtet (7,3 %). Eine Korrektur der getroffenen Einordnung in indifferente und unzufriedene Kunden anhand dieser Interaktionsmerkmale kann jedoch ohne Kenntnisse zur Erwartung des Kunden im Hinblick auf diese Aspekte nicht erfolgen.

Die gewonnenen Erkenntnisse zur Kundenzufriedenheit sollen daher durch den Einsatz zusätzlicher Analysen bereichert werden. Durch automatisierte Textanalyse können auch berechnete Stimmungswerte Anhaltspunkte für die Kundenzufriedenheit liefern (McColl-Kennedy et al. 2019). In Sentiment-Analysen werden mithilfe von Text-Mining beispielsweise Meinungsäußerungen in unstrukturierten Texten identifiziert, um enthaltene Sentiments, also Emotionen, Stimmung und Haltung, zu analysieren, die als positiv, negativ oder neutral klassifiziert werden können (Schleier und Hauser 2020; Siegel und Alexa 2020). Die nachfolgenden Erkenntnisse stützen sich auf eine wörterbuchbasierte Analyse mit SentiWS, einer öffentlich zugänglichen deutschsprachigen Ressource zur Sentiment-Analyse, welche ca. 16.000 positive und ca. 18.000 negative Wortformen (v.2.0) enthält, die im Intervall [–1;1] gewichtet sind (Wortschatz Leipzig 2018; Remus et al. 2010). Zu berücksichtigen ist auch für diese Analyse die bereits thematisierte Qualität der transkribierten Voice-Files (siehe Abschnitt 4.1), die die Ermittlung von Sentiments innerhalb der Texte verzerren kann. Ebenso wird aufgrund unvollständiger Sätze auf den Einsatz sog. Valence Shifter[4] verzichtet. Um einen Überblick zur Valenz in den Gesprächen zu erhalten, erfolgt zunächst ein Vergleich der Valenz Scores, die sich aus den Ge-

[4] Valence Shifter sind bei korrekter Identifikation in der Lage, die Aussage von Sentiments zu verändern oder sogar gänzlich umzukehren. Dabei stellt eine Negation beispielsweise das Wort „nicht“ vor einem Sentiment dar, während das Wort „zutiefst“ die Bedeutung eines darauf folgenden Begriffs intensiviert (Polanyi und Zaenen 2006).

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

sprächsanteilen von Kunde und Agent sowie für den gesamten Text ergeben[5]. Hier zeigt sich, dass sowohl der Valenz Score als auch der Positivity Score des Kunden unterhalb der Werte des Agents verbleiben (siehe Tab. 6; n = 233). Der Negativity Score des Kunden weist dagegen auf eine niedrigere Anzahl negativer Begriffe im Gesprächsanteil des Kunden hin, im Vergleich zum Gesprächsanteil des Agents. Die Valenz scheint daher bei Aussagen des Kunden weniger stark zu variieren. Eine Korrelationsanalyse zeigt zudem, dass die Valenz des gesamten Textes stärker mit der Valenz des Gesprächsanteils des Agents korreliert ($r = 0{,}837$; $p = 0{,}000$), im Vergleich zum Gesprächsanteil des Kunden ($r = 0{,}737$; $p = 0{,}000$). Auch hierbei ist der bereits thematisierte größere durchschnittliche Redeanteil des Agents zu berücksichtigen. Die Valenz Scores von Agent und Kunde weisen hingegen nur eine schwache Korrelation auf ($r = 0{,}278$; $p = 0{,}000$).

Ein direkter Vergleich mit den Valenz Scores im Kontrolldatensatz zeigt, dass die mittleren Valenz Scores (Gesamt, Agent und Kunde; n = 233) unterhalb der Valenz Scores der restlichen Gespräche im August und September 2021 ($N\text{-}n_{1\cap 2} = 16.030$) verbleiben. Verantwortlich scheinen hierfür vor allem die betragsmäßig höheren Negativity Scores (n = 233). Ein Zusammenhang zwischen Valenz Score und den der Datenselektion zugrundeliegenden KI-gestützten Kategorien „Beschwerde“ und „Kündigung“ liegt nahe. Eine Überprüfung mithilfe von t-Tests (N = 16.264) zeigt, dass sich der Mittelwert der Valenz Scores im gesamten Text sowie in den Gesprächsanteilen nicht signifikant in Abhängigkeit von dem Vorliegen der Kategorie „Beschwerde“ unterscheidet. Für die Kategorie „Kündigung“ hingegen sind die t-Tests für den Valenz Score zum gesamten Gespräch ($MW_{Kündigung} = 1{,}5552$, $MW_{ohne_Kündigung} = 2{,}5862$, $t\ (1915{,}286) = -10{,}094$, $p < 0{,}001$), dem Valenz Score des Agents ($MW_{Kündigung} = 0{,}6409$, $MW_{ohne_Kündigung} = 1{,}3986$, $t\ (1918{,}201) = -9{,}858$, $p < 0{,}001$) und dem Valenz Score des Kunden ($MW_{Kündigung} = 0{,}5870$, $MW_{ohne_Kündigung} = 0{,}9185$, $t\ (1905{,}094) = -7{,}213$, $p < 0{,}001$) höchst signifikant. Die Mittelwertvergleiche bestätigen somit die Vermutung, dass die durchschnittlichen Valenzen bei Gesprächen mit der Kategorie „Kündigung“ deutlich geringer ausfallen, als in Gesprächen, die nicht dieser Kategorie zugeordnet werden. Dieser deutliche Zusammenhang stellt ein Indiz für eine stärker ausgeprägte negative Stimmung in Gesprächen im Kontext einer Kündigung dar. Zu berücksichtigen ist allerdings, dass der Begriff „kündigen“ sowie verwandte Begriffe, die in einem Gespräch im Kontext einer Kündigung unabhängig von weiteren Rahmenbedingungen mit hoher Wahrscheinlichkeit fallen, bereits mit einem negativen Wert in den Va-

[5] Um eine Unterscheidung der Sentiments von Agent und Kunde vornehmen zu können, wurden die Gesprächsbestandteile mithilfe von RapidMiner nach Akteuren getrennt. Bei Analysen des gesamten Gesprächs sind auch mit einem „S:“ gekennzeichnete Abschnitte enthalten, die weder dem Kunden noch dem Agent eindeutig zugeordnet werden können.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Tab. 6

Vergleich der SentiWS Scores der Gesprächsakteure (n = 233 & N-$n_{1\cap2}$ = 16.030)

	n = 233				*N-$n_{1\cap2}$ = 16.030*			
	Min.	*Max.*	*MW*	*SD*	*Min.*	*Max.*	*MW*	*SD*
Valenz Score Gesamt	–9,5862	19,3834	1,4539	4,4307	–28,0177	30,3701	2,4946	3,2187
Valenz Score Agent	–9,3733	12,0431	0,5777	2,9849	–28,2307	26,2483	1,3311	2,4397
Valenz Score Kunde	–7,2897	11,0341	0,4740	2,2730	–11,6474	15,5081	0,8902	1,4147
Positivity Score Gesamt	0,0160	37,0078	8,8587	7,3272	0,0000	47,7857	5,7886	5,0101
Positivity Score Agent	0,0120	25,5676	4,8220	4,5347	0,0000	32,9358	3,4098	3,5170
Positivity Score Kunde	0,0000	19,2645	3,3343	3,1568	0,0000	21,9549	1,9634	1,8239
Negativity Score Gesamt	–30,5660	–0,0192	–7,4048	5,9677	–44,7197	0,0000	–3,2940	3,6950
Negativity Score Agent	–21,9294	0,0000	–4,2443	4,2325	–38,4981	0,0000	–2,0787	2,6963
Negativity Score Kunde	–14,0118	0,0000	–2,8602	2,6249	–18,3953	0,0000	–1,0732	1,4459

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

lenz Score eingehen (Wortschatz Leipzig 2018). Somit kann das signifikante Ergebnis nicht nur auf die Stimmung in Gesprächen zum Thema „Kündigung", sondern auch auf die Thematik einer Kündigung selbst zurückgeführt werden. Dass ein Valenz Score auch durch thematische Begriffe beeinflusst werden kann, ist im Versicherungskontext von besonderem Interesse. Die in den Gesprächen thematisierten Produkte stellen eine Abdeckung von Risiken (z. B. Todesfälle, Schäden oder Unfälle) dar, was für eine Überrepräsentation negativ besetzter Wörter in den jeweiligen Gesprächen sprechen könnte. Eine Korrelationsanalyse ($n = 233$) ergibt jedoch, dass nur schwache Zusammenhänge ($|r| < 0{,}2$) zwischen den codierten Produkten und den Valenz Scores vorliegen. Eine grundlegende Verzerrung der Analysen dieses Kapitels aufgrund der im Versicherungskontext thematisierten Produkte ist somit nicht anzunehmen.

Da der Ermittlung von Kundenzufriedenheit in dieser Arbeit der Lösungsgrad von Gesprächsanliegen zugrunde liegt, liegt auch die Vermutung nahe, dass sich die Valenz in Abhängigkeit von Indifferenz oder Unzufriedenheit im Gespräch unterscheidet. Entgegen der Erwartung zeigt die Korrelationsanalyse keine Anhaltspunkte auf einen signifikanten Zusammenhang zwischen der ermittelten Kundenzufriedenheit und den betrachteten Valenz Scores. Dies spricht für die Annahme, dass zur Erreichung wahrer Zufriedenheit oder gar Begeisterung im Rahmen der CE mehr nötig ist, als die Erfüllung der Erwartung durch die Lösung eines Gesprächsanliegens. Wie bereits erwähnt, wurden im Laufe der Codierung auffallende positive oder negative Interaktionen zwischen Kunde und Agent identifiziert, die das Potenzial haben, die aktuelle CE zu beeinflussen. Die Valenz des gesamten Textes steht dabei in einem signifikanten positiven Zusammenhang mit der positiven Interaktion im Gespräch ($r = 0{,}150$; $p < 0{,}05$) sowie den Besonderheiten in der absatzorientierten Ansprache ($r = 0{,}211$; $p < 0{,}01$). Die positive Interaktion im Gespräch stellt zudem die einzige Gruppe des Sub-Themas *Auffälligkeiten in der Interaktion* dar, die keinen signifikanten Zusammenhang mit der ermittelten Kundenzufriedenheit aufweist. Dies könnte ein Indiz darstellen, dass positive Interaktionen im Gespräch die CE positiv beeinflussen, ohne zwingend in einer Verbindung mit der Lösung von Gesprächsanliegen zu stehen. Eine Betrachtung der einzelnen Codes innerhalb dieser Code-Gruppe macht deutlich, dass für diesen positiven Zusammenhang mit der Valenz vor allem die Codes *Smalltalk* ($r = 0{,}198$; $p < 0{,}01$), *Agent bedankt sich für Gesundheitstipp* ($r = 0{,}211$; $p < 0{,}01$) und *Agent bietet nachfolgende Beratung an* ($r = 0{,}205$; $p < 0{,}01$) verantwortlich sind. Geht man davon aus, dass positive Auffälligkeiten in der Interaktion aus Kundenperspektive den entscheidenden Unterschied zwischen Indifferenz und Zufriedenheit ausmachen, ergibt sich hierdurch ein neues Ergebnis für die Ermittlung von Kundenzufriedenheit. Demnach verbleiben 35,2 % der Kunden weiterhin bei einer Zufriedenheit unterhalb des Konfirmationsniveaus und 24,5 % der Kunden bei einer Zufriedenheit auf Konfirmationsniveau. Im Fall von 40,3 % Gesprächen

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

würde aufgrund des gleichzeitigen Auftretens der Lösung von Gesprächsanliegen und einer positiven Auffälligkeit in der Interaktion eine Zufriedenheit über dem Konfirmationsniveau erzielt. Um der Frage nachzugehen, ob sich die Wirkung positiver Auffälligkeiten in der Interaktion auf die Valenz bestätigen lässt, wurde ein t-Test durchgeführt (n = 233). Dieser verdeutlicht, dass sich der Mittelwert der Valenz in Gesprächen mit positiver Interaktion signifikant von dem Mittelwert der Valenz in Gesprächen ohne positive Interaktion unterscheidet ($MW_{positive_Interaktion} = 1{,}9840$, $MW_{ohne_positive_Interaktion} = 0{,}6267$, $t\,(229{,}409) = 2{,}565$, $p < 0{,}05$). Aus den Ergebnissen kann geschlossen werden, dass der Mittelwert der Valenz in Gesprächen mit positiver Interaktion höher und folglich positiver ist, als in Gesprächen ohne diese positive Interaktion. Bei alleiniger Betrachtung des Kunden kann diese Aussage nach einem weiteren t-Test nicht getroffen werden ($MW_{positive_Interaktion} = 0{,}6017$, $MW_{ohne_positive_Interaktion} = 0{,}2747$, $t\,(230{,}460) = 1{,}165$, $p > 0{,}10$).

In einem signifikanten negativen Zusammenhang mit der ermittelten Kundenzufriedenheit stehen hingegen negative Interaktionen im Gespräch ($r = -0{,}317$, $p = 0{,}000$) sowie die Code-Gruppe, welche auf Grenzen in der Expertise des Agents hinweist ($r = -0{,}290$, $p = 0{,}000$). Ein positiver Zusammenhang besteht mit den Besonderheiten in der absatzorientierten Ansprache ($r = 0{,}140$; $p < 0{,}05$). Dies lässt darauf schließen, dass auffällige negative Interaktionen zwar eher mit einer unzureichenden Lösung des Gesprächsanliegens einhergehen, sich aber in geringerem Maße auf die Stimmung auswirken als positive Interaktionen.

Diese Ergebnisse machen auch deutlich, dass eine alleinige Beurteilung der Gespräche anhand einer Sentiment-Analyse kaum Rückschlüsse auf den Erfolg der Interaktion im Sinne eines gelösten Gesprächsanliegens erlaubt. Eine Kombination der Sentiment-Analyse mit den Ergebnissen der qualitativen Inhaltsanalyse liefert jedoch Indizien für den Einfluss ebendieser Gesprächsinhalte auf die CE. Der Anteil derjenigen Kunden, für welche in diesem Abschnitt eine Unzufriedenheit mit der Interaktion ermittelt wurde, liefert bereits einen ersten Anhaltspunkt darauf, dass Optimierungspotenziale bestehen, die für das CEM des Versicherungsunternehmens von Relevanz sind. Daher werden im folgenden Abschnitt gezielt Verbesserungspotenziale anhand von Gesprächsanliegen sowie dem ausgesprochenen Kundenfeedback ermittelt.

4.5 Identifikation von Optimierungspotenzialen auf Basis von Kundenfeedback

Als erster Anhaltspunkt zur Ermittlung von Optimierungspotenzialen soll eine Gegenüberstellung der Anrufgründe mit dem Lösungsgrad der Gesprächs-

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

anliegen[6] im gleichen Gespräch dienen (siehe Tab. 7). Hierbei ist beispielsweise ersichtlich, dass es Gesprächsanliegen gibt, die in jedem betroffenen Gespräch gelöst wurden. Dies ist der Fall, wenn Kunden angerufen haben, um eigene Daten im System anpassen zu lassen oder Rückfragen zu erhaltenen Werbemailings oder Angeboten zu klären. Zu einer Lösung des Anliegens in über 80 % der Gespräche kam es im Fall von Rückfragen des Kunden zum Vertrag bzw. Produktleistungen sowie in Fällen, in denen der Kunde Unterlagen mit veraltetem Stand erhalten hat. Gesprächsanliegen, die hingegen in keinem Gespräch gelöst werden konnten, beziehen sich lediglich auf zwei Anrufe, in denen der Kunde telefonische Unterstützung benötigt, da der Online-Vertragsabschluss mithilfe des Links in einer E-Mail oder über die Website gescheitert ist. Allerdings erscheint die Ableitung einer Regel angesichts des geringen absoluten Auftretens dieser Codes nicht sinnvoll. Auffallend ist hingegen der hohe Anteil nicht gelöster Anliegen im Zusammenhang mit den Codes *Kündigung Vertrag* (66,7 %), *Rückfrage zu getätigter Kündigung* (41,7 %) und *Rückfrage zum Leistungsfall* (42,9 %). Folglich konnte in diesen Fällen entweder gar keine Auskunft zu den jeweiligen Anliegen bzw. Fragestellungen gegeben werden oder nur eine Auskunft, die nicht den im Gespräch ersichtlichen Erwartungen des Kunden entsprach. Schlüssig ist auch das hohe Aufkommen der KI-gestützt generierten Kategorie „Dokumente_Kunde“ (53,6 %; n = 233) im Zusammenhang mit der Kategorie „Beschwerde“ (siehe Abschnitt 4.1) in Anbetracht einer Abdeckung von 42,5 % aller Anrufgründe durch die Codes *Fehlende Kündigungsbestätigung*, *Angeforderte Unterlagen/Infos nicht erhalten, Fehlende Rückmeldung nach Einreichung Kosten, Unterlagen mit veraltetem Stand erhalten, Fehlerhafte Unterlagen erhalten* und *Kunde fragt, ob Unterlagen vollständig*.

In der qualitativen Inhaltsanalyse wurde neben den Anrufgründen auch negatives und positives Feedback hinsichtlich der aktuellen und der vergangenen CE zur Identifikation von Optimierungspotenzialen in der Customer Journey erfasst. Die Optimierungspotenziale können im ersten Schritt anhand ihres Schweregrades unterschieden werden. Angesichts der Tatsache, dass es Unternehmen bis heute häufig nicht gelingt Kündigungen vorherzusehen und diese gegebenenfalls abzuwenden, ist das Einholen von Informationen zu den Hintergründen einer Kündigung bei betroffenen Kunden essenziell (Neureiter 2020). Aus diesem Grund wird Feedback, welches als Kündigungsgrund genannt wird, in dieser Studie in einer gesonderten Kategorie aufgeführt (Feedback-Typ A). Darüber hinaus kann Kundenfeedback nach diversen Kriterien unterschieden werden. Neben der Unterscheidung zwischen strukturiertem und unstruktu-

[6] Einem Gespräch können mehrere Anrufgründe und folglich mehrere Gesprächsanliegen zugrunde liegen, weshalb auch die Codierung mehrerer Ausprägungen zur Lösung von Anliegen in einem Gespräch möglich ist. Folglich stimmt die Summe der Anrufgründe über alle Gespräche hinweg nicht mit der Anzahl der Gespräche (n = 233) überein.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

riertem Kundenfeedback ist auch eine Unterteilung in direktes und indirektes Kundenfeedback möglich (Villarroel Ordenes et al. 2014). Da diese Feedback-Formen unterschiedlich konkret interpretiert werden können, wird auch das weitere Feedback in dieser Arbeit danach unterschieden, ob dieses eher direkt oder indirekt erfolgt. So folgt auf die Kündigungsgründe jedes weitere durch den Kunden artikulierte direkte Feedback in Form von Kritik oder Lob (Feedback-Typ B). Der geringste Schweregrad wird indirektem Feedback zugeordnet (Feedback-Typ C). Hierbei handelt es sich um Aussagen des Kunden, die auf problematische oder fehlerhafte Prozesse des Versicherungsunternehmens hinweisen, ohne diese offen zu kritisieren. Diese Form des Kundenfeedbacks lässt sich aus Unternehmensperspektive im Vergleich zu den anderen Feedback-Typen weniger eindeutig interpretieren bzw. vergleichen.

Tab. 7

Gegenüberstellung der Anrufgründe mit dem Lösungsgrad der Gesprächsanliegen (n = 233)

		Lösungsgrad Gesprächsanliegen					
		Gesprächsanliegen gelöst		*Gesprächsanliegen in Teilen gelöst*		*Gesprächsanliegen nicht gelöst*	
Anrufgrund	*Gespräche (Absolut)*	*Absolut*	*Prozent**	*Absolut*	*Prozent**	*Absolut*	*Prozent**
Fehlende Kündigungsbestätigung	48	36	75,0	3	6,3	9	18,8
Rückfrage Kunde Vertrag/ Produktleistung	29	24	82,8	3	10,3	2	6,9
Rückfrage zum Leistungsfall	28	14	50,0	2	7,1	12	42,9
Angeforderte Unterlagen/Infos nicht erhalten	20	15	75,0	2	10,0	3	15,0
Abbuchung trotz Kündigung/ Widerspruch/Widerruf	15	10	66,7	1	6,7	4	26,7
Rückfrage zu getätigter Kündigung	12	5	41,7	2	16,7	5	41,7
Rückfrage zu Zahlung/ Abbuchung	12	8	66,7	3	25,0	1	8,3
Fehlende Rückmeldung nach Einreichung Kosten	11	4	36,4	4	36,4	3	27,3
Unterlagen mit veraltetem Stand erhalten	11	9	81,8	1	9,1	1	9,1

(Fortsetzung nächste Seite)

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

(Fortsetzung Tab. 7)

		Lösungsgrad Gesprächsanliegen					
		Gesprächsanliegen gelöst		*Gesprächsanliegen in Teilen gelöst*		*Gesprächsanliegen nicht gelöst*	
Anrufgrund	*Gespräche (Absolut)*	*Absolut*	*Prozent**	*Absolut*	*Prozent**	*Absolut*	*Prozent**
Abschluss Versicherungsvertrag	9	6	66,7	1	11,1	2	22,2
Kündigung Vertrag	9	2	22,2	1	11,1	6	66,7
Anmeldung im Kunden-Portal gescheitert	6	4	66,7	0	0,0	2	33,3
Anpassung Kundendaten	6	6	100,0	0	0,0	0	0,0
Rückfrage Schreiben Rückstand	6	2	33,3	1	16,7	3	50,0
Fehlerhafte Unterlagen erhalten	5	4	80,0	1	20,0	0	0,0
Rückfrage zu erhaltener Kündigung	5	4	80,0	0	0,0	1	20,0
Kunde fragt, ob Unterlagen vollständig	4	1	25,0	1	25,0	2	50,0
Rückfrage zu erhaltener Werbung/Angebot	4	4	100,0	0	0,0	0	0,0
Rückfrage Kunden-Portal	3	2	66,7	0	0,0	1	33,3
Widerruf neu abgeschlossener Vertrag	3	2	66,7	0	0,0	1	33,3
Anpassung Verträge zur Senkung monatlicher Rate	2	1	50,0	1	50,0	0	0,0
Probleme bei Online-Abschluss	2	0	0,0	0	0,0	2	100,0
Beschwerde über vergangenes Beratungsgespräch	1	1	100,0	0	0,0	0	0,0
Kundenfeedback auf Befragung mündlich geben	1	1	100,0	0	0,0	0	0,0
Rechnung/Leistung telefonisch einreichen	1	1	100,0	0	0,0	0	0,0

* Auftreten des Anrufgrundes in Verbindung mit dem Lösungsgrad der Gesprächsanliegen prozentual zur Anzahl aller Dokumente mit dem jeweiligen Anrufgrund

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Näher eingegangen werden soll im Folgenden auf das Feedback der Kunden, das häufiger geäußert wurde. Daher liegt der Fokus auf Feedback-Codes, welche in mindestens 5,0 % der codierten Gespräche (n = 233) hinterlegt wurden (siehe Tab. 8). Das Thema *Feedback* enthält zudem Codes zum Sub-Thema *Feedback Agent*, wenn der Agent selbst auf Probleme, wie beispielsweise länger dauernde interne Prozesse, hinweist. Eine umfassende Betrachtung dieser Codes erfolgt in dieser Studie jedoch nicht, da sich diese primär mit der Analyse der Kundenperspektive befasst.

Tab. 8

Übersicht des häufigsten Kundenfeedbacks nach Feedback-Typen (n = 233)

Feedback-Typen	*Codierte Segmente*	*Gespräche (Absolut)*	*Gespräche (Prozent)*
Feedback-Typ A – Kündigungsgründe			
Veränderte finanzielle Situation	22	20	8,6
Tarifwechsel/Aufstocken Vertrag	14	14	6,0
Unzufriedenheit Preis-Leistung	13	13	5,6
Feedback-Typ B – Direktes Feedback			
Direktes negatives Feedback			
Kunde kritisiert vergangenen Kundenservice/Beratung	52	34	14,6
Schreiben hat Kunden verunsichert/verwirrt	22	20	8,6
Kunde kritisiert Produktpreis	26	19	8,2
Kunde widerspricht Agent	15	14	6,0
Kunde kritisiert fehlende Beteiligung Leistungsfall	14	13	5,6
Direktes positives Feedback			
Kunde lobt Telefonservice/Beratung	16	15	6,4
Feedback-Typ C – Indirektes Feedback			
Überforderung Kunde			
Verständnisprobleme Kunde	27	23	9,9
Tarif/Vertrag			
Laut Kunde falscher/unpassender Tarif abgeschlossen	14	12	5,2
Kommunikation			
Kunde hat Schreiben/Unterlagen Anbieter nicht erhalten	30	27	11,6
Fehlende Unterlagen laut Kunde versendet	16	12	5,2
Beratung in Vergangenheit			
Wiederanrufer	29	26	11,2

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Bei Betrachtung der häufigsten Kündigungsgründe (Feedback-Typ A) wird deutlich, dass die genannten Gründe für eine vergangene, laufende oder mögliche zukünftige Kündigung zwar schwerwiegend, jedoch nicht zwingend in der angebotenen Dienstleistung des Versicherungsunternehmens begründet sind. Den am häufigsten genannten Kündigungsgrund stellt die veränderte finanzielle Situation des Kunden dar (8,6 %, siehe Tab. 8). Zieht man die Unterscheidung von Touchpoint Typen nach Lemon und Verhoef (2016) heran, stellt diese einen kundenbezogenen Aspekt dar und befindet sich außerhalb des Einflussbereichs des Unternehmens. Dieser Kündigungsgrund stellt somit keine direkte Kritik an dem Versicherer dar, eröffnet aber dennoch Hinweise für Gestaltungsmöglichkeiten einer positiven CE. So können innerhalb der Möglichkeiten des Produktportfolios zum Beispiel alternative Tarife thematisiert werden, die aufgrund einer geringeren Rate den veränderten Bedürfnissen des Kunden gerecht werden. Häufig stellt zudem der Abschluss eines neuen Tarifs bzw. Tarifwechsel bei dem Versicherer einen Grund zur Kündigung dar (6,0 %). In diesem Fall kann keine allgemeingültige Aussage getroffen werden, ob die Kündigung für den Versicherer von Nachteil ist, weshalb in solchen Fällen zur Formulierung von Handlungsempfehlungen zunächst eine genauere Betrachtung der betroffenen Tarife notwendig wäre. Mehrfach wurde zudem auch die Unzufriedenheit mit dem Preis-Leistungsverhältnis als Kündigungsgrund genannt (5,6 %), wenn der Kunde den Preis des Tarifs als zu hoch erachtet und/oder unzufrieden mit der Leistung im Schadensfall war. Hierzu zählen auch Kunden, die aus Enttäuschung über die fehlende Beteiligung des Versicherungsunternehmens an den Kosten eines Leistungsfalls kündigen.

Mit Blick auf das direkte negative Feedback (Feedback-Typ B) fällt auf, dass in 14,6 % aller betrachteten Gespräche durch den Kunden Kritik an einem bereits vergangenen Kundenservice bzw. der vergangenen Beratung geäußert wird. Dies ist zum Beispiel der Fall, wenn der Kunde angibt, während eines vergangenen Anrufs falsch beraten worden zu sein oder, wenn er einen Berater in der Vergangenheit als unfreundlich empfand. Kritik am aktuellen Kundenservice wird hingegen in nur 1,3 % der Gespräche geäußert. Unklar ist, ob dies lediglich auf eine besonders hohe Qualität der telefonischen Beratung im betrachteten Datensatz zurückzuführen ist. Im Falle wahrgenommener inhaltlicher Fehler oder Lücken in der Beratung ist anzunehmen, dass Kunden diese häufig erst im Nachhinein feststellen und sie daher auch erst zu einem späteren Zeitpunkt kritisieren. Denkbar wäre allerdings auch, dass die Äußerung von direkter Kritik gegenüber dem Agent von vielen Kunden vermieden wird. Lob gegenüber dem Kundenservice bzw. der telefonischen Beratung wird dagegen als direktes positives Feedback noch während des Gesprächs ausgesprochen (6,4 %). Auf einen weiteren kommunikativen Aspekt bezieht sich der Code *Schreiben hat Kunden verunsichert/verwirrt* (8,6 %). Dieser deutet darauf hin, dass (postalische) Mitteilungen des Unternehmens möglicherweise zusätzliche Informationen zum

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Vorgang oder eine für den Kunden leichter verständliche Formulierung enthalten müssten, um eine erneute telefonische Nachfrage obsolet zu machen. Des Weiteren aufgeführt ist Kritik am Produktpreis (8,2 %). Dies bedeutet nicht zwingend, dass der Preis als unverhältnismäßig oder nicht gerechtfertigt betrachtet wird. Verwendet wurde dieser Code auch, wenn der Preis dem Kunden aufgrund seiner finanziellen Situation zu hoch erscheint. Abgedeckt ist darüber hinaus, wenn der Kunde eine Beitragsanpassung kritisiert.

Von Interesse ist im Hinblick auf die Gewinnung von direktem Feedback zudem eine schwache, jedoch signifikant negative Korrelation zwischen dem Alter der Kunden und dem Aufkommen von direktem negativem Feedback ($r = -0{,}192$; $p < 0{,}01$, $n = 233$). Diese deutet darauf hin, dass Kunden niedrigeren Alters eher dazu geneigt sind direkt Kritik zu äußern, als Kunden höheren Alters. Von Interesse ist diese Erkenntnis für das CEM aus mehreren Gründen. Zum einen deutet der Zusammenhang darauf hin, dass bei Kunden höheren Alters dem aktiven Einholen von Feedback eine noch größere Bedeutung zuteilwird, um Hinweise auf problematische Prozesse innerhalb der Customer Journey zu erhalten. Darüber hinaus unterstreicht dies in Anbetracht des hohen durchschnittlichen Alters im betrachteten Kundenstamm (siehe Abschnitt 4.1) die Relevanz, auch jüngere Kunden in die Betrachtung von offenem, unstrukturiertem Kundenfeedback einzuschließen (z. B. durch Text Mining eingehender E-Mails oder Chatbot-Interaktionen), um zusätzliche Anhaltspunkte für Verbesserungspotenziale aufzudecken.

Abschließend soll die implizitere Form des Feedbacks, das indirekte Feedback, betrachtet werden (Feedback-Typ C). Hier werden häufig Verständnisprobleme des Kunden (9,9 %) deutlich. Der Kunde äußert also keine Kritik, aber zeigt mit wiederholten Rückfragen zum gleichen Sachverhalt Probleme damit, die durch den Agent übermittelten Informationen zu verstehen oder äußert explizit Verständnisprobleme. Dies deutet auf die Notwendigkeit hin, Informationen zu Produktgruppen, Tarifen, Verträgen oder Prozessen einfacher darzubieten. Die häufigsten Überschneidungen mit dem Code weisen die Produkt-Codes *Zahnversicherung*, *Sterbegeldversicherung* und *Unfallversicherung* auf, welche aus Sicht des betrachteten Versicherungsunternehmens durch eine geringe Komplexität gekennzeichnet sind. Eine eindeutigere Zuordnung ergibt sich für den Code *Laut Kunde falscher/unpassender Tarif abgeschlossen*, welcher lediglich Überschneidungen mit der *Zahnversicherung* aufweist. Der Tarif kann dabei sowohl durch den Kunden selbst (z. B. Online-Abschluss) oder in einem vergangenen Beratungsgespräch abgeschlossen worden sein. In beiden Fällen spricht das indirekte Feedback für eine lückenhafte Informationslage, die zum Abschluss eines Tarifs geführt hat, der nicht optimal auf die Bedürfnisse des Kunden ausgerichtet ist. Darüber hinaus weisen Kunden häufig auf problematische Abläufe in der schriftlichen Kommunikation hin. Hierzu gehört die Information, Unterlagen des Versicherers noch nicht erhalten zu haben (11,6 %). Ebenso wird in

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

5,2 % der Gespräche darauf hingewiesen, dass benötigte Unterlagen, welche laut dem Unternehmen noch nicht eingegangen sind, durch den Kunden versendet wurden. Es ist schwer nachvollziehbar, inwieweit es dem Versicherungsunternehmen möglich ist, auf diese Probleme Einfluss zu nehmen. So kritisiert der Agent in diesem Zusammenhang beispielsweise in 6,0 % der Gespräche die Postzustellung und schreibt somit die Verantwortung für diesen Teil der CE einem Partner zu (Sub-Thema *Feedback Agent*). Hingewiesen werden soll darüber hinaus auf die Wiederanrufer (11,2 %). Dieser Code wurde für alle Gespräche vergeben, in denen der Kunde angibt, erneut zu einer Thematik anzurufen. Es muss also zuvor schon ein Inbound-Anruf zu dieser Thematik stattgefunden haben. Auch die Information über Wiederanrufer kann dem Unternehmen wertvolle Anhaltspunkte auf unvollständige oder für den Kunden schwer verständliche Informationen innerhalb des vergangenen Gesprächs liefern.

Durch nähere Betrachtung der Ergebnisse der qualitativen Inhaltsanalyse wurde in den vorangegangenen Abschnitten sowohl das Maß der mit dieser Interaktion verbundenen Kundenzufriedenheit als auch vielfältiges Feedback des Kunden und der daraus folgende Optimierungsbedarf betrachtet. Die wichtigsten Erkenntnisse der vorangegangenen Abschnitte werden nachfolgend diskutiert und eingeordnet.

4.6 Zusammenfassung der Erkenntnisse

Im Fokus dieser Studie steht die Frage, inwiefern der Einsatz von Speech Analytics zur Analyse von direktem und indirektem Kundenfeedback einen Beitrag zur Optimierung des CEM leisten kann. Die Ergebnisse der qualitativen Inhaltsanalyse in Anlehnung an Mayring (2022) sowie Braun und Clarke (2006) zeigen, dass die transkribierten Voice-Files eine umfangreiche Analyse von Gesprächsinhalten und somit Interaktionen zwischen Kunde und Unternehmen ermöglichen. So liefert die Analyse der Gespräche (n = 233) unter anderem vielfältige Erkenntnisse zu den Inhalten der beiden KI-gestützt zugewiesenen Gesprächskategorien „Beschwerde“ und „Kündigung“. Diese ergeben beispielsweise, dass in 34,8 % der Gespräche ein laufender Kündigungsprozess thematisiert wird, allerdings auch rein hypothetisch thematisierte Kündigungen (15,5 %) in die Kategorie „Kündigung“ fallen. Zudem offenbart die Inhaltsanalyse trotz vorheriger Eingrenzung der Daten anhand der beiden Kategorien eine unerwartete inhaltliche Vielfalt, die beispielsweise durch 15,5 % der Gespräche mit codierten Direktabschlüssen sowie 12,4 % der Gespräche, in welchen der Agent zusagt ein Angebot bzw. Produktinformationen an den Kunden zu versenden, sichtbar wird (siehe Abschnitt 4.3). Diese Vielfalt unterstreicht nochmals die grundsätzliche Notwendigkeit einer umfangreichen qualitativen Analyse der Gespräche, um Aussagen zur CE treffen zu können.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Wie in Abschnitt 2.2 dargelegt, stellt die Kundenzufriedenheit als psychologische Reaktion innerhalb der Wirkungskette des CEM eine besonders relevante Messgröße für die CE dar. In dieser Studie sollte daher aufgezeigt werden, inwieweit Kundenzufriedenheit an einem Touchpoint in Echtzeit ermittelt werden kann, um Rückschlüsse auf die CE ziehen zu können. Die qualitative Analyse der Gesprächsinhalte zeigt, dass die Ermittlung von Kundenzufriedenheit anhand einer eindeutigen Artikulation durch den Kunden über eine größere Anzahl von Gesprächen hinweg kaum möglich ist. Hintergründe hierzu sind zum einen seltene Nachfragen zur Zufriedenheit durch Agents (2,6 %) sowie unpräzise Angaben der Kunden (z. B. Code *Kunde verneint Unzufriedenheit*). Um Zufriedenheit im Rahmen einer Interaktion dennoch zu ermitteln, sind in Anbetracht des C/D-Paradigmas Informationen zu Soll- und Ist-Leistung und somit zur Erwartung des Kunden sowie der aktuellen CE erforderlich. Legt man als Annahme zugrunde, dass die Erwartung des Kunden in der Erfüllung des zum Anruf führenden Gesprächsanliegens liegt, ergibt sich Zufriedenheit auf Konfirmationsniveau in 64,8 % der Gespräche und Zufriedenheit unterhalb des Konfirmationsniveaus in 35,2 % der Gespräche (siehe Abschnitt 4.4). Eine fehlende Bestätigung einer Kündigung durch den Versicherer und Rückfragen des Kunden zum Vertrag, der Produktleistung oder einem Leistungsfall stellten dabei die häufigsten Anrufgründe dar.

Zufriedenheit über dem Konfirmationsniveau kann auf diese Weise nicht ermittelt werden. Geht man davon aus, dass Kunden erwarten, dass ihr Anliegen gelöst wird, muss die Erzielung von Kundenzufriedenheit oder Begeisterung im Rahmen der aktuellen CE mit Faktoren verbunden sein, die über die reine Lösung des Gesprächsanliegens hinausgehen. Die Ergebnisse der Sentiment-Analyse in Abschnitt 4.4 sprechen dafür, dass positive Interaktionen, die über das Tagesgeschäft hinausgehen, wie beispielsweise *Smalltalk*, mit einer positiveren Valenz innerhalb des Gesprächs einhergehen und damit auf emotionaler Ebene einen größeren Effekt beim Kunden erzielen. Wird berücksichtigt, dass in dieser Code-Gruppe auch Codes enthalten sind, wie *Agent zeigt Mitgefühl/Verständnis* oder *Agent entschuldigt sich für Unannehmlichkeiten*, welche in der Regel mit vorherigen negativen Äußerungen des Kunden einhergehen, die sich negativ auf die Valenz auswirken, ist anzunehmen, dass der Effekt auf die Zufriedenheit des Kunden sogar noch größer ausfallen könnte, als es die Valenz Scores vermuten lassen. Auch Villarroel Ordenes et al. (2014) geben als Schwäche der Sentiment-Analyse an, dass diese im Falle mehrerer verschiedener Emotionen innerhalb eines Textes nur noch eingeschränkt aussagekräftig ist. Somit kann die vorliegende Arbeit noch keine abschließende Methode zur Ermittlung der Kundenzufriedenheit im Rahmen einer Interaktion darlegen, jedoch Ansatzpunkte für weitere Forschung und erste Implikationen für das CEM in Versicherungsunternehmen liefern (siehe Abschnitt 5).

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Zudem beschäftigt sich dieser Artikel mit der Frage, welche Optimierungspotenziale anhand von direktem und indirektem Kundenfeedback im Rahmen dieser Interaktion für interne Prozesse und die Gestaltung weiterer Touchpoints entlang der Customer Journey identifiziert werden können. Einen ersten Anhaltspunkt hierfür liefern bereits die Anrufgründe. Diese weisen zum einen auf Informationsdefizite von Seiten des Kunden hin, in Anbetracht der Anrufe, die getätigt werden, um Rückfragen zu einem Vertrag und Produktleistungen (12,4 %) oder einem Leistungsfall (12,0 %) zu stellen. Zugleich sorgt die schriftliche Kommunikation für Verzögerungen und eine Verunsicherung des Kunden. So werden 42,5 % aller Anrufgründe durch die Codes *Fehlende Kündigungsbestätigung, Angeforderte Unterlagen/Infos nicht erhalten, Fehlende Rückmeldung nach Einreichung Kosten, Unterlagen mit veraltetem Stand erhalten, Fehlerhafte Unterlagen erhalten* und *Kunde fragt, ob Unterlagen vollständig* abgedeckt. Darüberhinausgehendes Feedback wurde in drei Typen unterteilt. Es handelt sich hierbei um Kündigungsgründe (Typ A), direktes Feedback (Typ B) und indirektes Feedback (Typ C). Die häufigsten Kündigungsgründe sind dabei nicht zwangsläufig in Prozessen des Versicherungsunternehmens, sondern auch in der veränderten Lebenssituation des Kunden oder auch dessen Wunsch nach einem Tarifwechsel begründet. Direktes negatives Feedback (41,2 %) wurde in fast doppelt so vielen Gesprächen identifiziert als direktes positives Feedback (21,5 %). Zu berücksichtigen ist auch an dieser Stelle der Einfluss der vorherigen Datenselektion. Besonders häufig kommt es hierbei zu Kritik an vergangenen Beratungsgesprächen (14,6 %) oder vergangener schriftlicher Kommunikation von Seiten des Versicherers, die den Kunden verunsichert hat (8,6 %). Indirektes Feedback wurde in der qualitativen Inhaltsanalyse in 49,8 % der Gespräche und somit am häufigsten identifiziert. Ein großer Teil des Feedbacks entfällt hierbei auf die schriftliche Kommunikation. Hierzu gehört beispielsweise die Information, dass ein Kunde ein Schreiben oder angeforderte Unterlagen noch nicht erhalten hat (11,6 %). Die Verständnisprobleme während der betrachteten Interaktion, die direkte Kritik an vergangener Beratung sowie die vergleichsweise geringe Kritik an der aktuellen Beratung geben Hinweise darauf, dass Kunden erst im Nachgang des Telefonats (z. B. im Leistungsfall) in der Lage sind, die Beratung des Agents zu reflektieren oder sich scheuen, einen Agent bereits im Gespräch zu kritisieren.

5. Schlussbetrachtung

Ziel dieses Artikels ist es, neue Erkenntnisse zu dem mit Blick auf die Versicherungsbranche noch wenig untersuchten Forschungsfeld des CEM beizutragen. Abschließend wird im Folgenden aufgezeigt, welche Implikationen sich auf Basis bestehender Forschungserkenntnisse sowie den vorgestellten Studienergebnissen für die praktische Umsetzung des CEM in der Versicherungsbran-

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

che ergeben. Darüber hinaus werden Limitationen, die sich aus der Datengrundlage sowie dem methodischen Vorgehen dieser Studie ergeben, dargelegt und es wird weiterer Forschungsbedarf beschrieben.

5.1 Implikationen für die Versicherungsbranche

Holmlund et al. (2020) unterstreichen, dass das größte Potenzial für das CEM in unaufgefordert eingehenden und zugleich unstrukturierten Daten liegt. Zu diesen unstrukturierten Daten gehören unter anderem Sprachdaten, wie beispielsweise artikuliertes Kundenfeedback (Balducci und Marinova 2018). Die Erfassung von Sprachdaten ermöglicht die Messung von Kundenreaktionen während einer CE in Echtzeit und ist damit weniger auf die Erinnerungsfähigkeit von Kunden angewiesen als etablierte Befragungsmethoden (Becker und Jaakkola 2020). Moderne Sprachtechnologien können Unternehmen dabei unterstützen ihren Kunden zuzuhören, das ausgesprochene Kundenfeedback zur CE eingehend zu analysieren und schließlich Maßnahmen zur Optimierung der Touchpoints entlang der Customer Journey abzuleiten. So ergeben sich auch auf Basis der vorliegenden qualitativen Analyse transkribierter Voice-Files zu Inbound-Anrufen eines großen deutschen Versicherungsunternehmens vielfältige Implikationen für das CEM von Versicherungsunternehmen.

Die vorliegende Arbeit zeigt unter anderem, dass eine Ermittlung der Kundenzufriedenheit an einem Touchpoint in Echtzeit und konsistent über mehrere Kunden hinweg mit Herausforderungen verbunden ist. Da das Gesprächsanliegen einen Aspekt darstellt, der in den analysierten Gesprächen durchgängig identifiziert werden konnte, wurde dieses als Soll-Leistung bzw. Erwartung des Kunden bei Anrufbeginn herangezogen. Eine umfassendere Informationslage zur Erwartungshaltung bezüglich verschiedener Leistungsaspekte im betrachteten Kundenkreis wäre von Vorteil, um einen exakteren und objektiveren Vergleich von Soll- und Ist-Leistung vornehmen zu können. Die Betrachtung der Gesprächsanliegen ist dennoch sinnvoll, um Rückschlüsse auf die CE zu ziehen. Die Lösung dieser Anliegen im Rahmen des Anrufs ist zur Erzielung einer positiven CE von Relevanz, da Kunden grundsätzlich keinen zweiten Anruf tätigen möchten (Masterson 2014).

Komplementär zur Ermittlung der Kundenzufriedenheit anhand des Gesprächsanliegens erscheint es in Anbetracht der wenigen codierten Segmente mit Zufriedenheitsäußerungen zudem sinnvoll, die Zufriedenheit im Gespräch aktiv abzufragen. In den analysierten Gesprächen erfolgte eine solche Abfrage durch den Agent lediglich in 2,6 % der Fälle (siehe Abschnitt 4.4). Sowohl Informationen zur laufenden als auch zur vergangenen CE sind hierbei für das Unternehmen von Relevanz. So hat die qualitative Inhaltsanalyse unter anderem gezeigt, dass Kunden häufig erst im Nachhinein in der Lage oder gewillt sind

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

auch Kritik an der telefonischen Beratung zu äußern. Besonders im Kontext einer Kündigung erscheint eine Nachfrage nach zugrundeliegenden Ursachen sinnvoll. Ebenso könnte bei Thematisierung anderer Touchpoints gezielt die Meinung des Kunden zu diesen Touchpoints eingeholt werden. Dies würde über die aktuelle CE hinaus weitere Einblicke über ein globaleres Zufriedenheitsniveau liefern und zusätzliches Feedback zu Prozessen beim Kunden stimulieren. Eine Kombination beider Herangehensweisen sollte zu einem umfassenden Verständnis der Kundenzufriedenheit sowie zugrundeliegender Ursachen beitragen. Langfristig birgt dies das Potenzial Interaktionen schrittweise zu optimieren. Ist ein Unternehmen dank Erkenntnissen wie diesen in der Lage Kundenzufriedenheit während einer Interaktion vorherzusagen, kann es schneller und effizienter handeln und zu einer positiveren CE beitragen (Baier et al. 2021).

Die Sentiment-Analyse liefert zudem Hinweise darauf, dass das Unternehmen am Touchpoint Call-Center ein besonderes Augenmerk auf positive Interaktionen legen sollte, die über die Lösung des ursprünglichen Gesprächsanliegens von Kunden hinausgehen (z. B. Smalltalk, Mitgefühl, Verständnis), um diese auf einer emotionalen Ebene anzusprechen (siehe Abschnitt 4.4). Die zwischenmenschliche Interaktion im Dienstleistungsprozess hat das Potenzial eine emotionale Bindung zu schaffen und Kundenerwartungen zu übertreffen (Berry et al. 2006). Auch Bolton et al. (2014) unterstreichen, dass schon kleine Details wie Empathie während der Interaktion zwischen Kunde und Unternehmen Auswirkungen auf die CE haben.

Aufgrund der Datenselektion anhand der KI-gestützten Kategorisierung ergab die qualitative Inhaltsanalyse der Gespräche zudem vielfältige Erkenntnisse zu den Themen „Beschwerde“ und „Kündigung“. Aus der Analyse der verschiedenen Feedbacktypen ergeben sich speziell für den betrachteten Versicherer weniger Optimierungspotenziale für die aktuelle CE, sondern vor allem für die vergangene Kommunikation. Bezug genommen wird hierbei insbesondere auf vergangene Beratungsgespräche und vergangenen Schriftverkehr. Die telefonischen Rückfragen und Kritikpunkte weisen hier wiederholt auf Informationsdefizite des Kunden im Hinblick auf bestimmte Prozessabläufe oder auch Vertragsbestandteile hin, die möglicherweise auch auf die hohe Erklärungsbedürftigkeit der Versicherung im Allgemeinen (Sutor 2019) zurückzuführen sind. Als Handlungsempfehlung ergibt sich daher eine Ergänzung der bislang zugesendeten Informationen um eine möglichst transparente und in einfacher Sprache formulierte Information über einzelne Schritte des aktuellen Prozesses inklusive zu erwartender Wartezeiten. Diese Form der unkomplizierten und transparenten Kommunikation wird heute von Versicherungskunden nicht nur honoriert, sondern sogar erwartet (Klopfer et al. 2022).

Die Ergebnisse zeigen auch, dass eine Betrachtung von Kündigungsprozessen nicht nur in Bezug auf die Rückgewinnung von Kunden, sondern auch im CEM

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

von großer Relevanz ist. So handelt es sich auch bei der Tarifkündigung um einen Kontaktpunkt im Verlauf der gesamten Customer Journey, welcher nicht zwingend den letzten Kontaktpunkt des Kunden mit dem Versicherungsunternehmen darstellt. Die vorliegende Datengrundlage zeigt, dass für 49,8 % der betrachteten Kunden mehr als ein aktiver Versicherungsvertrag hinterlegt ist. Das hat auch zur Folge, dass etwa die Hälfte aller betrachteten Kunden nach Kündigung eines Tarifs dennoch im Unternehmen verbleiben, die Customer Journey weiterhin durchlaufen und unter dem Einfluss dieser CE den ökonomischen Erfolg des Unternehmens mitbestimmen. Darüber hinaus dient die Ermittlung von Kundenzufriedenheit und Identifikation von Optimierungspotenzialen anhand der CE eines Kunden natürlich auch der Optimierung der CE anderer Kunden.

Das Anwendungspotenzial der gewonnenen Erkenntnisse ist vielfältig. Systeme wie Speech Analytics ermöglichen es unter anderem, anhand von hinterlegten Kundendaten und Interaktionen im Gespräch automatisiert Kommunikationsmaßnahmen auszulösen oder Agents mit individuell auf diesen Kunden zugeschnittenen Angeboten, Informationen oder Hilfestellungen in Echtzeit bei der Interaktion zu unterstützen (Gandomi und Haider 2015; Gupta et al. 2020). Diese technologiegestützte Personalisierung von Inhalten und Angeboten stellt einen wichtigen Aspekt der sich veränderten Interaktion zwischen Unternehmen und Kunden dar (Gupta et al. 2020). Ebenso können interaktive Spracherkennungssysteme unzufriedene Kunden identifizieren und Hilfestellungen für die passende Ansprache dieser Kunden liefern (Gandomi und Haider 2015). Einer solchen Anwendung von Real-time Speech Analytics anhand von bestimmten vordefinierten Keywords liegt dabei häufig eine Analyse mithilfe von Postcall Speech Analytics zugrunde, wie sie in dieser Arbeit vorliegt (Masterson 2014).

Zudem sollte das langfristige Ziel eines Versicherungsunternehmens sein, die Analyse von unaufgefordert eingehenden Kundenfeedback auf möglichst viele Touchpoints der Customer Journey auszuweiten. Dies ist in Anbetracht des holistischen Charakters der CE, welche Reaktionen über alle Kontaktpunkte hinweg umfasst, und unter Berücksichtigung unterschiedlicher Kommunikationspräferenzen im eigenen Kundenstamm essenziell. Denkbar wäre beispielsweise auch der Einsatz von Text Mining zur Analyse von postalischen Mitteilungen, E-Mails, Chatbot-Interaktionen oder formulierten Kundenrezensionen. Anhaltspunkte für die Priorisierung können ebenfalls der qualitativen Inhaltsanalyse entnommen werden. McColl-Kennedy et al. (2019) stellen fest, dass bei der Analyse von Einflussfaktoren auf das Kundenverhalten die betrachteten Touchpoints meist vom Unternehmen und nicht aufgrund der Datengrundlage ausgewählt werden. Unter Einbezug der Relevanz einer starken Kundenzentrierung im CEM erscheint es jedoch im Vergleich dazu eher angebracht, die zu analysierenden und optimierenden Touchpoints anhand des Kundenfeedbacks zu prio-

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

risieren (Klopfer et al. 2022). Dadurch könnten beispielsweise problematische und relevante Touchpoints offengelegt werden, die das Unternehmen möglicherweise nicht als solche eingestuft hätte. So zeigen beispielsweise die Anrufgründe *Anmeldung im Kunden-Portal gescheitert*, *Probleme bei Online-Abschluss* und *Rückfrage Kunden-Portal*, dass die Verwendung des Online-Angebots des betrachteten Versicherungsunternehmens für einen Teil der Kunden mit Schwierigkeiten und somit einer negativen CE verbunden ist. Nahe liegt, dass die nähere Betrachtung von Feedback, das direkt an diesem Touchpoint erhoben wird, zusätzliche Erkenntnisse zu den Hintergründen solcher Probleme liefert.

Die vorliegende Studie hat sich mit einer nachgelagerten qualitativen Analyse von in Echtzeit erfolgtem Feedback auseinandergesetzt. Eine Herausforderung stellt die Umsetzung dieses Vorgehens in der Praxis dar. Die transkribierten Voice-Files bieten umfassende Einblicke in die aktuelle, vergangene und teils sogar zukünftige CE. Die qualitative Analyse von Kundenfeedback wie diesem ist jedoch zeitaufwändig und eine sinnvolle thematische Kategorisierung sehr komplex (McColl-Kennedy und Zaki 2022). Dies gilt insbesondere in Anbetracht des Datenvolumens, wie die Anzahl eingehender Anrufe mit Aufnahmeerlaubnis (siehe Tab. 1) verdeutlicht. Die manuelle qualitative Analyse von Gesprächsinhalten stellt daher weniger die langfristig empfohlene Herangehensweise, als vielmehr eine Grundlage zur Optimierung automatisierter bzw. KI-gestützter Analysen dar. Analog hierzu empfehlen McColl-Kennedy und Zaki (2022) als Grundlage einer KI-unterstützten Messung der CE die manuelle Kodierung von etwa 100 Kundenkommentaren, um bestimmte Muster zu erkennen, die Aufschluss über die eigentlichen Problemursachen geben. So weisen im Fall des vorliegenden Datensatzes die bestehenden KI-gestützten Kategorien bereits auf mögliche Probleme in Zusammenhang mit Dokumenten hin (siehe Abschnitt 4.1), aber nicht konkret genug, um hieraus ohne weitere manuelle Analyse bereits Maßnahmen abzuleiten. Die Ergebnisse der qualitativen Inhaltsanalyse sind allerdings in der Lage, die entsprechenden Hintergründe (u. a. fehlende Kündigungsbestätigungen, fehlerhafte oder veraltete Unterlagen) zu identifizieren und mithilfe der Erkenntnisse schließlich auch automatisierte Analysen zu optimieren. Dies verdeutlicht auch, dass Technologien an sich (noch) nicht in der Lage sind, Probleme im Rahmen der CE zu beseitigen, jedoch mit der richtigen konzeptionellen Anwendung zu einer besseren CE beitragen können (McColl-Kennedy und Zaki 2022).

5.2 Limitationen und weiterer Forschungsbedarf

Trotz des wissenschaftlichen Beitrags, den dieser Artikel zur Erforschung des CEM in der Versicherungsbranche leistet, weist die vorliegende Studie Limitationen auf, die gleichzeitig Anhaltspunkte für weitere Forschung liefern. Im Fokus dieses Artikels steht die Analyse von durch Speech Analytics transkribierten

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Voice-Files zu Inbound-Telefonaten zwischen Kunden und Agents eines Versicherungsunternehmens. Da es sich um Gespräche handelt, die bereits kurz nach Einführung dieser Technologie im Unternehmen stattfanden, sind die ausgesteuerten Daten nicht fehlerfrei. So können die Gesprächstexte den Dialog zwischen Kunde und Agent nicht vollständig abbilden, da nicht alle Wörter durch die Sprachtechnologie korrekt identifiziert werden, wenn diese beispielsweise nicht deutlich oder laut genug ausgesprochen werden. Dies hat zur Folge, dass in den Gesprächstranskripten einzelne Wörter fehlen, grammatikalische Fehler auftreten, Begriffe durch ähnlich lautende Wörter ersetzt wurden oder Inhalte keinem der beiden Gesprächspartner mit Sicherheit zugeordnet werden können. Eine Beeinträchtigung der Ergebnisse der qualitativen Inhaltsanalyse oder auch der Sentiment-Analyse ist daher nicht ausgeschlossen. Bereichert werden könnte die Analyse durch den Einbezug der auditiven Voice-Files, die der Transkription zugrunde liegen. Auch Braun und Clarke (2006) heben hervor, dass vor der Durchführung einer thematischen Analyse auf Basis von Sprachdaten ein Vergleich der angefertigten Transkripte mit den zugrundeliegenden Audioaufnahmen erfolgen sollte, um eine höhere Genauigkeit der Analyse zu gewährleisten. Zudem entfallen bei alleiniger Betrachtung der transkribierten Inhalte verbale Aspekte wie beispielsweise Tonlage oder Lautstärke. Phonetische Aspekte wie diese sind zur Einschätzung der Stimmung oder Intention eines Gesprächspartners von großer Wichtigkeit und können dem Gesprächsinhalt beispielsweise im Falle von Humor sogar neue Bedeutung verleihen (Xiong et al. 2022). Ebenso könnte die Berücksichtigung der stimmlichen Betonung eine Fehlinterpretation wegen fehlender Interpunktion innerhalb eines Gesprächs vermeiden. Ein Abgleich der Ergebnisse von qualitativen Textanalysen sowie Sentiment-Analysen mit auditiv erfassbaren Auffälligkeiten verspricht somit einen enormen zusätzlichen Erkenntnisgewinn für zukünftige Forschung.

Weiterhin wurde der vorliegende Datensatz für diesen Artikel entsprechend der KI-gestützten Kategorisierung auf diejenigen Gespräche eingegrenzt, die gleichzeitig der Kategorie „Beschwerde“ und „Kündigung“ zugeordnet wurden. Es wurde angenommen, dass es sich bei diesen Gesprächen um eine vergleichsweise homogene Gruppe in Bezug auf den betrachteten Kontext handelt (d. h. Gespräche, die von einer Kündigung des Kunden handeln und gleichzeitig Beschwerden enthalten). Die Analyse der Gespräche hat jedoch deutlich gezeigt, dass der Kontext der Gespräche sehr heterogen ausfallen und weitaus mehr Inhalte (z. B. als positiv zu betrachtende Direktabschlüsse bzw. Lob) aufweisen kann, als die Schlagworte Kündigung und Beschwerde im Allgemeinen suggerieren. Die statistischen Ergebnisse dieser Studie könnten daher trotz der vielfältigen Impulse für die Versicherungspraxis in ihrer Verallgemeinerbarkeit eingeschränkt sein.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Die vorliegende qualitative Inhaltsanalyse unterliegt darüber hinaus einer gewissen Subjektivität aufgrund des gegebenen Interpretationsspielraums (Döring und Bortz 2016). So wurde das der Analyse zugrundeliegende Codesystem manuell sowie schrittweise anhand der Gesprächsinhalte induktiv erstellt und überarbeitet. Die analysierten Gespräche sowie die dafür herangezogenen Codes überschreiten zudem in ihrer Anzahl die in der Literatur empfohlenen Richtwerte (O'Connor und Joffe 2020), was eine zeitnahe und konsistente Codierung aller Gespräche erschwerte. Ebenso wurden für die Ermittlung der Kundenzufriedenheit Anrufgründe aus dem Gesprächsinhalt identifiziert und als Maßstab für die Kundenerwartungen herangezogen. Ein tiefergehendes Verständnis der Ziele und Erwartungen von Kunden würde zu genaueren Resultaten beitragen. Hierzu könnte zukünftige Forschung beispielsweise weitere Informationen aus früheren Interaktionen der Kundenhistorie heranziehen.

Darüber hinaus wurden für diese Studie gezielt Inbound-Anrufe herangezogen, um unaufgefordert zur Verfügung gestellte unstrukturierte Daten betrachten zu können. Dies hat allerdings auch zur Folge, dass sich die Beobachtung auf diejenigen Kunden beschränkt, die aktiv telefonisch mit dem Versicherungsunternehmen in Kontakt treten. Die deskriptive Analyse des betrachteten Kundenstammes ergab ein Durchschnittsalter von 62,6 Jahren. Die Ergebnisse machen deutlich, dass junge Versicherungsnehmer, die vorzugsweise auf digitale Kontaktpunkte zurückgreifen (Dimension Data 2016), im herangezogenen Datensatz unterrepräsentiert sind. Folglich lassen sich die Ergebnisse nicht auf den gesamten Kundenstamm eines Versicherungsunternehmens übertragen. Die Verallgemeinerung der Ergebnisse wird zudem durch die Tatsache erschwert, dass lediglich die Gespräche analysiert werden können, bei welchen zu Beginn eine aktive Zustimmung des Kunden zur Aufzeichnung des Gesprächs für Schulungs- und Qualitätssicherungszwecke erfolgt ist. Eine Stichprobenverzerrung durch eine Selbstselektion der Kunden kann somit nicht ausgeschlossen werden. Es ist zum Beispiel denkbar, dass Kunden mit einer negativen Einstellung gegenüber dem Unternehmen nicht gewillt sind, sich durch eine Aufzeichnung unterstützend im Lernprozess des Unternehmens einzubringen.

Die angeführten Limitationen zeigen, dass die qualitative Forschung im Kontext des CEM trotz interessanter Einblicke zum aktuellen Zeitpunkt durchaus noch mit Hürden konfrontiert ist. Die Konsumentenverhaltensforschung beginnt gerade erst Methoden der Sammlung und systematischen Messung von Textdaten zur Gewinnung von Erkenntnissen mit einzubeziehen (Humphreys und Wang 2018). Auch McColl-Kennedy et al. (2019) unterstreichen die Wichtigkeit qualitativer Forschung, plädieren aber angesichts der Ergebnisse ihrer konzeptionellen Analyse für die Kombination qualitativer und quantitativer Methoden, um als Unternehmen Schwachstellen in den eigenen Prozessen aufzudecken und abwanderungsgefährdete Kunden zu identifizieren. Folglich ist es auch für das CEM der Versicherungsunternehmen ratsam, den Einsatz innova-

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

tiver Technologien wie Speech Analytics zu intensivieren. Mithilfe von unstrukturierten Sprachdaten und gestützt durch bewährte KPIs können so eindeutige Handlungsempfehlungen zur Optimierung der CE durch die Gestaltung der gesamten Customer Journey abgeleitet werden.

Literaturverzeichnis

Baier, L./*Kühl*, N./*Schüritz*, R./*Satzger*, G. (2021): Will the customers be happy? Identifying unsatisfied customers from service encounter data. In: J. Serv. Manag. 32(2), 265–288.

Balducci, B./*Marinova*, D. (2018): Unstructured data in marketing. In: J. Acad. Mark. Sci. 46(4), 557–590.

Becker, L./*Jaakkola*, E. (2020): Customer experience: fundamental premises and implications for research. In: J. Acad. Mark. Sci. 48(4), 630–648.

Berry, L. L./*Wall*, E. A./*Carbone*, L.P. (2006): Service clues and customer assessment of the service experience: Lessons from marketing. In: Acad. Manag. Perspect. 20(2), 43–57.

Bolton, R. N./*Gustafsson*, A./*McColl-Kennedy*, J./*Sirianni*, N. J./*Tse*, D. K. (2014): Small details that make big differences: A radical approach to consumption experience as a firm's differentiating strategy. In: J. Serv. Manag. 25(2), 253–274.

Brakus, J. J./*Schmitt*, B. H./*Zarantonello*, L. (2009): Brand Experience: What Is It? How Is It Measured? Does It Affect Loyalty? In: J. Mark. 73(3), 52–68.

Braun, V./*Clarke*, V. (2006): Using thematic analysis in psychology. In: Qual. Res. Psychol. 3(2), 77–101.

Brennan, R. L./*Prediger*, D. J. (1981): Coefficient kappa: Some uses, misuses, and alternatives. Educ. In: Psychol. Meas. 41(3), 687–699.

Bruhn, M. (2022): Relationship Marketing. Das Management von Kundenbeziehungen. Vahlen, München.

Bruhn, M./*Hadwich*, K. (2012): Customer Experience – Eine Einführung in die theoretischen und praktischen Problemstellungen. In: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.), Customer Experience. Gabler Verlag, Wiesbaden, 3–36.

Bruhn, M./*Meffert*, H./*Hadwich*, K. (2019): Handbuch Dienstleistungsmarketing: Planung – Umsetzung – Kontrolle. Springer Gabler, Wiesbaden.

Burla, L./*Knierim*, B./*Barth*, J./*Liewald*, K./*Duetz*, M./*Abel*, T. (2008): From text to codings: Intercoder reliability assessment. In: Nurs. Res. 57(2), 113–117.

Dimension Data (2016): Welcher Kommunikationskanal wird von welcher Altersklasse bevorzugt?, https://de.statista.com/statistik/daten/studie/791472/umfrage/umfrage-zu-bevorzugten-kommunikationskanaelen-in-contact-centern-weltweit/ [19.02.2023].

Döring, N./*Bortz*, J. (2016): Forschungsmethoden und Evaluation in den Sozial- und Humanwissenschaften. Springer-Verlag, Berlin/Heidelberg.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Edelman, D. C./*Abraham*, M. (2022): Customer Experience in the age of AI. In: Harv. Bus. Rev. 100(2), 116–125.

Fluss, D. (2019): Speech Analytics and AI Is a Winning Combination. Service, quality management, and the customer journey will all see big gains. Speech Technol. 24(1), 5.

Gandomi, A./*Haider*, M. (2015): Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. In: Int. J. Inf. Manage. 35(2), 137–144.

Gupta, S./*Leszkiewicz*, A./*Kumar*, V./*Bijmolt*, T./*Potapov*, D. (2020): Digital Analytics: Modeling for Insights and New Methods. In: J. Interact. Mark. 51(1), 26–43.

Hamilton, R./*Price*, L. L. (2019): Consumer journeys: developing consumer-based strategy. In: J. Acad. Mark. Sci. 47(2), 187–191.

Hechler, O. (2021): Datengestützte Customer Experience, https://www.asscompact.de/nachrichten/datengestützte-customer-experience [10.03.2023].

Hollins, B./*Shinkins*, S. (2006): Managing Service Operations. Design and Implementation. SAGE, London.

Holmlund, M./*Van Vaerenbergh*, Y./*Ciuchita*, R./*Ravald*, A./*Sarantopoulos*, P./*Villarroel Ordenes*, F./*Zaki*, M. (2020): Customer experience management in the age of big data analytics: A strategic framework. In: J. Bus. Res. 116, 356–365.

Homburg, C./*Jozić*, D./*Kuehnl*, C. (2017): Customer experience management: toward implementing an evolving marketing concept. In: J. Acad. Mark. Sci. 45(3), 377–401.

Homburg, C./*Stock-Homburg*, R. (2016): Theoretische Perspektiven zur Kundenzufriedenheit. In: Homburg, C. (Hrsg.), Kundenzufriedenheit: Konzepte – Methoden – Erfahrungen. Springer Gabler, Wiesbaden, 17–52.

Humphreys, A./*Wang*, R. J. H. (2018): Automated text analysis for consumer research. In: J. Consum. Res. 44(6), 1274–1306.

Jaakkola, E./*Becker*, L./*Panina*, E. (2022): Understanding and Managing Customer Experiences. In: Edvardsson, B./Tronvoll, B. (Hrsg.), The Palgrave Handbook of Service Management. Palgrave Macmillan, Cham, 655–675.

Kahneman, D./*Tversky*, A. (1979): Prospect Theory : An Analysis of Decision under Risk. Econometrica 47(2), 263–292.

Keiningham, T. L./*Aksoy*, L./*Bruce*, H. L./*Cadet*, F./*Clennell*, N./*Hodgkinson*, I. R./*Kearney*, T. (2020): Customer experience driven business model innovation. In: J. Bus. Res. 116, 431–440.

Klaus, P./*Maklan*, S. (2012): EXQ: A multiple-item scale for assessing service experience. In: J. Serv. Manag. 23(1), 5–33.

Klaus, P./*Maklan*, S. (2013): Towards a better measure of customer experience. In: Int. J. Mark. Res. 55(2), 227–246.

Klink, R. R./*Zhang*, J. Q./*Athaide*, G. A. (2021): Measuring customer experience management and its impact on financial performance. In: Eur. J. Mark. 55(3), 840–867.

Klopfer, L.-M./*Steul-Fischer*, M./*Zitzmann*, A. (2022): Customer Experience Management – Eine qualitative Studie zur Umsetzung in der Versicherungsbranche. In: Zeitschrift für die gesamte Versicherungswiss. 111(3), 245–276.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Knox, G./*van Oest*, R. (2014): Customer Complaints and Recovery Effectiveness : A Customer Base Approach. In: J. Mark. 78(5), 42–57.

Kranzbühler, A. M./*Kleijnen*, M. H. P./*Morgan*, R. E./*Teerling*, M. (2018): The Multilevel Nature of Customer Experience Research: An Integrative Review and Research Agenda. In: Int. J. Manag. Rev. 20(2), 433–456.

Kuehnl, C./*Jozic*, D./*Homburg*, C. (2019): Effective customer journey design: consumers' conception, measurement, and consequences. In: J. Acad. Mark. Sci. 47(3), 551–568.

Kumar, V./*Reinartz*, W. (2016): Creating enduring customer value. In: J. Mark. 80(6), 36–68.

Landis, J. R./*Koch*, G. G. (1977): The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. Biometrics 33(1), 159–174.

Lemon, K. N./*Verhoef*, P. C. (2016): Understanding Customer Experience Throughout the Customer Journey. In: J. Mark. 80(6), 69–96.

Mangei, T. (2019): Entwicklungstendenzen und Herausforderungen in der Versicherungswirtschaft. In: Reich, M./Zerres, C. (Hrsg.), Handbuch Versicherungsmarketing. Springer, Berlin/Heidelberg, 139–151.

Masterson, M. (2014): Speech Analytics Gets Real (Time). Speech Technol. 19(4), 30–33.

MAXQDA (2020): MAXQDA 2020 Manual, https://www.maxqda.com/de/download/manuals/MAX2020-Online-Manual-Complete-DE.pdf [20.02.2023].

Mayer-Vorfelder, M. (2012a): Customer Experience Management im Dienstleistungsbereich – Konzeption eines entscheidungsorientierten Managementansatzes. In: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.), Customer Experience. Gabler Verlag, Wiesbaden, 133–157.

Mayer-Vorfelder, M. (2012b): Kundenerfahrungen im Dienstleistungsprozess – Eine theoretische und empirische Analyse. Gabler Verlag, Wiesbaden.

Mayring, P. (2022): Qualitative Inhaltsanalyse. Grundlagen und Techniken. Beltz, Weinheim.

Mayring, P./*Fenzl*, T. (2019): Qualitative Inhaltsanalyse. In: Baur, N./Blasius, J. (Hrsg.), Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung. Springer VS, Wiesbaden, 633–648.

McColl-Kennedy, J. R./*Gustafsson*, A./*Jaakkola*, E./*Klaus*, P./*Radnor*, Z. J./*Perks*, H./*Friman*, M. (2015): Fresh perspectives on customer experience. In: J. Serv. Mark. 29(6/7), 430–435.

McColl-Kennedy, J. R./*Zaki*, M. (2022): Measuring and Managing Customer Experience (CX): What Works and What Doesn't. In: Edvardsson, B./Tronvoll, B. (Hrsg.), The Palgrave Handbook of Service Management. Palgrave Macmillan, Cham, 729–744.

McColl-Kennedy, J. R./*Zaki*, M./*Lemon*, K. N./*Urmetzer*, F./*Neely*, A. (2019): Gaining Customer Experience Insights That Matter. In: J. Serv. Res. 22(1), 8–26.

Meyer, C./*Schwager*, A. (2007): Understanding Customer Experience. Harv. Bus. Rev. 85(2), 116–126.

Moorman, C. (2021): Transformation of Marketing: Emerging Digital, Social, and Political Trends, https://cmosurvey.org/wp-content/uploads/2021/02/The_CMO_Survey-Highlights_and_Insights_Report-February-2021.pdf [07.02.2023].

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Morgan, B. (2019): The 20 Best Customer Experience Metrics For Your Business, https://www.forbes.com/sites/blakemorgan/2019/07/29/the-20-best-customer-experience-metrics-for-your-business/?sh=38cc2c6e58cc [27.02.2023].

Neslin, S. A./*Gupta*, S./*Kamakura*, W./*Lu*, J./*Mason*, C. H. (2006): Defection detection: Measuring and understanding the predictive accuracy of customer churn models. In: J. Mark. Res. 43(2), 204–211.

Neureiter, M. (2020): Mit Daten zur intelligenten Churn Prevention – Prädiktives Kundenbeziehungsmanagement am Beispiel moderner Kündigungsprävention. In: Stadelmann, M./Pufahl, M./Laux, D. (Hrsg.), CRM goes digital. Springer Gabler, Wiesbaden, 169–180.

NTT (2021): Global Customer Experience Benchmarking Report. Crossing the CX divide: leading from a new baseline, https://www.millennium1solutions.com/wp-content/uploads/2022/01/2021-Global-Customer-Experience-Benchmarking-Report.pdf [21.01.2023].

O'Connor, C./*Joffe*, H. (2020): Intercoder Reliability in Qualitative Research: Debates and Practical Guidelines. In: Int. J. Qual. Methods. 19, 1–13.

Oliver, R. L. (2010): Satisfaction. A Behavioral Perspective on the Consumer. Sharpe, New York

Oster, O. (2019): Customer Experience – die Königsdisziplin. In: Reich, M./Zerres, C. (Hrsg.), Handbuch Versicherungsmarketing. Springer, Berlin/Heidelberg, 171–191.

Palmer, A. (2010): Customer experience management: a critical review of an emerging idea. In: J. Serv. Mark. 24(3), 196–208.

Polanyi, L./*Zaenen*, A. (2006): Contextual valence shifters. In: Shanahan, J. G./Qu, Y./Wiebe, J. (Hrsg.), Computing Attitude and Affect in Text: Theory and Applications. Springer, Dordrecht, 1–10.

Rädiker, S./*Kuckartz*, U. (2019): Analyse qualitativer Daten mit MAXQDA. Text, Audio und Video. Springer VS, Wiesbaden.

Rafferty, K. (2020): Die Digitalisierung des Kundenkontakts im Gesundheitswesen. In: Stadelmann, M./Pufahl, M./Laux, D. (Hrsg.), CRM goes digital. Springer Gabler, Wiesbaden, 329–341.

Reichheld, F. F. (2003): The One Number You Need to Grow. In: Harv. Bus. Rev. 81(12), 46–54.

Remus, R./*Quasthoff*, U./*Heyer*, G. (2010): SentiWS – A publicly available German-language resource for sentiment analysis. In: Proceedings of the 7th International Conference on Language Resources and Evaluation, LREC 2010, S. 1168–1171.

Roggeveen, A. L./*Rosengren*, S. (2022): From customer experience to human experience: Uses of systematized and non-systematized knowledge. In: J. Retail. Consum. Serv. 67, 1–7.

Russom, P. (2011): Big data analytics. In: TDWI best Pract. report, fourth Quart. 19, 1–34.

Schleier, J./*Hauser*, J. (2020): Disruptive Kundeninteraktion durch Stimmen- und Spracherkennung für Banken und Versicherungen. In: Stadelmann, M./Pufahl, M./Laux, D. D. (Hrsg.), CRM goes digital. Springer Gabler, Wiesbaden, 207–217.

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/

Schmitt, B. (2009): Customer Experience Management. In: Bruhn, M./Esch, F.-R./Langner, T. (Hrsg.), Handbuch Kommunikation. Gabler, Wiesbaden, 697–712.

Schmitt, B./*Zarantonello*, L. (2013): Consumer experience and experiential marketing: A critical review. In: Rev. Mark. Res. 10, 25–61.

Siegel, M./*Alexa*, M. (2020): Sentiment-Analyse deutschsprachiger Meinungsäußerungen. Grundlagen, Methoden und praktische Umsetzung. Springer Vieweg, Wiesbaden.

Sivarajah, U./*Kamal*, M. M./*Irani*, Z./*Weerakkody*, V. (2017): Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. In: J. Bus. Res. 70, 263–286.

Sutor, T. (2019): Theoretische Grundlagen des Versicherungsmarketing. In: Reich, M./Zerres, C. (Hrsg.), Handbuch Versicherungsmarketing. Springer, Berlin/Heidelberg, 15–33.

Tueanrat, Y./*Papagiannidis*, S./*Alamanos*, E. (2021): Going on a journey: A review of the customer journey literature. In: J. Bus. Res. 125(1), 336–353.

Verhoef, P. C./*Lemon*, K. N./*Parasuraman*, A./*Roggeveen*, A./*Tsiros*, M./*Schlesinger*, L. A. (2009): Customer Experience Creation: Determinants, Dynamics and Management Strategies. In: J. Retail. 85(1), 31–41.

Villarroel Ordenes, F./*Theodoulidis*, B./*Burton*, J./*Gruber*, T./*Zaki*, M. (2014): Analyzing Customer Experience Feedback Using Text Mining: A Linguistics-Based Approach. In: J. Serv. Res. 17(3), 278–295.

Wortschatz Leipzig (2018): Downloadseite des Projekts Deutscher Wortschatz / Leipzig Corpora Collection, https://wortschatz.uni-leipzig.de/de/download [22.03.2023].

Xiang, Z./*Schwartz*, Z./*Gerdes*, J. H./*Uysal*, M. (2015): What can big data and text analytics tell us about hotel guest experience and satisfaction? In: Int. J. Hosp. Manag. 44, 120–130.

Xiong, S./*Wang*, R./*Huang*, X./*Chen*, Z. (2022): Multidimensional Latent Semantic Networks for Text Humor Recognition. In: Sensors 22(15), 1–15.

Zaki, M./*McColl-Kennedy*, J. R./*Neely*, A. (2021): Using AI to Track How Customers Feel – In Real Time. https://hbr.org/2021/05/using-ai-to-track-how-customers-feel-in-real-time [10.03.2023].

DOI https://doi.org/10.3790/zverswiss.2024.1430801 | Generated on 2025-07-24 00:32:50
OPEN ACCESS | Licensed under CC BY 4.0 | https://creativecommons.org/about/cclicenses/