



HOCHSCHULE RUHR WEST  
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Studiengang „Internationale Wirtschaft – Emerging Markets“

In Mülheim an der Ruhr

## **BACHELORARBEIT**

Determinanten für Investitionen in KI

Eine empirische Analyse am Beispiel von Voicebots

Vorgelegt von:

Frau Zarina Vakufac mit der

Matrikel-Nr.: 10010225

Eingereicht bei:

Erstgutachter: Prof. Dr. Michael Vogelsang

Zweitgutachter: Prof. Dr. Sonja Schade

Abgabetermin: 10.05.2022

## Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis .....	I
Abbildungsverzeichnis .....	III
Tabellenverzeichnis .....	IV
Abkürzungsverzeichnis .....	V
Symbolverzeichnis .....	VI
1. Einleitung .....	1
2. Marktüberblick und technologische Grundlagen .....	3
2.1 Formen der Kundenkommunikation .....	3
2.1.1 E-Mail .....	4
2.1.2 Social Media .....	4
2.1.3 Chatbot .....	5
2.1.4 Mensch-zu-Mensch-Kommunikation .....	6
2.1.5 IVR .....	7
2.2 Künstliche Intelligenz .....	8
2.2.1 Definition und historischer Hintergrund .....	8
2.2.2 Charakteristiken der KI .....	10
2.2.3 Machine Learning .....	10
2.2.4 Deep Learning .....	12
2.2.5 NLP .....	14
2.3 Voicebot im Kundenservice .....	16
2.3.1 Definition .....	16
2.3.2 Voicebot-Arten .....	17
2.3.3 Voicebot-Anbieter .....	18
3. Theoretische Grundlagen .....	20
3.1 Grundlagen einer Investitionsentscheidung .....	21
3.2 Kennzahlenanalyse .....	22
3.2.1 OEE .....	23
3.2.2 ROI .....	25
3.2.3 Break-even-Analyse .....	26
3.2.4 TCO .....	27
3.2.5 Cost per contact .....	28
3.3 Statistische Thesenüberprüfung mittels eines Kontingenzkoeffizienten .....	29
4. Simulationsanalyse einer Investitionsentscheidung .....	30
4.1 Datengrundlage .....	30
4.2 Berechnung für die Investitionsentscheidung .....	34
4.2.1 Produktivität .....	34
4.2.2 Rentabilität .....	37
4.2.3 Break-even-Point .....	38
4.2.4 TCO .....	39
4.2.5 Cost per contact .....	40
4.3 Zentrale Ergebnisse .....	41
5. Empirische Analyse nach Unternehmensgröße .....	42
5.1 Datengrundlage .....	42
5.2 Analyse des statistischen Zusammenhangs .....	43
6. Zusammenfassung .....	45
Literaturverzeichnis .....	47

Anhang A: Datengrundlage für Simulationsanalyse .....	52
Anhang B: Datengrundlage für empirische Analyse.....	54
Anhang B.1    Unternehmensgröße wenige Kundenzahl.....	54
Anhang B.2    Unternehmensgröße mittelviele Kundenzahl .....	55
Anhang B.3    Unternehmensgröße viele Kundenzahl.....	56

## Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Künstliches neuronales Netz .....	13
Abbildung 2: Konstruktion eines Voicebots .....	18
Abbildung 3: Aufgaben innerhalb eines Voicebots von Google Dialogflow und Tenios .....	20
Abbildung 4: Berechnungsschema der OEE .....	24

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Quantitative Daten eines Voicebots in Deutschland.....	32
Tabelle 2: Hilfstabelle für Arbeitstageberechnung.....	32
Tabelle 3: Daten zum realen Mitarbeiter .....	33
Tabelle 4: OEE-Vergleich der zwei Einsatzalternativen .....	37
Tabelle 5: Erforschte Werte in der Häufigkeitstabelle .....	43
Tabelle 6: Erwartete Werte für den Kontingenzkoeffizienten .....	44
Tabelle 7: Chi-Quadrat Werte für den Kontingenzkoeffizienten .....	44

## Abkürzungsverzeichnis

Abb.	Abbildung
AG	Aktiengesellschaft
AI	Artificial Intelligence
API	Application-programming-interface
d	divers
DL	Deep Learning
dsb.	dieselbe
ed.	edition
engl.	Englisch
etc.	et cetera
IVR	Interactive-voice-response
KG	Kommanditgesellschaft
KGaA	Kommanditgesellschaft auf Aktien
KI	Künstliche Intelligenz
KNN	Künstliches Neuronales Netz
KPI	Key-performance-indicator
m	männlich
ML	Machine Learning
Min.	Minute
NLG	Natural-language-generation
NLP	Natural-language-processing
NLU	Natural-language-understanding
oHG	offene Handelsgesellschaft
OECD	Organisation for economic co-operation and development
OEE	Overall-equipment-effectiveness
o. E.	ohne Erscheinungsort
o. J.	ohne Jahr
o. S.	ohne Seite
ROI	Return-on-investment
S.	Seite
s.	siehe
SE	Societas Europaea (Europäische Gesellschaft)
Std.	Stunde
TCO	Total cost of ownership
u. a.	und andere
vgl.	Vergleiche
VPA	Virtual Personal Assistants
VuMA	Verbrauchs- und Medienanalyse
w	weiblich
z. B.	zum Beispiel

## Symbolverzeichnis

A	Verfügbarkeitsgrad
P	Leistungsgrad
Q	Qualitätsgrad
$\bar{x}$	Arithmetischer Mittelwert
n	Anzahl der Werte
$x_j$	Merkmalswerte
$N^2$	Chi-Quadrat
C	Kontingenzkoeffizient
$C^n$	Normierter Kontingenzkoeffizient
$C_{\max}$	Korrekturfaktor
$k_v$	Variable Kosten pro Stück
$K_v$	Gesamte variable Kosten
$K_f$	Fixkosten
M	kleinste Anzahl an Merkmalen

## 1. Einleitung

Aufgrund intelligenter Softwares für die Prozessautomatisierung ist es möglich die regelbasierten Geschäftsprozesse zwischen den geschäftlichen Anwendungen mit Robotern zu automatisieren. Ob Amazon Alexa oder Apple Siri – Sprachassistenten in privaten Haushalten in Deutschland sind keine Seltenheit mehr. Einer Bitkom-Studie zufolge sind derzeit Sprachassistenten bei Privathaushalten in Deutschland sehr beliebt (vgl. Klöss 2021, S. 23). Aus diesem Grund ist das Thema der Spracherkennung und -verarbeitung mithilfe von künstlicher Intelligenz (KI) auch bei den Unternehmen im Bereich des Kundendienstes angekommen. Dazu zählt der allseits bekannte textbasierte Chatbot, der auf jeglichen Internetseiten eines Unternehmens implementiert ist. Um diverse Kundenservices erreichen zu können, greift man im Alltag oft auf die klassischen Chatbots zurück. Aufgrund der ähnlichen Konstruktion stellt dies im Hinblick auf die Voicebots ein hochrelevantes und zukunftsorientiertes Thema dar. Aktuell werden im telefonischen Kundenservice häufig „Interactive-voice-response (IVR)“-Systeme eingesetzt (s. Anhang B). Jedoch erfüllt ein IVR-System nicht die gleichen menschlichen Bedürfnisse wie der direkte, synchrone und persönliche Kontakt zum Unternehmen, der bei einem Voicebot der Fall ist. Ein weiterer positiver Aspekt des Voicebot-Systems ist die Fähigkeit, dass der Kunde<sup>1</sup> das Gespräch führen kann und er somit eine kleine Machtposition hat. Durch den auffallenden Kostenvorteil einer Automatisierung der telefonischen Kundenbetreuung ist das Thema für eine Investition äußerst interessant und von hoher Bedeutung. Doch wie ist das alles in der heutigen Zeit möglich? Durch die „Big-Data-Welle“, den Aufschwung des Internets auf Smartphones und die steigende Rechenleistung, die vor einigen Jahrzehnten noch unrealisierbar waren, bewirkte die KI einen wiederholten Durchbruch (vgl. Culotta/Hartmann/Ten-Cate 2020, S. 5). Auf dieser Grundlage folgte auch die Entfaltung der künstlichen neuronalen Netze (KNN). Anhand derer waren Systeme in der Lage, ohne mathematische Rechnungen und vordefinierte Regeln selbstständig zu lernen. Dies ermöglichte den Einsatz der automatisierenden Spracherkennung (vgl. dsb.). Daher untersucht diese Arbeit die Fragestellung, inwiefern sich der Einsatz eines Voicebots in der Kundenbetreuung aus wirtschaftlicher Perspektive lohnt. Das Ziel ist herauszuarbeiten, ob sich der Einsatz von Voicebots für Unternehmen eher lohnt, als dass traditionell ein realer Mitarbeiter im Kundenservice eingesetzt wird. Ein weiteres Ziel dieser Arbeit ist, falls sich der Einsatz lohnt einen Voicebot zu implementieren, zu bestimmen inwiefern sich der Einsatz lohnt. Zudem ist die Zielsetzung hier zu ermitteln,

---

<sup>1</sup> Aus Gründen der besseren Lesbarkeit wird in der vorliegenden Arbeit auf die gleichzeitige Verwendung der Sprachformen männlich, weiblich und divers (m/w/d) verzichtet. Sämtliche Personenbezeichnungen gelten gleichermaßen für alle Geschlechter.

für welche Unternehmen der Voicebot eine rentable Investition wäre. Dabei wird die Unternehmensgröße nach dem Kundenvolumen bestimmt. Das erwartete Ergebnis der Analyse ist, dass eine Einführung eines Voicebot umso eher stattfindet, je größer das Unternehmen ist. Die Kundenservicestrukturen sind in ihrer Komplexität recht einfach. Somit lässt sich begründen, dass auf Grundlage von eigenen plausiblen Annahmen eine Investitionsrechnung mithilfe von fünf „Key-performance-indicator“ (KPI) zu ermitteln ist. Durchgeführt wird eine quantitative Forschung. Dabei erfolgte zum einen eine Simulationsanalyse und zum anderen eine empirische Arbeit. Überdies war die Vorgehensweise induktiv, wodurch neue Erkenntnisse in diesem Forschungsgebiet gewonnen werden konnten. Die erforderlichen Daten für die Simulationsanalyse wurden anhand von standardisierten Fragebögen erhoben. Dabei wurden drei Voicebot-Anbieter auf dem deutschen Markt angefragt, die unabhängig voneinander dieselben Fragen beantwortet haben. Jedem Unternehmen lag der gleiche Fragebogen vor und der Zeitraum der Umfrage betrug ungefähr ein Monat. Die Daten wurden erhoben, um diese zu einem späteren Zeitpunkt für die KPI weiterverarbeiten zu können. Abschließend wurde die These im fünften Kapitel mithilfe einer statistischen Methode überprüft und anschließend mithilfe des Kontingenzkoeffizienten die Stärke des Zusammenhangs zwischen den zwei nominalen Merkmalen – Kommunikationskanal und Unternehmensgröße nach Kundenzahl – ermittelt. Die eigene empirische Analyse wurde mittels telefonischer Anfrage an 99 Unternehmen durchgeführt und in Form von drei Tabellen in Microsoft Excel erfasst. Die Tabellen veranschaulichen, welche Unternehmen welchen Kommunikationskanal im Kundenservice derzeit eingesetzt haben. Dabei wurden die 99 Unternehmen nach Kundenzahl in drei Kategorien – *wenige Kunden, mittelviele Kunden und viele Kunden* – unterteilt. Die vorliegende Arbeit ist folgendermaßen aufgebaut. Sie beginnt mit der Einleitung, in der das Forschungsgebiet und die Fragestellung eingegrenzt werden, die Motivation der Forschung und die Zielsetzung und die Vorgehensweise aufgeführt werden. Das zweite Kapitel beginnt mit den Kommunikationskanälen, die in deutschen Unternehmen speziell im Kundenservicebereich verwendet werden. Im Hauptteil des zweiten Kapitels ist die Analyse der grundlegenden Literatur zum Thema KI. Außerdem geht es im letzten Teil des zweiten Kapitels darum wie ein Voicebot aufgebaut ist. Zudem wird im letzten Teil ein Überblick über den Markt im Hinblick auf den Voicebot verschafft. Anschließend folgt das dritte Kapitel, das den theoretischen Rahmen beinhaltet und der Vorgehensweise zur Beantwortung der Forschungsfrage dient. Anschließend wird im vierten Kapitel die Analyse anhand der fünf KPI durchgeführt. Zuletzt wird ein Indikator, der die Stärke des Zusammenhangs zwischen den Kommunikationskanälen und der Kundenzahl aufzeigt, dargelegt. Dabei wird das vierte Kapitel und das fünfte Kapitel mit einer Datengrundlage eingeleitet, da die erhobenen Daten für die Durchführung der Analyse essenziell sind. Am Ende des vierten Kapitels wurden die zentralen Ergebnisse der Analyse zusammengefasst. In

Kapitel 5 geht es um die aufgestellte These, die anhand von einer eigenen empirischen Analyse untermauert und überprüft wird. Dabei wird diese entweder verifiziert oder falsifiziert. Anschließend wird der statistische Zusammenhang der beiden nominalen Variablen bestimmt. Im Schlussteil dieser Arbeit wird die Forschungsfrage ein wiederholtes Mal aufgestellt, um alle nennenswerten Informationen auf einem Blick darzustellen. Anschließend werden die wichtigsten Ergebnisse aus der Arbeit vorgestellt und mittels dieser Ergebnisse wird die Forschungsfrage beantwortet. Im abschließenden Teil der gesamten Arbeit wird eine kritische Reflexion der Arbeit und der weitere Forschungsbedarf bestimmt.

## **2. Marktüberblick und technologische Grundlagen**

### **2.1 Formen der Kundenkommunikation**

Um einen groben Überblick zu verschaffen, werden in diesem Kapitel die verschiedenen Kommunikationskanäle im Kundenservice erläutert. Aus Praktikabilitätsgründen befasst sich die vorliegende Arbeit mit digitalisierten Kommunikationskanälen. Daher kann keine umfassende Übersicht über den Face-to-face-Kundenservice und den Postschriftverkehr gegeben werden. Im Anschluss an den schriftlichen Kundenservice werden zwei telefonische Kommunikationskanäle erläutert. Zuerst wird dargestellt, welche Bedeutung der telefonische Kommunikationskanal im Kundenservice hat. Die Studie „Den Markt im Blick – Basisinformationen für fundierte Mediaentscheidungen“ von Verbrauchs- und Medienanalyse (VuMA) stellte für das Jahr fest, dass 88,8 % (vgl. VuMA 2022, S. 40) der Befragten ein Smartphone besitzen und somit auch generell Kontakt mit einem Unternehmen telefonisch aufnehmen können. Ein Internetzugang für einen Kundenanruf wird für die telefonische Kontaktaufnahme nicht vorausgesetzt. Während bei dem Chatbot für die Kontaktaufnahme auf Kundenseite ein Internetzugang benötigt, um auf die Website des Unternehmens zu gelangen, ist das beim Voicebot nicht erforderlich. Das bedeutet, dass an diesem Punkt eine telefonische Kontaktaufnahme zum Kundenbereich nicht scheitern kann. In der Studie „Customer Experience Trends 2020“ von Zendesk gaben 66 % (vgl. Zendesk o. J., S.12) der befragten Kunden an, dass sie beim Lösen eines Problems grundsätzlich zum Telefon greifen. Damit ist der telefonische Kundenservice der beliebteste Kommunikationskanal. Des Weiteren wurden Kunden in derselben Studie befragt, was für sie einen guten und einen schlechten Kundenservice ausmacht. Mehr als die Hälfte der Befragten gaben an, dass sie sich in den lästigen Wartezeiten und durch die der Warteschleifenmusik bei der Kontaktaufnahme mit einem Kundenservicemitarbeiter genervt fühlen. Die Kunden erwarten hier eine schnelle Antwort und wollen ihr Problem schnell lösen. Die 24/7-Verfügbarkeit eines Kundendienstes wirkt sich laut der erwähnten Studie sehr positiv auf die Kunden aus. Eine Echtzeitbearbeitung des Anliegens bedeutet für die Kunden eine gute Kundenbetreuung

(vgl. Zendesk o. J., S. 8). Dazu greift die Studie auch auf das Thema des Selfservice auf. Ein IVR-System und der Voicebot könnten hier als Lösung dienen. Diese beiden automatisierten Möglichkeiten werden im Kapitel 2.1.5 und 2.3 erläutert. Nachfolgend werden anfangs drei textbasierte Kommunikationskanäle für den Kundenservice beschrieben. Aufgrund der übereinstimmenden Grundlage eines KI-Chatbots und eines KI-Voicebots, wird in diesem Unterkapitel der Fokus auf Chatbots gerichtet.

### 2.1.1 E-Mail

Der Großteil aller Unternehmen in Deutschland besitzt eine E-Mail-Adresse und diese wird häufig im B2B-Business genutzt. In einer Studie aus dem Jahr 2019 gaben 49 % (vgl. Zendesk o. J., S.12) der Befragten an, den Kundenservice bei Problemen per E-Mail zu kontaktieren. Das kann die folgenden Vorteile mit sich bringen. Zum einen ist vergleichsweise viel Zeit für die Erstellung des Anliegens in einer E-Mail vorhanden und der Kunde kann so den Text detailliert ausformulieren. Dies könnte jedoch auch ein Nachteil darstellen, da die Kunden mehr Zeit einplanen müssen. Zum anderen können internationale Kunden ohne zusätzliche Kosten Unternehmen per E-Mail kontaktieren, was zum Beispiel bei einem Telefonat kostenpflichtig sein könnte. Die Kehrseite einer E-Mail-Kundenbetreuung ist die hohe Aufnahmebereitschaft von Fehlinterpretationen. Des Weiteren stellen die Unmengen an Mails, die keine Relevanz für das Geschäftsgeschehen haben, einen Minuspunkt dar, denn wichtige Mails können dementsprechend untergehen.

### 2.1.2 Social Media

Ein relativ neuer Kommunikationsweg für den Kundenservice sind Social-Media-Kanäle. Beispiele sind Plattformen wie unter anderem Facebook, Twitter und Instagram. Da auch Social-Media-Marketing immer interessanter wird, sind viele Unternehmen auch auf den Plattformen vertreten und können diese als Kommunikationskanal nutzen. Für Unternehmen kann Social Media profitabel sein, zumal die Plattformen für Werbung genutzt werden und Kunden darüber die Unternehmen kontaktieren können. In der Studie von Zendesk gaben 9 % (vgl. Zendesk o. J., S. 12) der Befragten an, dass sie den Kundenservice über eine Social-Media-Plattform kontaktieren. In der Relation ist dies vergleichsweise ein geringer Anteil. Da der Großteil (vgl. Rohleder 2018, S. 2) der Internetnutzer ohnehin Social Media privat nutzt, müsste dies ein Grund dafür sein, dass die Kunden aus Bequemlichkeit den Kundenservice ebenfalls auf diesem Weg kontaktieren. Jedoch könnten die Kunden aufgrund der langen Antwortzeiten des Kundenservices diesen nicht weiter über Social Media ansprechen, wodurch sich dann der geringe Anteil an Erfahrung seitens der Kunden ergibt. Für Unternehmen kann das kontraproduktiv sein, denn Menschen können Instagram et cetera (etc.) nutzen, um sich bei den Ersten zu beschweren. Dies kann als eine Nachricht an das Unternehmen aber auch öffentlich

unter Beiträgen erfolgen, wie es der Fall von „Nestlé“ und in Bezug auf die Verwendung von Palmöl (vgl. Peer 2018, o. S.) gezeigt hat. Öffentliche Kommentare können zu so einem sogenannten „Shitstorm“ führen und dem Unternehmen mehr Schaden als Nutzen bringen.

### 2.1.3 Chatbot

Ein Chatbot ist ein textbasiertes Dialogsystem und wird oft auch als virtueller Assistent bezeichnet. Demzufolge entsteht eine textbasierte Kommunikation zwischen einem Menschen und einem Roboter (vgl. Krüger 2021, S. 304). Chatbots sind meistens auf den Internetseiten des jeweiligen Unternehmens implementiert. 24 % (vgl. Zendesk o. J., S. 12) der Befragten gaben in einer Studie von 2020 an, bei Problemen den Kundenservice über einen Chatbot zu kontaktieren. In dieser Arbeit lassen sich Chatbots in zwei Arten unterscheiden. Zum einen existieren Chatbots, die regelbasiert sind, das heißt, der Bot nutzt ein Skript mit vorher bestimmten Fragen und Antworten, die auch als eine Regel für den Bot gelten (vgl. Jurafsky/Martin 2009, S. 7). Das System kann nicht aus vorherigen Anfragen lernen und dies auf weitere Vorgänge anwenden. Das wiederum bedeutet, dass hier kein „Machine learning“ (ML)-Verfahren eingesetzt wird. Aufgrund der eingeschränkten Fähigkeit ist es sinnvoll die regelbasierten Chatbots bei einfachen und standardisierten Aufgaben einzusetzen. Zum anderen bestehen fortgeschrittene Chatbots die auf „Natural-language-processing“ (NLP) basieren und die mithilfe von Machine Learning die Fähigkeit haben, aus vorherigen Vorgängen zu lernen und dies auf weitere Vorgänge anzuwenden. Das heißt, der fortgeschrittene Chatbot verbessert sich und bleibt nicht auf einem Wissenslevel. Zusätzlich können sich die fortgeschrittenen Chatbots mithilfe von „Application-programming-interface“ (API) mit einer Datenbank eines Unternehmens verbinden und so Kundendaten nutzen sowie bearbeiten (vgl. Gao/Galley/Li 2019, S. 7–9 und Jurafsky/Martin 2009, S. 9–10). APIs sind standardisierte Softwareschnittstellen, welche in der eigenen Geschäftsanwendung eingebunden werden können. Das API bildet dementsprechend die Schnittstelle zwischen dem Softwaresystem und dem Gerätebestand eines Unternehmens. Dadurch sind Programme in der Lage, neue Dienste und Nutzungen zu erschaffen, die mit anderen Softwares verbunden werden können (vgl. Ayres u. a. 2012, S. 171). Laut Deloitte Digital ist in naher Zukunft abzusehen, dass sich die künstliche Intelligenz in Richtung der starken KI wenden und sich so ein weiter fortgeschrittener Chatbot entwickeln wird. Dieser würde die Umgebung wie ein Mensch verstehen und wie das menschliche Gehirn die bevorstehenden Vorgänge lösen (vgl. Bakhshi 2018, S.14). Aufgrund der Automatisierung ist der KI-Chatbot eine nachhaltige Art, die Fragen der Kunden zu beantworten. Außerdem ist dieser ideal für die bestmögliche User Experience im Kundenservice. ELIZA ist der erste veröffentlichte Chatbot und das wichtigste Dialogsystem in der Geschichte des Teilgebiets. Der Chatbot ist ein Beispiel eines regelbasierten Chatbots (vgl. Jurafsky/Martin 2009, S. 7). Laut

Weizenbaum sollte ELIZA eine Konversation mit einem Psychotherapeuten simulieren. Die Benutzer von ELIZA konnten ihre Probleme in einen Computer eingeben. Das System ging dann die Wörter durch und realisierte, ob das Wort aus dem Wörterbuch bekannt oder nicht bekannt ist. Das bedeutet, wenn der Nutzer dem Psychotherapeuten ELIZA mitteilt, er habe Streit mit seiner Mutter, erkennt das System anhand des strukturierten Wörterbuches, dass das Wort „Mutter“ einen Bezug zu dem Wort „Familie“ hat. Demnach kann eine Antwort in Bezug auf „Mutter“ geliefert werden, indem ELIZA in der Antwort das Wort „Familie“ erwähnt. Sofern dem Wörterbuch bestimmte Wörter nicht bekannt waren, reagierte ELIZA mit einer Ausweichantwort und forderte den Nutzer auf, das Anliegen erneut zu erklären. Indem andere Wörter durch den Nutzer hinzukamen, konnte ELIZA im besten Fall darauf bezogene Antworten liefern (vgl. Weizenbaum 1966, S. 36 ff.). ELIZA war der Antrieb für die Weiterentwicklungen von Chatbots, die auf Machine Learning basieren. Darüber hinaus sind diese Bots für den Aufstieg des NLP verantwortlich. Der „Clippy“ oder „Karl Klammer“ von Microsoft aus den frühen 1990er-Jahren stellte tatsächlich auch einen digitalen intelligenten Assistenten dar. Die Büroklammer war damals mit dem gesamten Microsoft-Office-Know-how ausgerüstet. Im Jahr 2016 stellte Microsoft sowohl Softwares und Tools für den Aufbau von Chatbots als auch den bekanntesten Chatbot „Tay“ vor. Dieser basierte auf Machine Learning und wurde aufgrund von rassistischen und diskriminierenden Beiträgen bei Twitter nach nur 16 Stunden (Std.) aus dem Betrieb genommen. Diese zeigte, welche Folgen ein unüberwachter Lernvorgang eines virtuellen Assistenten, der über Machine Learning selbst lernt, haben kann (vgl. Krüger 2021, S. 304).

#### 2.1.4 Mensch-zu-Mensch-Kommunikation

Die traditionellste und einfachste Form, um den Kundenservice eines Unternehmens telefonisch kontaktieren zu können, ist die Mensch-zu-Mensch-Kommunikation. Das Telefon als Kommunikationsform erfüllt entscheidende menschliche Bedürfnisse wie den direkten, synchronen und persönlichen Kontakt zum Unternehmen. Hierbei kann sich der Verbraucher in eigenen Worten äußern und so sein Anliegen direkt mitteilen. Durch die Eins-zu-eins-Skalierbarkeit ist es dem Mitarbeiter möglich, Änderungen und Anpassungen an den Verbraucher parallel vorzunehmen. Bei einem hohem Kundenaufkommen werden mehrere Mitarbeiter im Kundenservice benötigt, was auch als Nachteil zu hohen Servicekosten für ein Unternehmen führen kann. Da ein Mitarbeiter nicht zwei Anrufe gleichzeitig erledigen kann, werden dementsprechend einige Verbraucher in Warteschlangen versetzt, wodurch die Kundenzufriedenheit sinkt. Für den Mitarbeiter ist es in der Mensch-zu-Mensch-Interaktion vergleichsweise einfacher als beispielsweise bei einem schriftlichen Kommunikationskanal, Emotionen zu erkennen. Ein großer Nachteil der einfachen Mensch-zu-Mensch-Konversation ist das lange Warten in

der Warteschleife inklusiver lästiger Melodien, was den Großteil der Kunden stark verärgert (vgl. Zendesk o. J., S. 8). Des Weiteren kann der Mensch-zu-Mensch-Kundenservice zu störenden Hintergrundgeräuschen führen, da bei hohem Kundenaufkommen mehrere Mitarbeiter gleichzeitig tätig sind und sich meistens im selben Büro sich aufhalten.

### 2.1.5 IVR

Das Schema eines IVR-Systems ist ganz einfach. Allgemein bekannt sind die Optionsmöglichkeiten am Anfang einer Kontaktaufnahme einer Kundenservicehotline, wenn man nicht direkt zu einem realen Mitarbeiter zum Gespräch geleitet wird, sondern vielmehr per Tastatur eine Auswahl tätigen muss. IVR ist ein Sprachdialogsystem im telefonischen Kundenservice, das in der Lage ist, Informationen an den Kunden weiterzugeben und Dienste für diesen erledigen, die auf dem Computer beziehungsweise der Datenbank des Systems als Schnittstelle zur Verfügung stehen. Zudem kann es den Kunden an einen Servicemitarbeiter in der ausgewählten Unternehmensabteilung weiterleiten. Der Kunde gelangt somit direkt zum richtigen Mitarbeiter und muss sich nicht mehrmals wiederholen. IVR-Systeme funktionieren hauptsächlich per Wahl taste auf dem Telefon (vgl. Jokinen/McTear 2010, S. xi–xii). Eine Beispielansage könnte folgendermaßen aussehen: *„Drücken Sie bitte für Vertrieb die -1-, für Support drücken Sie jetzt bitte die -2- ...“*. Aufgrund der Weiterentwicklung in der Computerlinguistik ist es heute möglich, IVR-Systeme anhand einer Spracheingabe einzusetzen. Das Spracheingabeverfahren kann nur für verbale Schlagwörter dienen, da das Sprachdialogsystem nicht auf NLP basiert (vgl. Jokinen/McTear 2010, S. xi–xii). Eine Beispielansage für dieses Verfahren könnte wie folgt gestaltet sein: *„Für Fragen im Bereich Vertrieb sagen Sie bitte -Vertrieb-, für Fragen im Bereich Support sagen Sie jetzt bitte -Support- ...“* oder *„Für Fragen im Bereich Vertrieb sagen Sie bitte -1-, für Fragen im Bereich Support sagen Sie jetzt bitte -2- ...“*. Ein IVR-System kann als ein Selfservice exemplarisch für einen Telefonanbieter eingesetzt werden. Wie oben erwähnt, wird der Selfservice von vielen Kunden aufgrund der schnellen Bearbeitung ihres Anliegens gern gesehen (vgl. Zendesk o. J., S. 8). Ein bedeutungsvoller positiver Aspekt ist dass es durch die automatisierte Sprachausgabe zu keiner lästigen Wartezeit kommt. Wie bereits in diesem Kapitel dargelegt wurde, vermittelt die Wartezeit für die Kunden ein schlechtes Bild des Unternehmens. Doch wie funktioniert das gesamte System dahinter? Zunächst benutzt das System vorher aufgenommene Audiodateien und kann so die entsprechenden Ansagen in Form von Sprache liefern. Beim Standardverfahren werden Signale anhand von Mehrfrequenzwahlverfahren an Telefonanlagen, die von Anbietern und Callcenterdienstleistern fest installiert sind, übertragen. Das Mehrfrequenzwahlverfahren bietet die Möglichkeit, dass das Telefon und der Computer kommunizieren können. Dies geschieht mit dem Tastendruck, den die Kunden einsetzen, um den Selfservice zu benutzen oder an die richtige

Abteilung weitergeleitet zu werden. Das heißt, ein IVR-System führt den Kunden durch einen vorher definierten Entscheidungsbaum. Somit leitet das IVR-System über ein Frage- und Antwort-System durch das festgelegte Gesprächsschema. Moderne Voicebots hingegen können auf den Menschen, der den Gesprächsablauf bestimmt, reagieren (vgl. Jokinen/McTear 2010, S. 32–34 und Aust u. a. 1995, S.251– 256). Außerdem basiert ein fortgeschrittenes Sprachdialogsystem auf einer aktualisierten Datenbank des Unternehmens, um so tagesaktuelle Informationen weitergeben zu können. Ein Unternehmen benötigt für den Einsatz eines IVR-Systems eine unterstützende Infrastruktur wie beispielsweise die Verbindung zwischen Telefon- und EDV-Infrastruktur. Dadurch kann der Selfservice von Kunden in Anspruch genommen werden. Des Weiteren besteht ein IVR-System auf einer Anwendungssoftware, die dazu dient, dass alle Anrufer an das IVR-System geleitet werden (vgl. Jokinen/McTear 2010, S. xii). Unternehmen können sich das IVR-System bei den entsprechenden Anbietern gegen eine monatliche Gebühr implementieren lassen. Eine weitere Möglichkeit ist, das IVR-System im eigenen Unternehmen selbst anzubinden, indem die benötigte Software angekauft wird. Die Wahrscheinlichkeit ist relativ hoch, dass diese Möglichkeit günstiger ist, erfordert ab IT-Wissen und die entsprechende Hardware wie zum Beispiel ein Telefon und einen Rechner, die bereits bei einem Großteil der Unternehmen vorhanden sind.

## 2.2 Künstliche Intelligenz

### 2.2.1 Definition und historischer Hintergrund

In den letzten Jahren war die künstliche Intelligenz (*engl.: Artificial Intelligence (AI)*) einer der nennenswertesten Fortschritte für den digitalen Wandel. Nachfolgend werden die Begriffe Künstliche Intelligenz, Machine Learning, Deep Learning (DL) und NLP definiert, da es häufig zu fehlerhaften Interpretationen kommt. Eine allgemeine Definition für die künstliche Intelligenz existiert nicht, zumal sich diese bereits über Jahrzehnte permanent optimiert und auch weiterhin optimieren wird. Daher wurde in dieser Arbeit zum genaueren Verständnis eine geläufige Darstellung von zwei Wissenschaftlern recherchiert. Die künstliche Intelligenz ist bis in das Jahr 1950 zurückzuführen, das somit deren Geburtsjahr darstellt. Zunächst fokussierte sich die künstliche Intelligenz auf das Programmieren von Geräten wie beispielsweise von Maschinen. Heute liegt der Schwerpunkt der KI-Forschungen primär auf der Imitation des menschlichen Denkens. Die nachfolgend dargelegten Ansätze sind auf zwei namhafte Personen in der KI-Wissenschaft zurückzuführen. Alan Mathison Turing war unter anderem der Erste, der nach dem Zweiten Weltkrieg im Bereich der künstlichen Intelligenz geforscht hat. Das folgende Zitat verdeutlicht, dass die künstliche Intelligenz in Form von Computersystemen die menschlichen Intelligenzprozesse durch Maschinen imitieren kann.

*„The idea behind digital computers may be explained by saying that these machines are intended to carry out any operations which could be done by a human computer“ (Turing 1950, S. 436).*

A. M. Turing war somit der Meinung, dass Forschungen zur Programmierung von Computern sinnvoller als der weitere Ausbau von Maschinen seien. Er war ein englischer Mathematiker und entwickelte im Jahr 1950 den berühmten Turing-Test (vgl. Turing 1950, S. 433). Der Test wurde von A. M. Turing erstmals in dem Artikel *„Computing Machinery and Intelligence“* öffentlich thematisiert. Der Artikel erschien in der 59. Folge von *“Mind: A Quarterly Review of Psychology and Philosophy“*. A. M. Turing untersuchte – wie er es nannte – *„The imitation game“* und dabei die Frage, ob Maschinen überhaupt denken können (vgl. Turing 1950, S. 433). Ein weiterer Ansatz im Bereich der künstlichen Intelligenz stammt von John McCarthy, einem berühmten Informatiker und Logiker. John McCarthy definierte die künstliche Intelligenz ebenfalls als

*„the science and engineering of making intelligent machines, especially intelligent computer programs. It is related to the similar task of using computers to understand human intelligence“ (McCarthy 2004, S. 2).*

So waren beide Wissenschaftler der Meinung, die KI-Forschungen in Computersystemen zu betreiben. Allgemein betrachtet handelt es sich bei der künstlichen Intelligenz um eine entwickelte und automatisierte Rekonstruktion der menschlichen Intelligenz. Dabei versucht man, die kognitiven Funktionen eines Menschen in Systemen nachzugestalten. Das System soll mit diesen Funktionen eigenständig komplexe Aufgaben lösen und überdies intelligente Einheiten erstellen (vgl. Russell/Norvig 2003, S. 1–2). Im Zeitraum von 1970 bis 1980 wurden erstmals Datenbanken für KI-Systeme eingesetzt. Die Datenbanken können keinesfalls mit der heutigen Datenmenge von Big Data verglichen werden. Hierbei handelte es sich um Daten, die beispielsweise in einer Excel-Datei manuell eingetippt wurden. Anschließend wurden die Daten anhand von Wenn-dann-Regeln zusammengesetzt, wodurch Vorschläge und Empfehlungen angezeigt werden konnten. Diese Regeln wurden erstmals im Jahr 1980 auch im Geschäftsleben eingesetzt. In den Jahren nach diesem Erfolg haben sich Wissenschaftler kontinuierlich mit den Algorithmen beschäftigt und es entstanden konstant Erfolgserlebnisse für die Forscher. Einer der Fortschritte waren Algorithmen, die erstmals im Jahr 1990 auf mathematischen Grundlagen basierten. Diese Algorithmen vereinfachten die Anwendung aufgrund der sicheren Prognosen. Im Kontext der Verbreitung des Internets auf Smartphones und der Popularität von Social-Media-Plattformen konnten mathematische Modelle anhand der ständig steigenden Datenverfügbarkeit realisiert werden (vgl. Culotta/Hartmann/Ten-Cate 2020, S. 5).

### 2.2.2 Charakteristiken der KI

In der Wissenschaft wird die KI in drei Gruppen unterteilt: schwache KI (engl.: „*weak AI*“ oder „*narrow AI*“), starke KI (engl.: „*strong AI*“ oder „*general AI*“) und Superintelligenz (engl.: „*superintelligence*“). Bei der schwachen KI handelt es sich um Computersysteme, die die Vorgänge nach exakt vordefinierten Regeln von Mathematikern und Informatikern lösen (vgl. Turing 1950, S. 438). Das heißt, dass die schwache KI ohne die „Hilfe“ des Menschen nicht funktionstüchtig wäre. Die Systeme sind nicht in der Lage, über das, wozu sie programmiert worden sind, hinauszuwachsen. Das heißt, sie in ihrer engen Bandbreite an Fähigkeiten sind begrenzt. Beispiele der schwachen KI sind Navigationssysteme, Spracherkennungs- und Sprachverarbeitungssysteme wie beispielsweise Apple Siri und Amazon Alexa sowie Objekterkennungssysteme. Diese Kompetenzen sind überwiegend dem ML zu zuordnen. Im folgenden Kapitel wird auf das Thema ML drauf eingegangen. Der Gedanke hinter der starken KI, eine Intelligenz zu erzeugen, die das menschliche Denken imitiert und damit identisch wie das menschliche Gehirn die bevorstehenden Vorgänge löst. Das besondere Merkmal einer starken KI ist die Kombination aus dem selbstständigen Handeln, dem menschlichen Bewusstsein sowie den menschlichen Emotionen. Die höchste Einstufung der KI ist die Superintelligenz, diese steht seit nicht allzu langer Zeit zur philosophischen Debatte (vgl. Bostrom 2014, o. S.). Nick Bostrom ist ein führender Philosoph in der KI-Forschung. Im Jahr 2014 definierte er in seinem Buch „*Superintelligence: paths, dangers, strategies*“ die Superintelligenz als einen maschinellen Verstand, der die geistige Leistungsfähigkeit des Menschen in vielen nennenswerten Bereichen wie beispielsweise Kreativität und soziales Geschick weitaus übertrifft (vgl. Bostrom 2014, S. 22). Spricht man heute von KI, so ist damit in der Regel die schwache Art gemeint, da die Automatisierung von humanem Denken noch ein Zukunftsbild ist. Um von einer schwachen zu einer starken KI zu gelangen, muss die Intelligenz ohne menschliche „Hilfe“ Schritt für Schritt das Denken wie ein Mensch lernen oder dieses möglicherweise noch übertreffen.

### 2.2.3 Machine Learning

ML wurde in der Forschung erstmals in den 1980er-Jahren als ein Teilbereich der KI genannt (vgl. Mitchell 1997, S. 124). Mitchell T. M. definierte das ML wie folgt:

*“A computer program is said to learn from experience  $E$  with respect to some class of tasks  $T$  and performance measure  $P$ , if its performance at tasks in  $T$ , as measured by  $P$ , improves with experience  $E$ ” (Mitchell 1997, S. 2).*

ML funktioniert hauptsächlich mit Algorithmen. Ein Algorithmus ist ein von Menschen vorgegebener Vorgang, bei dem eine bestimmte Aufgabe nach einem fest definierten Prinzip durchgeführt werden muss. Zudem ist ein Algorithmus die Basis der Programmierung. Diese ML-

Algorithmen benötigen als Voraussetzung viele kategorisierte Datensätze (Inputs) von Menschen, um zu dem Ergebnis (Output) zu gelangen. Inputs für die Spracherkennung könnten beispielsweise Tondateien von verschiedenen sprechenden Personen sein, für die Aufgabe der Kennzeichnung von Bildern könnten es sich um verschiedene Bilder handeln. Das heißt, das System wird mit kategorisierten Daten gefüllt und lernt so, unbekannte Inputs hinterher richtig einzuordnen. Der Mensch gibt dem System nach dem Testlauf Signale, ob die Kategorisierung korrekt oder nicht korrekt war. Das ML-System kann sich aus diesen Algorithmen verschiedene Zusammenhänge selbst herleiten und diese auch kontinuierlich optimieren (vgl. Mitchell 1997, S. 2 und Culotta/Hartmann/Ten-Cate 2020, S. 7). ML-Systeme werden zum Beispiel unter anderem für Sprach- und Objekterkennung, Betrugserkennung und Erstellung von diversen Vorhersagen wie beispielsweise Umsatzprognosen und Marketingprognosen verwendet. Überdies kennt man allgemein die Überraschung, wenn das Smartphone nach den eigenen Interessen passende Suchergebnisse vorschlägt, auch hierbei handelt es sich um ML (vgl. LeCun/Bengio/Hinton 2015, S. 436). Die relevantesten Arten beim ML sind das überwachte Lernen (*engl.: supervised Learning*), das unüberwachte Lernen (*engl.: unsupervised Learning*) und das verstärkte Lernen (*engl.: reinforcement Learning*) (vgl. Russell/Norvig 2003, S. 650). Der deutliche Unterschied der drei Verfahren des ML liegt in den Voraussetzungen des Lernprozesses. Um einen Überblick darüber zu schaffen, wird nachfolgend auf alle drei Varianten eingegangen.

### Supervised Learning

Der erste Schritt des überwachten Lernens ist die Bestimmung des Datensatzes, exemplarisch ist hier eine Tabelle mit Klassifikationen. Erwähnenswert ist dabei, dass im Datensatz auch der Output der jeweiligen Information eingebunden wird. Anschließend werden die Datensätze in einen Algorithmus eingesetzt, dies könnte beispielsweise eine einfache logistische Regression oder eine Random Forest-Methode<sup>2</sup> sein. Der ML-Algorithmus kann mittels der vorherigen Vorgänge die Inputdaten mit dem Output abgleichen. Diese Funktion wird im Laufe des Vorganges selbstständig von dem ML-Algorithmus angepasst. Anhand von Beispielen, Mustern und Zusammenhängen des Inputs erkennt der Algorithmus das Ergebnis und kann dies in der Folge auf unbekannte Inputs anwenden, um so Prognosen für die Zukunft zu treffen (vgl. Russell/Norvig 2003, S. 650 ff.).

### Unsupervised Learning

Der Algorithmus in diesem Verfahren wird mit den Datensätzen „alleingelassen“ und erkennt eigenständig Muster und Zusammenhänge, die anschließend für Interpretationen der

---

<sup>2</sup> Random Forest ist eine Klassifikationsmethode, die aus mehreren Entscheidungsbäumen, die keinen Zusammenhang miteinander haben, besteht.

Optimierung von Prozessen benutzt werden können. Das heißt, es gibt keinen klaren Output, der vorhergesagt werden sollen. Daraus folgt, dass im Lernvorgang anhand der vorhandenen Datensätzen durch Verknüpfungen der direkte Output weiterer unbekannter Vorgänge geschlussfolgert werden kann. Im ersten Schritt werden die Datensätze ohne den Output an die ML-Methoden weitergeleitet. Daraufhin wird der Datensatz im Clusteralgorithmus eingesetzt, um Zusammenhänge und Gruppen zu erkennen. In der Regel wird dem Algorithmus vorgegeben, wie viele Kategorien entstehen sollen. Beispiele für das Verfahren sind Clusteranalysen sowie Systeme, die eigenständig Klassifikationen und Gruppen erstellen können. Ziel des Algorithmus ist die Erkennung von präzisen Clustern (vgl. Russell/Norvig 2003, S. 650 ff.).

### Reinforcement Learning

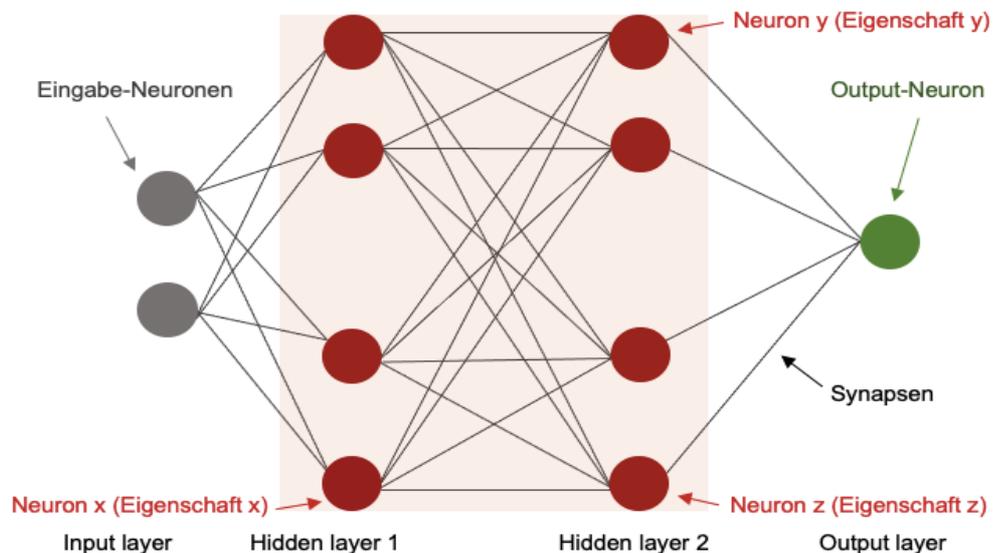
Das verstärkte Lernverfahren richtet sich nach einem Belohnungsgrundsatz. Die Hintergrundidee beim verstärktem Lernverfahren ist, dass der Algorithmus auf positiven und negativen Rückmeldungen der vorherigen Vorgänge beruht. Der Vorgang wird bis zum Endzustand mehrmals wiederholt, um so den Output kontinuierlich zu verbessern. Der Output wird bei diesem Verfahren vorher von einem Menschen vermerkt. Beim verstärktem Lernverfahren ist zu beachten, dass der Algorithmus keinen Korrekturvorschlag mitgeteilt bekommt (vgl. Russell/Norvig 2003, S. 763–764).

### 2.2.4 Deep Learning

Deep Learning ist ein Teilbereich des ML und wendet KNN an (vgl. LeCun/Bengio/Hinton 2015, S. 436). Es automatisiert den Lernvorgang der passenden Eigenschaften des Inputs, um so den korrekten Output zu gewinnen (vgl. Lee u. a. 2022, S. 140). Das Ausmaß der Entwicklung der KI im letzten Jahrzehnt ist auf die folgenden Elemente zurückzuführen. An erster Stelle ist es den DL-Systemen anhand von fortschrittlichen Algorithmen möglich, komplexere Strukturen zu bewältigen, weil die Rechenkapazitäten und die cloudbasierten Dienste zugenommen haben. Zusätzlich trägt auch die steigende Bereitstellung von Big Data aus verschiedener Datenherkunft dazu bei, dass weitere Algorithmen darauf aufbauen können und somit verbesserte Systeme entwickelt werden. Zudem treibt die hohe Anzahl der Bereitstellung von Daten zur Erfindung von neueren Algorithmen an (vgl. Lee u. a. 2022, S. 141). Das DL-System hat sich das menschliche Gehirn als Vorbild genommen. Das biologische Gehirn besteht aus 86 Mrd. Nervenzellen, den sogenannten Neuronen. Jedes biologische Neuron ist durch mehr als 1.000 Verbindungen mit den anderen Neuronen vernetzt (vgl. Azevedo u. a. 2009, S. 532 ff. und Nilsson 2009, S. 15–16). Das komplexe biologische Netz stellt die Grundlage für das Lernen, Schlussfolgern und abstraktes Denken des Menschen dar. Das künstliche Spiegelbild des biologischen Gehirns ist das KNN. Nachfolgend wird ein KNN dargestellt, um das System dahinter verständlicher zu visualisieren. Hierbei handelt es sich um ein vereinfachtes Modell.

Die Netzstruktur des KNN besteht aus mehreren verdeckten Schichten (s. rote Neuronenschicht in Abbildung (Abb.) 1), darauf geht auch der Name „Deep Learning“ zurück. Am Anfang befindet sich die Eingabeschicht (*engl. input layer*), hier findet die Erfassung von Informationen aus dem Input (s. Eingaben-Neuronen) statt, die vom System selbst von außerhalb bezogen werden (vgl. LeCun/Bengio/Hinton 2015, S. 437–438). Beispiele sind Informationen und Daten aus Social-Media-Beiträgen, tragbaren Geräten und von Behörden (vgl. Lee u. a. 2022, S. 141). Das unten abgebildete Netzwerk in der Abbildung 1 weist zahlreiche Neuronen auf, die alle miteinander vernetzt sind. Die Vernetzungen werden als Synapsen verstanden. Durch die Vernetzung gewinnt jedes Neuron an Gewichtung und anhand von Multiplikation entstehen Matrizen. Wenn der Output für die Maschine die Erkennung eines Gesichtes auf einem Bild sein soll, bearbeitet jedes einzelne Neuron (s. Abb. 1 die roten Punkte) ein Untergebiet wie zum Beispiel (z. B.) die Augen und übergibt anhand von Gewichtungen der Synapsen an das nächste Neuron weiter, bis es bis zum Output gelangt. Das heißt, dass der Input in jedem einzelnen Neuron auf jeweils eine Eigenschaft geprüft wird (vgl. LeCun/Bengio/Hinton 2015, S. 437–438).

Abbildung 1: Künstliches neuronales Netz



Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an LeCun/Bengio/Hinton (2015), S.437.

Die Systeme benötigen keine vorher vom Menschen kategorisierten Datensätze, wie es bei ML-Systemen der Fall ist (s. Kapitel 2.2.3, denn das System erfordert wesentlich mehr Daten. Das Prinzip dahinter lautet: Je mehr Daten zur Verfügung stehen, desto zuverlässiger ist das Schlussfolgern des Outputs (vgl. dsb.). Zusammenfassend lernen DL-Algorithmen, wie sie etwaige Vorgänge zu erfassen haben. Werden Machine Learning und Deep Learning gegenübergestellt, bedeutet Letzteres die Automatisierung des Lernvorgangs der passenden Eigenschaften des Inputs für das Erreichen des richtigen Outputs. Somit können DL-Systeme Algorithmen automatisieren, um mehrschichtige Vorgänge und Zusammenhänge aus Big Data zu

erkennen, während bei ML-Systemen der Lernvorgang nicht automatisiert ist, sondern vielmehr die Input- und Outputdaten manuell von Menschen eingegeben werden. Das Ziel dahinter ist, dass die Maschine dadurch selbst lernt und die Formel beziehungsweise fachsprachlich die versteckte Regel anzeigt (vgl. Lee u. a. 2022, S. 138–140). Die Technologie hinter dem DL-System ist kostenintensiver als das ML-System, da sie mehr IT-Wissen erfordert. Daher stellt diese Arbeit fest, dass das DL-System eher für größere Unternehmen mit einem hohen Kundenaufkommen interessant wird. Doch jetzt stellen sich in diesem Kontext mehrere Fragen: Wie kann eine künstliche Intelligenz das Gesprochene am Telefon verstehen und erkennen? kann? Wie kann künstliche Intelligenz eine natürliche Sprache selbst wieder generieren kann und dem Kunden am Telefon „verkaufen“, dass ein biologischer Mensch am Hörer sitzt? Die Lösung, die diese Konstruktion verwirklichen kann, sind APIs. Eine API ist nichts anderes als eine Programmierschnittstelle. Im Bereich der Spracherkennung- und Sprachbearbeitung wird der Teilbereich NLP relevant. Die genannten Fragen werden im nachfolgenden Kapitel aufgegriffen und beantwortet.

### 2.2.5 NLP

NLP basiert auf Machine Learning und künstlichen neuronalen Netzen und ist eine Schnittstelle zwischen der KI- und der Sprachforschung. Menschen können ihre Gedanken und Wünsche verbal äußern (vgl. Krüger 2021, S. 108). Dieses Teilgebiet der KI beschäftigt sich mit der Übermittlung von Informationen sowohl vom Kunden an das System als auch vom System an den Kunden anhand von Text-to-Speech- und Speech-to-Text-Schnittstellen. Klassische Beispiele sind hier die Sprachassistenten Apple Siri und Amazon Alexa (vgl. Hatiboglu u. a. 2019, S. 10). Apple Siri, Amazon Alexa, Google Assistant und die zahlreichen Chatbots basieren auf der Spracherkennung und -bearbeitung von NLP. Im Jahr 1945 forschten Warren Weaver und Andrew Booth erstmals mit Machine Translation, einem Übersetzungsprogramm, in diesem Gebiet (vgl. Liddy 2001, S. 3). Analysiert wird, wie KI eingesetzt werden kann, um Text und Audio in natürlicher Sprache zu verstehen und verarbeiten zu können (vgl. Chowdhary 2003, S. 1). Nicht jeder Mensch auf dieser Erde spricht dieselbe Sprache und Jugendliche können einzelne Wörter anders interpretieren, des Weiteren können Sprachfehler und Gerschel im Hintergrund einer Anweisung auftreten und tatsächlich stören. Mit dieser Problemstellung beschäftigt sich das Teilgebiet NLP. Das NLP-System lernt aus vorherigen Vorgängen beziehungsweise aus Inputdaten wie ein ML-System. Die Systeme der Großunternehmen wie Amazon Alexa und Apple Siri haben langjährig „gelernt“ und immer mehr Inputdaten zur Verfügung gestellt bekommen. Zum Beispiel konnte die Amazon Alexa-Cloud vor Jahren ein kleines Kind im jüngeren Alter nicht richtig verstehen. Heute sieht das durch die Trainingsdaten und Vorgängen anders aus. Da das System weiter selbst gelernt hat, kann es durch das

fortgeschrittene NLP das Gesprochene im Alltag verstehen. Zum Verarbeiten gehört exemplarisch die Erledigung von Anweisungen wie das Ansagen einer Wettervorhersage. Mithilfe von akustischen Wellenformaten kann eine Maschine das Gesprochene des Menschen aufnehmen und anschließend wird dies dem betreffenden Wortstamm zugeteilt (vgl. Krüger 2021, S. 108). Jetzt stellt sich die Frage: Wie versteht und erzeugt ein Computersystem die natürliche Sprache? Die Antwort dazu ist die Kombination aus „Natural-language-understanding“ (NLU) und „Natural-language-generation“ (NLG). NLU ist für den Input zuständig und bewältigt folgende Bereiche: Erkennung des Bereiches, Identifizierung der Absicht und Feststellung des Textzusammenhangs (vgl. Gao/Galley/Li 2019, S. 194). NLG ist für den Output gerichtet und trägt die Verantwortung dafür, das Anliegen in einer natürlichen Sprachform weiterzuleiten. Dieser Schritt kann zu einer bestmöglichen User Experience führen, da die Erwartungen des Nutzers weitaus erfüllt sind (vgl. dsb., S. 209). E. D. Liddy, Professorin der Syracuse University School of Information Studies, erwähnte 1998 in einem Artikel in der „*Bulletin of the American Society for Information Science*“, dass es für das Verständnis natürlicher Sprachen maßgeblich ist, zwischen den folgenden sechs voneinander abhängigen Ebenen zu unterscheiden. Diese Ebenen ergeben sich aus der Nachahmung des menschlichen Gehirns. Der Prozess des NLP wird nachstehend in Anlehnung an die sechs linguistischen Ebenen erläutert. Damit das NLP-System die Daten verarbeiten kann, wird jeglicher Input in einem absoluten Textformat gebracht.

Phonologische Analyse: Um den Text in seine einzelnen Bestandteile einzugrenzen, müssen die Zeichensetzung sowie die Groß- und Kleinschreibung im Text abgetrennt werden. Außerdem werden in diesem Schritt alle Bindewörter, die nicht mit dem Bezugsrahmen zusammenhängen, entfernt.

Morphologische Analyse: Die Wörter werden in Sprachsilben segmentiert und auf ihren Wortstamm zurückgeführt. In dieser Phase werden sie in die sogenannten freien Morpheme und die sogenannten gebundenen Morpheme zerlegt.

Lexikalische Analyse: In dieser Phase wird die Bedeutung der Wörter in einem Lexikon recherchiert und übertragen.

Syntaktische Analyse: Hier erfolgen die Analyse der Wörter eines Satzes, um dessen grammatikalische Struktur des Satzes festzustellen, sowie die Ermittlung der grammatikalischen Wortart der Wörter und des Satzbaus. Somit wird untersucht, ob ein Wort und Satz nichtssagend sind.

Semantische Analyse: In dieser Phase werden Zusammenhänge zwischen den Sätzen und dem allgemeinen Kontext des Textes abgeleitet. Dies ist ein relevanter Vorgang, weil hier der Hintersinn des Textes verstanden wird. Ein geläufiger Einsatz ist die Named-Entity-Recognition, um Marken und Eigennamen herauszugreifen. Unternehmen wie Google, Microsoft und

IBM bieten Datenbanken für semantische und syntaktische Analysen an, die je nach Unternehmensart eine kategorisierte Datenbank zur Verfügung stellen.

*Diskurs*: Befassung mit der Struktur verschiedener Textsorten unter Verwendung von Dokumentstrukturen.

*Pragmatisch*: In dieser Ebene steht das Verstehen des zielgerichteten Gebrauchs der Sprache in bestimmten Situationen im Vordergrund, insbesondere derjenigen Aspekte der Sprache, die Weltwissen erfordern (vgl. Liddy 1998, S. 14–16, Krüger 2021, S. 109, Chowdhary 2003, S. 5 und Gao/Galley/Li 2019, S. 9). Eine solche komplette sechsstufige NLP-Programmierschnittstelle wird unter anderem von Google Cloud angeboten und als Natural Language API bezeichnet (vgl. Google Cloud 2022a, o. S.). Für ein sprachbasiertes System wie beispielsweise bei einem Voicebot muss für das System vorher eine Speech-to-Text Schnittstelle eingesetzt werden, um die angesprochenen Phasen durchlaufen zu können.

## 2.3 Voicebot im Kundenservice

### 2.3.1 Definition

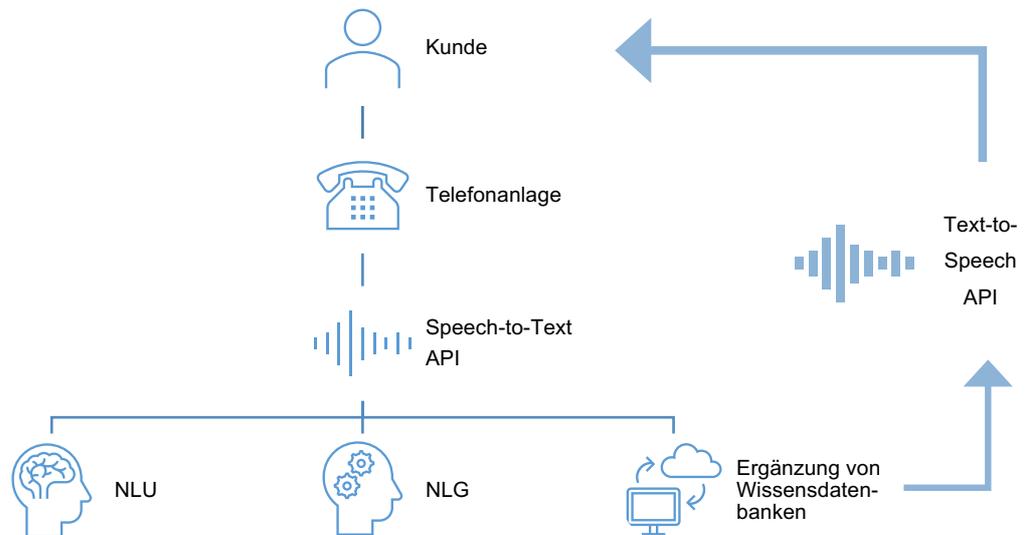
Ein Voicebot ist ein Sprachassistent und bearbeitet Serviceanfragen in Echtzeit. Er steht rund um die Uhr für die Kunden zur Verfügung. Es entsteht eine natürlich anmutende sprachliche Kommunikation zwischen einem virtuellen Kundenservicemitarbeiter und einem Kunden. Zunächst ist zu erwähnen, dass zwischen einem Sprachdialogsystem und einem Sprachassistenten ein großer Unterschied besteht. Charakteristisch für Sprachdialogsysteme ist, dass beispielsweise bei einem IVR-Menü das Gesprochene in Codes aus der Computerlinguistik transformiert wird, Befehle ausgeführt und einfache Konservationen mit einem Menschen abgearbeitet werden. Im Grunde wird anhand von einfachen Wörtern über das Mikrofon das Gesprochene in Text umgewandelt. Hinter einem Sprachassistenten wie beim Voicebot steckt viel mehr. Bei ihm geht es um die Verknüpfung von weiteren Daten und Informationen aus verschiedenen Datenbanken und persönliche Kundendaten sowie darum, das Verständnis hinter dem Gesprochenen aufzufassen. Das Gespräch bei einem Voicebot steuert der Kunde und nicht wie üblich der virtuelle Agent. Das heißt, der Kunde kann mit einer Unterbrechung das Gespräch leiten (vgl. Hörner 2019, S. 7–8). Im Laufe der Recherche hat sich gezeigt, dass „Voicebot“ in der Literatur häufig in einem falschen Kontext verwendet wurde. Da der Begriff Voicebot noch nicht weit verbreitet ist, wurde dieser oft mit einem Sprachdialogsystem dem IVR-System oder einem regelbasierten Voicebot in Verbindung gebracht. Schlussendlich geht es tatsächlich um ein einfaches Sprachdialogsystem und nicht um einen Bot, der auf künstlicher Intelligenz basiert, wie es beim KI-Voicebot der Fall ist. Wenn die Fähigkeiten eines sprachbasierten Systems fortgeschrittener sind, ist von Sprachassistenten, virtuellen

Assistenten und Virtual Personal Assistants (VPA) die Rede (vgl. Krüger 2021, S. 304). In der englischen Sprache wird grundsätzlich der Begriff „*Conversational AI*“ verwendet. Bevor der Voicebot im Näheren erläutert wird, ist zu erwähnen, dass er innerhalb dieser Arbeit in zwei Varianten differenziert werden kann. Diese werden im nächsten Kapitel dargestellt.

### 2.3.2 Voicebot-Arten

Zum einen besteht ein Voicebot, der auf künstlicher Intelligenz basiert, der sogenannte KI-Voicebot, und zum anderen der regelbasierte Voicebot. Der regelbasierte Voicebot kann als Erweiterung eines IVR-Systems bezeichnet werden. Der Bot nutzt bestimmte Fragen-Antworten-Regeln ähnlich wie ein Baumdiagramm, das heißt, der Bot nutzt ein Skript mit vorher bestimmten Fragen und Antworten, die auch als eine Regel für ihn gelten (vgl. Jurafsky/Martin 2009, S. 7). Das System basiert nicht auf ML-Verfahren und kann daher nicht aus vorherigen Anfragen lernen. Aufgrund der eingeschränkten Fähigkeit ist es sinnvoll, die regelbasierten Bots bei einfachen und standardisierten Aufgaben einzusetzen (vgl. Gao/Galley/Li 2019, S. 7–9 und Jurafsky/Martin 2009, S. 7). Diese Arbeit beschäftigt sich demgegenüber ausschließlich mit KI-Voicebots, weshalb der KI-Bot näher dargestellt wird. Hinter einem KI-Voicebot steckt eine Sprachassistentensoftware, die eine Verbindung zu den Cloudzentren des jeweiligen Anbieters wie Google besitzt. Durch diese Verbindung, die nur mit dem Internet zugänglich ist, kann anhand von mehrschichtigen Algorithmen mit DL-Systemen das Gesprochene gefiltert werden. Wie ein mehrschichtiges System aufgebaut ist, ist in der Abbildung 1 visualisiert worden. Das System filtert Hintergrundgeräusche und identifiziert Dialekte. Auf der Grundlage von Deep Learning lernt der Bot kontinuierlich dazu. Das heißt, der fortgeschrittene Bot verbessert sich und bleibt nicht auf einem Wissenslevel (vgl. Bakhshi 2018, S.14). Nachfolgend ist die Struktur eines Voicebots in Abbildung 2 dargestellt. Der Ablauf vom Kundenanruf bis hin zur virtuellen Antwort an den Kunden durchläuft den dargestellten Prozess. Der erste Baustein der Konstruktion ist eine Telefonanlage, mit der der Bot verbunden ist. Mithilfe der Voicebot-Anbieter ist der Telefonanschluss an das Voicebot-System angebunden. In diesem Schritt schließen sich unter anderem bereits Anbieter wie Genesys, Telegra und Tenios der gesamten Struktur an. Nachfolgend kommen die Großanbieter wie unter anderem Google, Apple und Amazon ins Spiel, die die Sprach-APIs entwickelt haben und anbieten. Das bedeutet, beim Input wird die „Speech-to-Text“-Schnittstelle eingesetzt und nach dem Analysieren, Verstehen und Generieren von natürlicher Sprache innerhalb des NLP-Vorgangs wird die „Text-to-Speech“-Schnittstelle eingebunden.

Abbildung 2: Konstruktion eines Voicebots



Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Hatiboglu u. a. 2019, S. 10 und Tran/Nguyen/Hassan 2020, S. 2388 ff.

Daraufhin wird eine Analyse anhand bestimmter Algorithmen durchgeführt und an den Server übermittelt, damit dieser die passenden Antworten dazu vernetzt und liefert (vgl. USU 2022, S. 5). Abschließend liefert der virtuelle Sprachassistent dem Nutzer die erforderlichen Informationen in natürlicher Sprache (vgl. Hatiboglu u. a. 2019, S. 10 und Tran/Nguyen/Hassan 2020, S. 2388 ff.). Die Vorstellung der sekundenschnellen Bearbeitung des Inputs innerhalb des Konzepts ist eine außerordentliche Leistung. Die Schritte zwischen den Sprach-APIs, sprich „Speech-to-Text“- und „Text-to-Speech“-Schnittstellen, stellen die Struktur des in Kapitel 2.1.3 erwähnten KI-Chatbots dar. Der bedeutende Unterschied zwischen dem Chatbot und dem Voicebot bezieht sich auf die Sprach-APIs (vgl. Tran/Nguyen/Hassan 2020, S. 2388). Durch die Entwicklung der KI hat sich die Qualität von virtuellen Assistenten deutlich verbessert, denn diese Qualitätsverbesserung im Kundenservice führt zur steigenden Kundenzufriedenheit. Im Laufe der Untersuchung in dieser Arbeit ist häufig die Lösung des Großkonzerns „Google Dialogflow“ in den Blick gefallen. Heute gibt es einige Anbieter auf dem deutschen Markt, die eine Voicebot-Lösung im Bereich des Kundenservices für Unternehmen anbieten. Auf diese Anbieter wird im nachfolgenden Kapitel eingegangen.

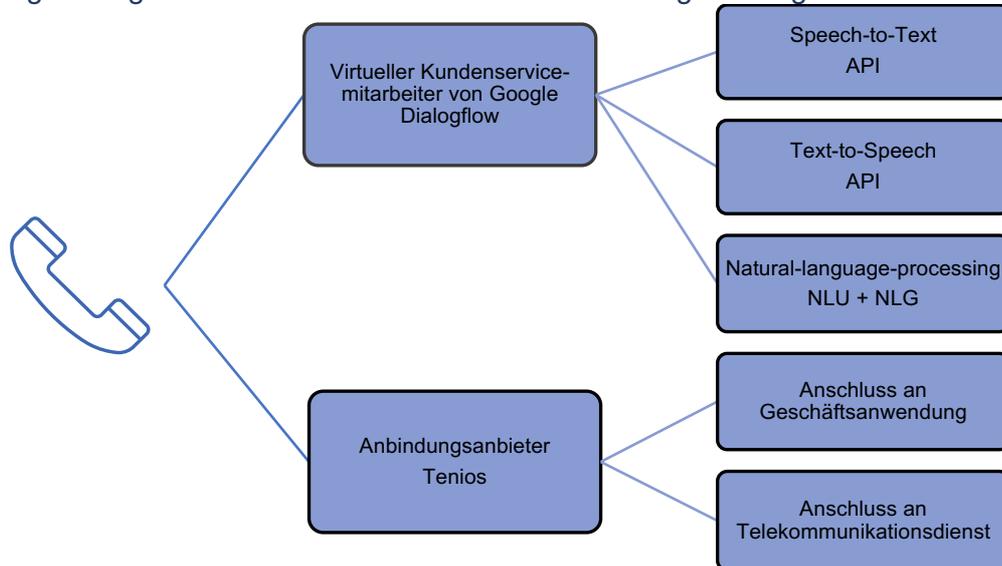
### 2.3.3 Voicebot-Anbieter

Im Laufe der Onlinerecherche stellte sich fest, dass auf der einen Seite Unternehmen wie zum Beispiel Google eine Reihe von KI-Angeboten in Form von vorgefertigten Lösungen für diese Aufgabe anbieten. Auf der anderen Seite stehen die Unternehmen, die die Dienstleistung eines Voicebots als eine gesamte Vernetzung beziehungsweise als sogenannte „Connector“-Lösungen zu den Sprach-APIs der Großkonzernen anbieten. Das bedeutet, andere

Unternehmen, die eine Implementierung eines Voicebots in Erwägung ziehen möchten, würden aufgrund der komplexen und aufwendigen Einstellung auf die Anbieter wie Tenios, Genesys und Telegra zurückgreifen. Die Voicebot-Anbieter übernehmen hierauf die Anbindung zwischen den Softwarelösungen und dem Telekommunikationsdienst. Der Vorteil für Unternehmen dabei ist der geringe Aufwand bei der Einrichtung einer KI-Lösung. Daher lassen sich in dieser Arbeit die Voicebot-Anbieter in zwei Kategorien unterteilen. Wie am Anfang angesprochen, basieren die erwähnten Voicebot-Anbieter auf den Softwares und Clouds der Großkonzernen wie Amazon, Google und Microsoft. Der Grund für die Erstellung dieser Dienstleistungen ist der Bedarf eines hohen und komplexen Know-hows in der IT-Branche. Nachfolgend werden drei Anbieter, die auf dem deutschen Markt einen intelligenten Voicebot und die „Connector“-Lösung anbieten, vorgestellt. Das erste Unternehmen ist Genesys, das neben einer Callcentersoftware auch Chatbots und Voicebots anbietet. Als eine Voicebot-Lösung offeriert Genesys die „Multicloud CX™“-Lösung für Unternehmen. Da dieses Produkt mit verschiedenen bekannten Sprachassistenten wie beispielsweise Microsoft Luis und Amazon Lex kompatibel ist, kann eine „einheitliche und orchestrierte“ (Genesys 2022a, o. S.) User Experience hergestellt werden (vgl. Genesys 2022a, o. S.). Bekannte Kunden von Genesys sind unter anderem die AXA Versicherung Aktiengesellschaft (AG), BARMER und die Carlglass GmbH (vgl. Genesys 2022b, o. S.). An zweiter Stelle befindet sich das zweite Unternehmen Telegra. Dieses ist spezialisiert auf Telekommunikation und überzeugt durch eine effiziente Callcentersoftware mit Voicebot-Option. Auch innerhalb des Voicebots von Telegra kann die Text-to-Speech-API von Amazon und Google integriert werden (vgl. Telegra 2022a, o. S.). Zu den bekanntesten Kunden von Telegra gehören unter anderem die Unternehmen Vorwerk Societas Europaea (SE) & Co. Kommanditgesellschaft (KG), Dirk Rossmann GmbH und Robert Bosch GmbH (vgl. Telegra 2022b, o. S.). Der dritte Anbieter ist das Unternehmen Tenios, das sowohl Chatbot- als auch Voicebot-Lösungen anbietet. Bei Tenios besteht die Option einen Voicebot neu zu implementieren. Die Aufgabenverteilung innerhalb der Zusammenarbeit mit Google wird in der nachfolgenden Abbildung 3 dargestellt. Tenios ermöglicht mittels der eigenen Cloud die Implementierung eines Voicebots wie in diesem Fall exemplarisch mit „Google Dialogflow“ (vgl. Tenios 2022c, o. S.). Wie in der Abbildung 3 zu sehen ist, ermöglicht die Cloud-API von Tenios die Verbindung zwischen der internen Geschäftsdatenbank eines Unternehmens und derjenigen eines Telekommunikationsdienstes. Allgemein zusammengefasst sind die Anbindungsanbieter wie Tenios für die Zwischenverbindungen zuständig. Ohne diese APIs und die Cloudfunktion wäre dies nicht möglich. „Google Dialogflow“ basiert wie auch der Google-Sprachassistent auf der eigenen Google Cloud und der Google AI. Um die natürlichsprachliche Kommunikation zwischen dem Kunden und dem Agenten zu realisieren,

vereint „Google Dialogflow“ die Schnittstellen Speech-to-Text, Text-to-Speech und NLP miteinander.

Abbildung 3: Aufgaben innerhalb eines Voicebots von Google Dialogflow und Tenios



Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Google Cloud 2022b, o. S., Tenios 2022a und dsb. 2022c, o. S.

Die Kommunikation zwischen den Schnittstellen erfolgt innerhalb von Sekunden. Dadurch ist eine sofortige Antwort des Voicebots möglich (vgl. Tenios 2022c, o. S.). Weiterhin besteht noch die Möglichkeit, den bereits implementierten Chatbot mit der „Cloud-Communications-Plattform“ von Tenios zu verbinden, um so einen Voicebot nutzen zu können. Die „Cloud-Communications-Plattform“ beinhaltet die Text-to-Speech- und Speech-to-Text-Schnittstellen sowie die Anbindung an den Chatbot (vgl. Tenios 2022b, o. S.). Die ERGO Direkt AG, PayPal (Europe) S.à r.l. et Cie, S.C.A. und die Burger King Deutschland GmbH haben verschiedene Lösungen des Unternehmens Tenios im Betrieb eingesetzt (vgl. Tenios 2022d, o. S.). Die erwähnten Großkonzerne, die die Systeme für die Konstruktion eines Voicebots und die verfügbaren Inputdaten in der eigenen Cloud besitzen, bieten die Sprachtechnologie, die ein Voicebot benötigt, an. „Google Dialogflow“, „Microsoft LUIS“ und „Amazon Lex“ vereinen den Cloudservice und die Transformations-APIs eines Voicebots. Durch diese cloudbasierte Vernetzung ist eine Echtzeitservicebearbeitung erreichbar.

### 3. Theoretische Grundlagen

In diesem Kapitel wird der theoretische Rahmen dieser Arbeit festgelegt. Innerhalb dieses Rahmens wird die wesentliche Theorie zur Überprüfung einer wirtschaftlichen Vorteilhaftigkeit einer Investition vorgestellt und nachfolgend eine wissenschaftliche Forschungsbasis für die Beantwortung der Forschungsfrage „Inwiefern lohnt sich der Einsatz eines Voicebots in der Kundenbetreuung aus wirtschaftlicher Perspektive?“ geschaffen. Die Simulationsanalyse

befasst sich mit der Investitionsentscheidung und betrachtet zum einen die Rentabilität und den Nutzen beider Alternativen: zum einen die Kosten für einen Voicebot und zum anderen diejenigen für einen menschlichen Mitarbeiter aus Unternehmenssicht. Die Kosten für einen realen Mitarbeiter werden nach einer Gehaltsstudie der SAVVY Research GmbH von 2019 simuliert. Um die Kennzahlen für einen Voicebot herauszuarbeiten, wurden drei Voicebot-Anbieter in Deutschland mittels eines Fragebogens angefragt. So werden die Kennzahlen ermittelt und können in dieser Forschungsarbeit weiterverarbeitet werden. Aus der Analyse lässt sich eine These aufstellen, die anschließend anhand einer empirischen Analyse überprüft wird. Um klarzustellen was es mit einer Investitionsentscheidung auf sich hat, wird im ersten Teil dieses Kapitels die Grundlagen der Investition erläutert.

### 3.1 Grundlagen einer Investitionsentscheidung

Eine Investition ist der Erwerb eines Vermögensgegenstandes aus den Kapitalquellen, der langfristig einen besonderen Nutzen im Unternehmen bringen soll. Das Ziel einer Investitionsrechnung ist die Überprüfung der wirtschaftlichen Vorteilhaftigkeit eines Investitionsgegenstandes. Investitionen können in drei Kategorien getätigt werden. Erstens kann in Sachinvestitionen kategorisiert werden. Sachinvestitionen sind materielle Anschaffungen von Vermögensgegenständen, die zur Erbringung des Umsatzes dienen, beispielsweise Grundstücke, Gebäude, Maschinen und Anlagen. Neben den Sachinvestitionen besteht noch die Möglichkeit, in Finanzinvestitionen Geld anzulegen. An dieser Stelle wird vor allem in Wertpapiere investiert, demnach wird Kapital in börsennotierten Unternehmen angelegt. Beispiele sind Beteiligungsrechte in Aktiengesellschaften oder das Anlegen in Anleihen. Ebenso kann ein Unternehmen sein Kapital in immateriellen Vermögenswerte einsetzen. Dabei handelt es sich um Investitionen, die nicht in der Bilanz erscheinen können, da diese derzeit über keine Bewertungsmaßstäbe verfügen (vgl. Becker 2016, S. 37–38). Zu den immateriellen Investitionen gehören Patente, Lizenzen und Nutzungsrechte sowie ein entgeltlich erworbenes Softwaresystem. Auch die Investition in die Aus- und Weiterbildung der Mitarbeiter zählen zur Kategorie der immateriellen Investitionen (vgl. Becker 2016, S. 273 und OECD 1992, S. 49). Die Investitionen befinden sich unter dem Anlagevermögen auf der Aktivseite der Bilanz eines Unternehmens und stellen die Mittelverwendung eines Unternehmens dar. Letztere drückt aus, wie ein Unternehmen sein Kapital einsetzt. Aufgrund der bei dem größten Teil der langfristigen Investitionen anfallenden hohen Kosten ist vor einer Investitionsentscheidung eine präzise Planung notwendig. Um einen Vergleich der Investitionsalternativen ziehen zu können, müssen für die Investitionsrechnung einzelne Informationen vorhanden sein. Anschließend können die resultierenden Kennzahlen analysiert und gegenübergestellt werden. Darauf basierend kann entschieden werden, welche Alternative vorteilhafter für ein Unternehmen ist und welche

weniger gewinnbringend erscheint. Investitionsrechnungen werden in zwei Arten differenziert: auf der einen Seite in die dynamischen Verfahren der Rechnungen und auf der anderen Seite in die statischen Verfahren der Rechnungen (vgl. Becker 2016, S. 38). Der bedeutende Unterschied ist die zeitliche Untersuchung der Investition. Ein statisches Rechenverfahren beschränkt sich auf die Beobachtung einer bestimmten Periode, wohingegen die dynamischen Rechenverfahren die Ein- und Auszahlungen sowie die Zinsen berücksichtigen und mehr Perioden als im statischen Verfahren herangezogen werden. Die klassischen Beispiele für ein statisches Verfahren sind die Kostenvergleichs- und Gewinnvergleichsrechnung und für ein dynamisches Verfahren sind die Kapitalwertmethode und die interne Zinsfußmethode (vgl. Becker 2016, S. 37–38). Da Softwares laut „Organisation for economic co-operation and development“ zu den immateriellen Wirtschaftsgütern zählen und diese über keinen bekannten Bewertungsmaßstab verfügen, wird in dieser Studie eine eigene Konstellation aus fünf verschiedenen KPI angewendet (vgl. dsb. und OECD 1992, S. 49). Dabei werden statische Rechenmethoden in Betracht gezogen, da die Berechnung sich auf eine Periode bezieht. Des Weiteren werden in den Berechnungen die gleichen Bedingungen unterstellt und die Beträge werden gezielt auf eine Periode berücksichtigt. Bei den KPI geht es um den Vergleich der einzelnen Faktoren, die bei einer Investitionsentscheidung von Bedeutung sind.

### 3.2 Kennzahlenanalyse

In diesem Kapitel wird analysiert, welche Kennzahlen in dem Kontext der vorliegenden Arbeit von Relevanz sind. Da in dieser Arbeit eine valide Entscheidung für die Investition in KI getroffen werden soll, werden mehrere Kennzahlen und Faktoren beachtet. Kennzahlen haben eine Operationalisierungsfunktion. Das bedeutet, dass sich Ziele operationalisieren lassen und dadurch messbar gemacht werden. Anhand von Definitionen werden die relevanten Kennzahlen dargestellt und im Nachhinein wird begründet, weshalb sie nennenswert sind. Ein großer Kritikpunkt, der diese Arbeit beschäftigt, ist, dass der Großteil der Investitionsrechnungen in den Literaturen die Überprüfung aus der quantitativen Sicht durchführen. Das bedeutet, dass nur die Kosten in Betracht gezogen und verglichen werden. Bevor die Weiterbearbeitung der erhobenen Daten der Alternativen beginnen konnte, wurde der Durchschnitt dieser Daten berechnet. Der Durchschnitt wurde mittels des arithmetischen Mittelwerts ausgerechnet. Die Formel zur Berechnung des arithmetischen Mittels lautet:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \frac{x_1 + x_2 + x_3 \dots x_n}{n} \quad (1)$$

Das Prinzip hinter dem arithmetischen Mittel ist ganz einfach. Für die Berechnung des arithmetischen Mittels werden alle Messwerte aufaddiert und das Ergebnis daraus mit der Anzahl der Messwerte ins Verhältnis gesetzt. Doch wie sieht es mit der Produktivität und der Qualität der neu anstehenden Investition aus, wie effektiv ist der Einsatz von Voicebots? Bei einem

Voicebot ist die Wartezeit gleich null, die Informationen werden sofort transkribiert und in einer Datenbank abgespeichert. Daten sind dadurch schneller greifbar. Bei einem Kundenservicemitarbeiter dahingegen ist die Wartezeit deutlich höher. Die Daten können zwar parallel eingetragen werden, jedoch benötigt ein Mitarbeiter mehr Zeit als ein automatisiertes System, um diesen Vorgang zu erledigen und in der Unternehmensdatenbank zu speichern. Wie wird jedoch die Produktivität der Prozesse im Unternehmen gemessen? Hier wird die Overall-equipment-effectiveness (OEE) relevant, die dann im Anschluss anhand beider Investitionsalternativen gleichwertig verglichen wird. Wenn Unternehmen Verbesserungen und kostensenkende Prozesse anstoßen möchten, müssen diese quantifiziert angegangen werden. Dies wird bei der Kennziffer OEE erhoben. Daher werden die Produktivität und die Qualität einer Investition in dieser Analyse in Anlehnung an die Kennzahl OEE beantwortet. Wichtig für Unternehmen bei einer KPI ist die vorher definierte Zielsetzung einer Investition. Die Frage, die sich Unternehmen dabei stellen sollten, lautet, was für sie im Fokus steht. Um eine Investitionsentscheidung treffen zu können, sollte allerdings auch eine Investitionskennziffer in Betracht gezogen werden. Die Investitionskosten können nicht in der OEE direkt eingebaut werden. Eine Produktivitätskennziffer muss mit anderen KPI ergänzt werden. Die gängigste KPI zur Berechnung der Rentabilität ist der „Return-on-investment“ (ROI). Jedoch eignet sich der ROI nicht als alleiniges Entscheidungstool für eine Investitionsanschaffung für ein smartes System, da er keine valide Unterstützung für den Vergleich der Investitionen darstellt. Aus diesem Grund wird zusätzlich eine Break-even-Analyse in die Arbeit eingebaut. Der Break-even-Point bei dem Voicebot sagt aus, ab wie vielen Serviceanfragen im Jahr der Voicebot den realen Mitarbeiter einholt. Zudem werden die Gesamtkosten und die Kosten pro Anfrage für die jeweiligen Einsatzalternativen ausgearbeitet und verglichen. Daher wird für die Simulationsanalyse eine Kombination aus den fünf KPI in herangezogen, um die Forschungsfrage beantworten zu können.

### 3.2.1 OEE

Die OEE ist die nennenswerteste KPI zur effizienten Optimierung einer Produktion. Seiichi Nakajima war im Jahr 1982 der Erste, der die Kennzahl OEE beschrieben hat (vgl. Nakajima 1988, o. S.). Eine Anlage, die einwandfrei und fehlerlos in maximaler Schnelligkeit produzieren kann, ist praktisch unmöglich. Daher erfasst die OEE die unterschiedlichen Verluste. Viele Unternehmen haben die positiven Aspekte der OEE wie beispielsweise die Aufdeckung der Verluste verstanden und die Kennzahl demzufolge im eigenen Betrieb umgesetzt. Die OEE misst die Gesamtanlageneffektivität (vgl. Muchiri/Pintelon 2008, S. 2). Um die Effizienz einer Maschine zu berechnen, werden quantitative Belege benötigt. Die KPI sagt aus, mit welchem Anteil der Gesamtzeit die Maschine für die Produktion zur Verfügung steht. Zudem ist ein

positiver Aspekt, dass es möglich ist, innerhalb der OEE interdisziplinär zu denken. Das bedeutet, die Kennzahl kann in unterschiedlicher Denkweise eingesetzt werden. Sie befasst sich nicht nur mit der Kostensenkung, sondern auch mit der Qualität und der Steigerung der Produktivität (vgl. dsb., S. 4–5). Demnach misst sie die tatsächliche Verfügbarkeit, Leistung und Qualität des Outputs und wird daher zunächst in drei Teile unterschieden (vgl. dsb., S. 6). Die effektive Nutzung einer Anlage wird ermittelt, indem die Verluste innerhalb des Prozesses identifiziert werden, zumal die Verluste die Effektivität einer Anlage zurückbilden können. Die Analyse innerhalb der KPI kann mit einem Ist-Soll-Vergleich erfolgen. Die Verluste sind auch bekannt als „Six Big Losses“ (Nakajima 1988, S. 25). Die „Six Big Losses“ und die Formel im Allgemeinen lassen sich in dem OEE-Schema verständlich visualisieren. Im unten abgebildeten Schema werden unterschiedliche Arten der Verluste aufgezeigt, die für die Berechnung der Gesamteffektivität von Bedeutung sind. Angefangen bei den zwei Verlusten innerhalb des Verfügbarkeitsfaktors werden darunter zum einen Geräteausfall und Störungen und zum anderen die Wartezeit bei der Einrichtung und Einstellung verstanden. An zweiter Stelle stehen die kleineren Unterbrechungen und die allgemeine reduzierte Geschwindigkeit der Anlage für die Leistungsverluste. Abschließend werden die Qualitätsverluste in der Grafik ganz unten abgebildet. Dazu gehören Fehler, die innerhalb des Prozesses durchlaufen sind, und die produzierte Menge mit Mängeln, die im Nachhinein nachgearbeitet wird (vgl. dsb. und May/Koch 2008, S. 246). Die nachfolgende Abbildung und die Formeln wurden aus dem Kontext dieser Arbeit erstellt, da es sich hierbei um eine Dienstleistung und nicht um ein Produkt, das hergestellt werden soll, handelt. In dem abgebildeten Schema der OEE sollte im Voraus die maximale mögliche Arbeitszeit definiert werden, um auf das Grundgerüst aufbauen zu können. Die folgenden Formeln der OEE sind in Anlehnung an Nakajima im Jahr 1988 auf den Seiten 21 bis 28 umgesetzt worden.

Abbildung 4: Berechnungsschema der OEE



Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Muchiri/Pintelon 2008, S. 8.

Um die Formel in den spezifischen Kontext dieser Arbeit zu bringen, sind sie entsprechend angeglichen worden. Zu diesem Zweck werden die Formeln verständlicher gestaltet. Die drei Faktoren der Analyse – Verfügbarkeit, Leistung und Qualität – werden in der folgenden Formel aufgegriffen:

$$OEE = A \times P \times Q \quad (2)$$

Wird die oben genannte Grundformel in die drei Faktoren zerteilt, erhält man weitere Formeln. Alle drei Faktoren beinhalten einen Bruch. Wie die Abbildung 4 zeigt, ist das Prinzip hinter der OEE, dass die tatsächlich messbaren Istwerte und die möglich messbaren Sollwerte verglichen werden. Der Faktor Verfügbarkeit ist die zeitliche Komponente der OEE. Fragt man sich, wie lange denn jetzt tatsächlich gearbeitet wurde und wie viele Arbeiten überhaupt erledigt werden konnte, erhält man folgende Formel:

$$\text{Verfügbarkeitsgrad: } \frac{\text{Tatsächliche Arbeitszeit}}{\text{Mögliche Arbeitszeit}} \times 100 \quad (3)$$

Die verfügbare Zeit ist die mögliche Gesamtzeit, dementsprechend die maximale verfügbare Zeit in Stunden. Der zweite Faktor Leistung beschäftigt sich mit der Schnelligkeit einer Arbeit. Folglich wird in Bezug auf diese Frage beantwortet, wie viel tatsächlich abgearbeitet werden konnte und was überhaupt möglich wäre. Für die Zusammenfassung der Geschwindigkeit in einer Formel erhält man die folgende Formel:

$$\text{Leistungsgrad: } \frac{\text{Anzahl der tatsächlich angenommenen Anfragen}}{\text{Anzahl der max. möglichen Anfragen}} \times 100 \quad (4)$$

Der dritte Faktor der OEE-Formel befasst sich mit dem Qualitätsgrad und mit der Frage wie einwandfrei und qualitativ im Verhältnis zu den komplett angenommenen Anfragen, die durchgekommen sind, gearbeitet wurde.

$$\text{Qualitätsgrad: } \frac{(\text{Anzahl der tatsächlich bearbeiteten Anfragen} - \text{Anzahl der nicht bearbeiteten Anfragen})}{\text{Anzahl der tatsächlich bearbeiteten Anfragen}} \times 100 \quad (5)$$

Das OEE-Muster kann nicht allein bei KI-Einsätzen benutzt werden. Es kommt auf den Einsatzort und die Tätigkeit an. In dieser Arbeit wurde die OEE-Kennzahl nicht im Bereich des sekundären Sektors, sondern im Bereich der Arbeit verwendet. Jeder OEE-Wert hat sein spezifisches Einsatzgebiet und ist daher individuell in verschiedenen Unternehmenssegmenten einsetzbar. Das heißt, eine OEE-Kennzahl kann nicht für einen Vergleich unter Unternehmen benutzt werden. Die OEE ist kontextabhängig. Für eine Investitionsentscheidung ist es sinnvoll, ein Kennzahlen-Board von mehreren Kennzahlen zu erstellen.

### 3.2.2 ROI

In diesem Unterkapitel wird der Fokus auf die Rentabilität gelegt. Die ROI-Berechnung ist in jeder Hinsicht einer Investitionsentscheidung eine sinnvolle Kennzahl. Die Rentabilität einer Investition in einen Voicebot wird in diesem Fall durch den ROI ermittelt. Die ROI-Formel (6)

ist aus dem Buch von Coenenberg/Fischer/Günther 2016 auf der Seite 815 zu entnehmen. Die traditionelle ROI-Formel betrachtet das ganze Unternehmen und würde wie folgt aussehen:

$$ROI = \text{Umsatzrentabilität} \times \text{Kapitalumschlag} = \frac{\text{Gewinn}}{\text{Umsatz}} \times \frac{\text{Umsatz}}{\text{investiertes Kapital}} \quad (6)$$

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Coenenberg/Fischer/Günther 2016, S. 815.

In dieser Arbeit wird die Rentabilität einer Einzelinvestition betrachtet, daraus resultiert die unten aufgeführte Formel (7). Die Rentabilität wird demnach nicht „aus dem Bauch heraus“ eingeschätzt, sondern anhand von Zahlen belegt. Der ROI ist eine Kennzahl, die misst, wie hoch der Gewinn im Verhältnis zum in den Voicebot investierten Kapital ist (vgl. Horváth/Gleich/Seiter 2015, S. 53). In diesem Fall misst der ROI, ab wann sich die Investition eines Voicebots rentiert. Daraus ergibt sich die folgende Formel des ROI für die Investitionsrechnung.

$$ROI \text{ Einzelinvestition: } \frac{\text{Gewinnanteil}}{\text{Kapitaleinsatz}} \quad (7)$$

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Horváth/Gleich/Seiter 2015, S. 53.

Der Gewinn wird durch das investierte Kapital dividiert. Das Ergebnis des ROI-Wertes ist so zu betrachten: Je größer der Wert ist, desto rentabler ist die Investition. Die genannte ROI-Formel stellt eine Modifizierung der ursprünglichen Formel der Kapitalrentabilität dar (vgl. Coenenberg/Fischer/Günther 2016, S. 643). Da hier die Einzelinvestition in einen Voicebot betrachtet wird, bewertet die Formel nicht das Gesamtkapital und den totalen Gewinn eines Unternehmens, sondern die erwähnten Investitionskosten und den Gewinnanteil der Investition. Bei einer Investition in ein Softwaresystem wie den Voicebot eignet sich für eine gesamte Betrachtung der Investitionsentscheidung zusätzlich eine Break-even-Analyse, die im Anschluss erläutert wird.

### 3.2.3 Break-even-Analyse

Das Grundprinzip der Break-even-Analyse ist der Vergleich von Erlösen und Kosten, diese sind abhängig von der Leistungsmenge. Mithilfe der Break-even-Analyse kann festgestellt werden, ab welcher Leistungsmenge der Gewinn und der Verlust gleich null sind. Dieser Punkt nennt sich der Break-even-Point und die Gewinnschwelle, das bedeutet, dass die Umsatzerlöse den Kosten gleichzusetzen sind. In diesem Fall bezeichnet der Break-even den Punkt, ab welcher Leistungsmenge sich die Investitionskosten des Voicebots ausgezahlt haben. Der Break-even-Point kann anhand zwei verschiedener Methoden berechnet werden. In dieser Arbeit wird das Deckungsbeitragsmodell verwendet. Die Formel, die in dieser Arbeit angewandt wurde, wurde kontextabhängig umgewandelt. Nachfolgend wird die Formel für den Break-even-Point dargestellt.

$$\text{Gewinn} = (p - k_v) \times \text{Menge} - K_f \quad (8)$$

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Coenenberg/Fischer/Günther 2016, S. 329.

Bei der Berechnung nach der Deckungsbeitragsmethode resultiert der Gewinn, indem die Fixkosten von den totalen Deckungsbeitrag vermindert wird (vgl. Coenenberg/Fischer/Günther 2016, S. 329). Da in der Formel der Gewinn gleich null gesetzt wird, wird anstelle des Gewinns in der Gleichung der Deckungsbeitrag und auf der anderen Seite die fixen Kosten. In der Deckungsbeitragsrechnung geht es um das Kostendecken der fixen Kosten, dabei werden die überschüssigen Geldeinheiten für die Deckung der fixen Kosten bestimmt (vgl. dsb., S. 217 und 231). Wird dieser Stückdeckungsbeitrag mit der Ausbringungsmenge multipliziert, errechnet sich hieraus der Gesamtdeckungsbeitrag. Um den Break-even-Point auszurechnen, werden im ersten Schritt die Fixkosten aufgestellt. Beim Voicebot sind die Fixkosten die Anschaffungskosten. Die erfassten Kosten sind zum einen die Anschaffungskosten und zum anderen die Kosten, die neben der Anschaffung anfallen würden. Im zweiten Schritt wird aus der OEE-Berechnung die Produktivität eines Menschen entnommen, dieser liegt bei einem Arbeitstag von acht Stunden bei 78,13 Prozent. Anschließend werden die tatsächlichen Anfragen eines Mitarbeiters, die dieser pro Arbeitstag schafft, ermittelt. Dabei werden die Daten aus den Tabellen 1 bis 3 berücksichtigt. Im Anschluss wird bestimmt, wie teuer ein Mitarbeiter für ein Unternehmen im Jahr ist, daraus lassen sich die Kosten pro Anfrage berechnen. Anhand dieser Informationen konnte der Break-even-Point für den Voicebot berechnet werden, indem die Anschaffungskosten mit den Kosten pro Anfrage ins Verhältnis gesetzt werden. Der Break-even-Point wird meistens ebenfalls grafisch dargestellt. Aus platztechnischen Gründen wird die grafische Darstellung des Break-even-Points in dieser Arbeit nicht in Betracht bezogen. Zudem sind auch weitere Kosten und Daten für die grafische Darstellung nicht wissenschaftliche belegbar.

### 3.2.4 TCO

Bei der Berechnung der Total cost of ownership (TCO) geht es um die tatsächlichen Kosten für den Erwerb eines Produktes oder einer Dienstleistung. Dabei werden die Kosten, die zum Zeitpunkt des Kaufs, der Nutzung und in der Endphase entweder beim Verkauf oder als Ersatzkosten anfallen, in diesem Schritt mitberücksichtigt (vgl. Ellram 1995, S. 4). In Bezug auf diese Arbeit sind das die Kosten, die insgesamt bei einem Voicebot und einem realen Mitarbeiter anfallen würden. Anhand dieser Berechnung stellt sich am Ende heraus, welcher Einsatz die niedrigeren Gesamtkosten verursacht. Der positive Aspekt der TCO-Kennzahl ist, dass die Berechnung bei jeder Produkt- und Dienstleistungsart angewandt werden kann (vgl. Ellram 1993, S. 4). Daher ist auch die Kostenstruktur immer unterschiedlich und anpassbar. Der TCO wird in Anlehnung an den Lebenszyklus berechnet. Die erste Phase des

Lebenszyklus ist die Anschaffungsphase. Darauf folgt in der zweiten Phase die Nutzungsphase und abschließend wird die End- und Ersatzphase berücksichtigt. Erstens werden die Kosten aufgestellt, die in der Anschaffungsphase anfallen. Das umfasst zunächst die Anschaffungskosten, die Kosten für die Implementierung, die Kosten für die Schnittstellen und die anfänglichen „Testing“- und Beratungskosten. In der zweiten Phase werden die Kosten, die innerhalb der Nutzungsphase anfallen, einkalkuliert. Das wären in Bezug auf den Voicebot die Anschaffungsnebenkosten und die monatlichen Kosten für Wartung und Updates, die geleistet werden müssen. Dabei werden die Kosten bezogen auf die Nutzungsdauer definiert (vgl. Jackson/Ostrom 1980, S. 8). In der Endphase werden vorliegend die Ersatzkosten kalkuliert (vgl. dies., S. 8–9). Das wären Kosten, die anfallen würden, falls das Voicebot-System bei der Entschlüsselung in dem Cloudsystem dem Nutzer nicht weiterhelfen kann. Das heißt, hier werden die Kosten aufgestellt, die ein Mitarbeiter anstelle des Voicebots verursachen würde. Am Ende der Gesamtkostenberechnung werden alle Kosten, die aufgestellt worden sind, summiert (vgl. dsb., S. 9). In dieser Arbeit werden im letzten Schritt die Gesamtkosten beider Einsatzalternativen verglichen. Somit kann abschließend erkannt werden, welche Gesamtkosten unter denselben Bedingungen niedriger sind. Dabei sind die niedrigen Kosten hier die bessere Entscheidung.

### 3.2.5 Cost per contact

Cost per contact sind die Kosten pro Serviceanfrage. Um diese berechnen zu können werden im ersten Schritt auf der einen Seite die Anschaffungskosten und die monatlichen Anschaffungsnebenkosten und auf der anderen Seite der Bruttolohn einschließlich den anfallenden Sozialabgaben betrachtet. Dabei ist zu beachten, dass die indirekten Kosten in diesem Fall nicht berücksichtigt werden. Anschließend werden diese jeweils aufsummiert. Da die Cost per contact bei dem realen Menschen bereits in der Break-even-Analyse bestimmt werden, wird in der Berechnung der Kosten pro Anfrage übernommen. Auf der Seite des Voicebots wird zum einen die Achtstundenschicht und zum anderen die 24-Stundenschicht betrachtet. Im ersten Szenario wird die Achtstundenschicht betrachtet. Das heißt die tatsächlichen Arbeitstage betragen in diesem Fall 210 Tage. Anschließend werden daraus die effektiven Stunden berechnet. Um im nächsten Schritt die Kosten pro Tag und pro Stunde zu ermitteln, werden im nächsten Schritt die Werte ins Verhältnis gesetzt. Aufgrund der am Anfang aufgestellten Annahme, dass der Bot die doppelte Anfragemenge als der reale Mitarbeiter schafft, werden hier 24 Anfragen pro Stunde berücksichtigt. Setzt man die Kosten pro Stunde ins Verhältnis zu den 24 Anfragen erschließt sich daraus der Quotient der als Kosten pro Anfrage interpretiert wird. Für das zweite Szenario für die 24-Stundenschicht werden 364,79 Tage berücksichtigt, diese ergeben sich aus einer Differenz von 365 Tagen und fünf Stunden im Jahr. Der restliche

Vorgang ist derselbe wie es sich aus der Achtstundenschicht ergeben hat. Innerhalb der Analyse stellt sich fest, dass je höher die beantworteten Anfragen sind desto niedriger sind die Kosten im gesamten zu betrachten. Dieser Effekt wird auch Stückkostendegression genannt (vgl. Clement u. a. 2019, S. 67). Im letzten Schritt findet ein Kostenvergleich beider Einsatzalternativen statt. Dabei wird der niedrigere Kostenpunkt angestrebt.

### 3.3 Statistische Thesenüberprüfung mittels eines Kontingenzkoeffizienten

Die These, die am Anfang der Arbeit aufgestellt wurde, wird in diesem Kapitel untermauert und überprüft. Dies wird mittels einer empirischen Analyse durchgeführt. Die Analyse beginnt in Form von drei Tabellen, die in Microsoft Excel erstellt wurden (s. Anhang B). Aus dieser Statistik lässt sich veranschaulichen, welche Unternehmen aktuell den Voicebot, das IVR-System oder noch den klassischen Menschen im Kundenservice im Einsatz haben. Zudem lässt sich sodann mittels des Kontingenzkoeffizienten veranschaulichen, wie hoch der statistische Zusammenhang zwischen den zwei nominalen Variablen ist. Die Untersuchung wurde mit 99 Unternehmen durchgeführt, indem alle im Anhang B aufgeführten Unternehmen per Telefon kontaktiert worden sind. Dabei ging es spezifisch um den Kundenservice. Die Unternehmensgröße ist nach der Kundenzahl bestimmt. Zudem wurden die Unternehmen in drei Kategorien – *wenige Kunden, mittelviele Kunden und viele Kunden* – unterteilt. Damit die Überprüfung einheitlich durchgeführt werden konnte, wurde die Kundenzahl in Betracht gezogen, sodass jeweils 33 Unternehmen pro Kategorie analysiert wurden. Zu betonen ist hierbei, dass die Unternehmen einen direkten Kontakt zum Kundenendverbraucher haben. Wie bereits dargelegt wurde, wurde anhand der zwei folgenden Merkmale erkannt, dass es sich um einen Voicebot am Telefon handelt. Letzteres ist der Fall, wenn die Möglichkeit besteht, einen virtuellen Mitarbeiter am Telefon zu unterbrechen. Zudem ist der flüssige und natürliche Gesprächsverlauf ein weiteres Merkmal, dass ein Voicebot eingesetzt worden ist. Aus der Analyse ergibt sich die Frage, ob ein Zusammenhang zwischen den Ausprägungen der zwei Merkmale besteht oder nicht. Um den statistischen Zusammenhang zwischen den Merkmalen der Forschung zu analysieren, wurde der Kontingenzkoeffizient herangezogen. Das Maß für die Skalierung von zwei nominalen Merkmalen wird anhand des Kontingenzkoeffizienten ausgerechnet (vgl. Meißner 2014, S. 169). Im ersten Schritt des Kontingenzkoeffizienten wird eine Häufigkeitstabelle beziehungsweise eine Kontingenztafel aufgestellt. Innerhalb der Tabelle werden neben den Häufigkeiten der möglichen Kombinationen auch die Summen der jeweiligen Spalten sowie der jeweiligen Zeilen (s. Tabelle 4) dargestellt. Auf der vertikalen Achse befinden sich die drei Kundenzahlkategorien und auf der horizontalen Achse die drei Kommunikationskanäle. Im zweiten Schritt wird die Tabelle erstellt, die die erwarteten Werte aufweist.

$$\text{Erwartete Werte} = \frac{\text{Spaltensumme} \times \text{Zeilensumme}}{n} \quad (9)$$

Die erwarteten Werte werden ausgerechnet, indem man die Werte aus der Häufigkeitstabelle in die oben genannte Formel (9) eingefügt. Im nächsten Schritt wird das Chi-Quadrat  $N^2$  bestimmt, indem aus jeder Zelle der erforschte Wert von dem erwarteten Wert subtrahiert wird. Dieses Ergebnis wird quadriert und anschließend wird das daraus resultierende Ergebnis durch den erwarteten Wert dividiert (vgl. dsb., S. 181). Das Ergebnis dieses Schrittes wird als  $N^2$  beschrieben. In Schritt 4 wird der Chi-Quadrat-Wert ins Verhältnis zur Summe des Chi-Quadrats  $N^2$  und in diesem Fall der Anzahl der befragten Unternehmen  $n$  gesetzt und abschließend wird die Wurzel des Ergebnisses gezogen (vgl. dsb., S. 182). Das wird mit jeder Zelle behandelt. Daraus ergibt sich die nachfolgende Formel.

$$\text{Kontingenzkoeffizient } C = \sqrt{\frac{N^2}{N^2+n}} \quad (10)$$

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Meißner 2014, S. 182.

In der weiteren Berechnung wird der Korrekturfaktor  $C_{max}$  bestimmt, indem die Differenz aus der kleinsten Anzahl der Merkmale und eins mit der kleinsten Anzahl der Merkmale wieder dividiert wird. Hier wird ebenfalls die Wurzel des Ergebnisses gezogen. Daraus resultiert die nachfolgende Formel.

$$\text{Korrekturfaktor } C_{max} = \sqrt{\frac{M-1}{M}} \quad (11)$$

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Meißner 2014, S. 182.

Die Bezeichnung M ist hier die kleinste Anzahl der Merkmale. Zu guter Letzt wird der normierte Kontingenzkoeffizient berechnet. Dabei wird der Kontingenzkoeffizient mit dem Korrekturfaktorwert ins Verhältnis gesetzt. Aus diesem Rechenschritt resultiert folgende Formel.

$$\text{Normierter Kontingenzkoeffizient } C^n = \frac{C}{C_{max}} \quad (12)$$

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Meißner 2014, S. 183.

Das Ergebnis bei dem Kontingenzkoeffizient kann zwischen null und eins liegen. Dabei wird die Stärke des Zusammenhangs der beiden nominalen Variablen gemessen. Das heißt, bei einem Ergebnis von eins ist der Zusammenhang als stark zu bewerten.

## 4. Simulationsanalyse einer Investitionsentscheidung

### 4.1 Datengrundlage

Basierend auf das Grundprinzip des theoretischen Fundaments wird diese Simulationsanalyse für eine Voicebot-Lösung mittels standardisierter Fragebögen durchgeführt. Um zu erforschen, wie hoch die Kosten sind und wie qualitativ ein Voicebot-Einsatz für ein Unternehmen ist, wurde eine Umfrage mit insgesamt drei Voicebot-Anbietern durchgeführt. Jedem Unternehmen lag der gleiche Fragebogen vor und der Zeitraum der Umfrage betrug ungefähr einen

Monat. Die Daten wurden für die Weiterverarbeitung für die entsprechenden KPI erhoben. Die Befragung ist im Vergleich zu anderen wissenschaftlichen Methoden vor allem in empirischen Analysen das am häufigsten verwendete Instrument zur Gewinnung der erforderlichen Daten (vgl. Heinemann 1999, S. 91). Die Umfrage hatte eine qualitative Ausrichtung, um neue Informationen zu beschaffen. Zur Übermittlung des Fragebogens wurde per E-Mail und per Telefon kommuniziert. Der finale Fragebogen wies zwei Seiten auf. Der Fragebogen startet mit zwei Fragen im Bereich der Budgetplanung seitens der Unternehmen, die einen Voicebot in der Unternehmensstruktur implementieren möchten. Der Hintergrund der ersten zwei Fragen innerhalb des Fragebogens ist der quantitative Rahmen der Simulationsanalyse, von Interesse ist somit, wie hoch die Kosten für ein Voicebot-System sind. Die erste Frage im Fragebogen lautet: *„Welches Budget sollte ein Unternehmen jährlich für ein Voicebot-System ungefähr einplanen (in Euro)?“*. Da bei einem Voicebot sowohl Anschaffungs- als auch Nebenkosten auftreten, werden diese Aspekte in dem Fragebogen ebenfalls berücksichtigt. Da Softwares oftmals ein Update oder vielmehr eine Wartung benötigen, ist dieser Aspekt nicht nur mit verlängerter Zeit, sondern auch mit weiteren Kosten verbunden. Daher lautete die zweite Frage *„Gibt es neben den Anschaffungskosten weitere monatliche Kosten? Wenn ja, wie hoch wären die Kosten ungefähr (z. B. Wartungen, Updates etc.) (in Euro)?“* und beinhaltet den Teil der monatlichen Kosten. Um die Produktivität eines Voicebot-Systems in quantitativen Belegen zu erfassen, wurde dies in der dritten Frage aufgenommen. Diese dritte Frage lautete *„Kann es zu Ausfällen des Voicebot-Systems kommen (z. B. durch Wartungen, Updates etc.)? Wenn ja, wie würden Sie den Ausfall in Stunden jährlich einschätzen?“* und zeichnet somit die die Verluste der Verfügbarkeit eines Voicebot-Systems auf. Abschließend wurden die Fragen *„Kann die automatische Weiterleitung zu einem Mitarbeiter versagen? Wenn ja, wie oft würden Sie den Ausfall der Weiterleitung jährlich einschätzen?“* gestellt. Hierbei steht der Qualitätsrahmen im Fokus. Dabei werden die Qualitätsverluste eines Voicebot-Systems aufgezeichnet. Alle genannten Fragen sind nochmals im Anhang A aufgeführt. Aus den genannten Fragen können die Antworten der Anbieter in dieser Arbeit weiterverarbeitet und mit den Daten eines realen Mitarbeiters verglichen werden. Die erhobenen Daten aus den standardisierten Fragebögen der drei deutschen Voicebot-Anbieter werden in der folgenden Tabelle 1 erfasst. Alle Angaben sind hier jährlich zu betrachten. Dabei geht es um die Daten des Voicebots. In der Tabelle 1 wurde auf der linken Seite bei allen Indikatoren der arithmetische Mittelwert berechnet. Der arithmetische Mittelwert gibt an, wie hoch die Kennziffern im Durchschnitt sind, und hilft in dieser Analyse dabei, den Durchschnitt der erhobenen Daten zu berechnen. Um die Daten für die zweite Einsatzalternative nicht aus dem Instinkt zu wählen, wurde dafür ebenso eine Bezugsquelle herangezogen. Im ersten Schritt wird die Annahme für den Kundenservicemitarbeiter aufgestellt. Diese dient als Grundlage für nachfolgende Rechnungen. Da ein Mensch

nicht die totalen 365 Tage im Jahr tatsächlich arbeitet, wurde für den realen Mitarbeiter eine Tabelle als Hilfe für die Ermittlung der Arbeitstage erstellt.

Tabelle 1: Quantitative Daten eines Voicebots in Deutschland

	Voicebot-Anbieter 1	Voicebot-Anbieter 2	Voicebot-Anbieter 3	Arithmetischer Mittelwert
Anschaffungskosten	6.000 €	8.000 €	7.500 €	$\frac{6.000 + 8.000 + 7.500}{3}$ $\bar{x} = 7.166,66667 \text{ €}$ $\approx 7.166,67 \text{ €}$
Nebenkosten	3.500 €	4.200 €	3.700 €	$\frac{3.500 + 4.200 + 3.700}{3}$ $\bar{x} = 3.800 \text{ €}$
Verfügbarkeitsverluste (Ausfälle)	2,5 Std.	3 Std.	3,5 Std.	$\frac{2,5 + 3 + 3,5}{3}$ $\bar{x} = 3 \text{ Std.}$
Qualitätsverluste (Weiterleitung)	Jede 4 Anfrage	Jede 3 Anfrage	Jede 3 Anfrage	$\frac{4 + 3 + 3}{3}$ $\bar{x} = 3,333333$ $\approx 3,33 \text{ Anfragen}$

Quelle: Eigene Darstellung und eigene Berechnung, 2022.

Bei der Tabelle 2 handelt es sich um durchschnittliche Werte. Angefangen bei den durchschnittlichen Urlaubstagen eines Vollzeitmitarbeiters betragen diese 27 Tage. Diese ergaben sich aus der Gehaltsstudie der Research GmbH im Jahr 2019, aus der hervorgeht, dass im Durchschnitt 27 Urlaubstage in Anspruch genommen wurden. In dieser Arbeit wird davon ausgegangen, dass die drei Mitarbeiter sowohl gleichzeitig Urlaub genommen haben und in derselben Zeit krankgeschrieben waren.

Tabelle 2: Hilfstabelle für Arbeitstageberechnung

	Angaben pro Jahr (365 Tage)
Durchschnittliche Urlaubstage	27 Tage
Wochenendtage	104 Tage
Durchschnittliche Tage der Krankschreibung	11 Tage
Durchschnittliche Feiertage	13 Tage
Arbeitstage eines Mitarbeiters	$365 - 27 - 104 - 11 - 13 = 210 \text{ Tage}$

Quelle: Eigene Darstellung und eigene Berechnung in Anlehnung an Rudnicka 2022, o. S. und Koschke 2019, S. 35 ff.

Da diese Studie bei dem realen Mitarbeiter von einer Fünftagewoche ausgeht, werden die Wochenendtage – Samstag und Sonntage – im Jahr nicht berücksichtigt. Die durchschnittliche Krankschreibung beträgt laut dem Statistischen Bundesamt und dem Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung im Durchschnitt ungefähr elf Tage im Jahr 2021 (vgl. Rudnicka 2022, o.

S.). Bei dem Krankenstand muss beachtet werden, dass Unternehmen den Lohn an die Mitarbeiter weiterhin zahlen müssen, obwohl deren Arbeit innerhalb dieser Zeit aussetzt. Zuletzt werden auch die gesetzlichen Feiertage berücksichtigt. Innerhalb Deutschlands belaufen sich diese zwischen neun und 16 Tagen. Da diese Studie von dem Durchschnitt ausgeht, ergeben das 13 Tage. Abschließend werden die gesamten Tage von den 365 Tagen subtrahiert. Daraus ergeben sich 210 Tage, die ein Vollzeitmitarbeiter im Jahr arbeiten kann. Da ein Voicebot 24 Stunden einsetzbar ist, geht diese Arbeit bei der Berechnung des realen Mitarbeiters von einem Drei-Schichten-Modell aus. Das heißt, dass drei Mitarbeiter betrachtet werden. Dadurch werden gleiche Bedingungen sichergestellt. Innerhalb der nächsten Tabelle 3 sind für die weitere Bearbeitung folgende Daten, die sich auf die Mitarbeiter beziehen, erhoben worden. Ein Mitarbeiter benötigt für die Abwicklung einer Kundenanfrage im Durchschnitt fünf Minuten (min.) (vgl. Herzog 2017, S. 196, Fischer 2019, S. 265 und Stokburger/Pufahl 2002, S. 177). Ein menschlicher Mitarbeiter kann immer nur eine Kundenanfrage und nicht gleichzeitig mehrere Anfragen bearbeiten. Das Gehalt für den realen Mitarbeiter wurde der Gehaltsstudie des Marktforschungsunternehmens SAVVY Research GmbH aus dem Jahr 2019 entnommen und ist in der ersten Zeile der Tabelle 3 dargestellt. Laut dieser Studie verdient ein Kundenbetreuer durchschnittlich 27.214 € brutto im Jahr. Das Bruttogehalt umfasst den Nettolohn, der dem Arbeitnehmer am Ende eines Monats ausgezahlt wird, und die Lohnnebenkosten. Letztere umfassen die Abzüge von Sozialversicherungsbeiträgen und steuerlichen Abgaben. Drei Vollzeitmitarbeiter in Deutschland arbeiten durchschnittlich 120 Stunden in der Woche und somit 480 Stunden im Monat (vgl. Koschke 2019, S.35).

Tabelle 3: Daten zum realen Mitarbeiter

	<b>Angaben pro Mitarbeiter</b>
<i>Bruttolohn pro Jahr</i>	27.214 €
<i>Bearbeitungszeit pro Anfrage</i>	5 Min.
<i>Arbeitszeit pro Tag</i>	8 Std.
<i>Pausenzeit bei 8 Std. Arbeitszeit</i>	30 Min.

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Koschke 2019, S. 15 ff.

In der letzten Zeile in Tabelle 3 ist die Pausenzeit vermerkt worden. Diese ist in Deutschland gesetzlich vorgeschrieben. Jeder Arbeitgeber ist verpflichtet, dem Arbeitnehmer bei einer Arbeitszeit von 8 Stunden eine 30-minütige Pause zu gewähren (vgl. § 4 ArbZG). Pro Tag sind das bei drei Mitarbeitern 1,5 Stunden und pro Woche 7,5 Stunden. Das heißt, die Pausenzeit von drei Mitarbeitern in Vollzeitbeschäftigung beträgt 30 Stunden pro Monat und 360 Stunden im Jahr. Diese Daten dienen im nächsten Kapitel als Grundlage der Annahmen für die Entscheidung bezüglich einer Investitionsalternative.

## 4.2 Berechnung für die Investitionsentscheidung

### 4.2.1 Produktivität

Im ersten Teil der Analyse wird die Produktivität betrachtet. Wie im Kapitel 3.2.1 bereits erwähnt, ist die bekannteste Produktivitätskennzahl die OEE. Da der Voicebot 24 Stunden im Jahr in Betrieb genommen werden kann, handelt es sich bei den 100 % um ein Drei-Schichten-Modell, mit dem ein Jahr betrachtet wird. Damit werden drei Mitarbeiter pro Tag benötigt, um die gleiche Bedingung wie bei einem Voicebot sicherzustellen. Dadurch wird das Ergebnis nicht verfälscht. Die Tabellen 1 bis 3 dienen als Grundlage für die weitere Bearbeitung der Analyse. Bei dem ersten Faktor innerhalb der OEE wird der Verfügbarkeitsgrad ermittelt. Da es sich bei den 100 % hierbei um ein ganzes Jahr handelt, werden die Stunden, die ein Jahr hat, ausgerechnet. Pro Jahr ergeben sich 8.760 Stunden, die den drei Mitarbeitern zur Verfügung stehen. Um den Verfügbarkeitsgrad auszurechnen, werden die mögliche und die tatsächliche Arbeitszeit benötigt. In diesem Schritt wird die mögliche Arbeitszeit berechnet, dabei werden die geplanten „Stillstände“ in Betracht gezogen. Die mögliche Arbeitszeit ergibt sich, wenn von der verfügbaren Zeit die zwei Verlustarten – in diesem Fall sind das die durchschnittlichen 13 Feiertage und die 104 Wochenendtage im Jahr – subtrahiert werden. Bei Umwandlung von Tagen in Stunden folgen in diesem Fall 312 Stunden für die Feiertage und 2.496 Stunden für die Wochenenden. Die mögliche Arbeitszeit beläuft sich auf 5.952 Stunden pro Jahr. In die tatsächliche Arbeitszeit fließen die Urlaubstage und die Krankschreibungen mit ein. Das bedeutet, die Urlaubs- und Krankschreibungstage werden von der möglichen Arbeitszeit abgezogen. Dabei wird ebenfalls in Stunden umgerechnet, um auf diese Weise weiter einheitlich und verständlich rechnen zu können. Die Urlaubstage betragen 648 Stunden pro Jahr und die Krankentage belaufen sich umgerechnet auf 264 Stunden. Setzt man die beiden Arbeitszeiten ins Verhältnis, erhält man das folgende Ergebnis:

$$\text{Verfügbarkeitsgrad reale Mitarbeiter: } \frac{5.040 \text{ Stunden}}{5.952 \text{ Stunden}} \times 100 = \text{aufgerundet } 84,68 \% \quad (13)$$

Der Verfügbarkeitsgrad des realen Mitarbeiters beträgt 84,68 %. Im nachfolgenden Teil wird der Verfügbarkeitsgrad des Voicebots ausgerechnet, der 24 Stunden am Tag und 365 Tage im Jahr laufen kann. Daraus ergeben sich, wie oben bereits aufgeführt, sowohl eine verfügbare Zeit als auch eine mögliche Arbeitszeit von 8.760 Stunden pro Jahr, da der Voicebot unabhängig von Wochenendtagen und Feiertagen permanent in Betrieb ist. Um den Verfügbarkeitsgrad zu berechnen wird die tatsächliche Arbeitszeit benötigt. In diesem Schritt wird die tatsächliche Arbeitszeit für den Voicebot berechnet. In der tatsächlichen Arbeitszeit fließt die Zeit ein, die durch Geräteausfall und Störungen verloren wird. Berücksichtigt werden dabei zum einen die Zeit, die aufgrund eines Stromausfalls nicht genutzt werden kann, hilfsweise

insgesamt zwei Stunden pro Jahr, und zum anderen die aufgrund von Updates und Wartungen verlorene Zeit von drei Stunden. Das heißt, dass die tatsächliche Arbeitszeit nach dem Abzug der Verfügbarkeitsverluste 8.755 Stunden beträgt. Setzt man das in die Formel, erfolgt:

$$\text{Verfügbarkeitsgrad Voicebot: } \frac{8.755 \text{ Stunden}}{8.760 \text{ Stunden}} \times 100 = \text{aufgerundet } 99,94 \% \quad (14)$$

Der Verfügbarkeitsgrad des Voicebots beträgt 99,94 %. Im nächsten Teil der OEE steht die Leistung im Fokus. Angefangen bei dem realen Mitarbeiter wird weiterhin mit einer Annahme aus der Tabelle 3 gerechnet. Wenn man annimmt, dass ein menschlicher Kundenbetreuer für die Bearbeitung einer Telefonanfrage durchschnittlich fünf Minuten benötigt, er innerhalb einer Stunde 12 Serviceanfragen bearbeitet. Den drei Mitarbeitern ist es demnach möglich, innerhalb der tatsächlichen Arbeitszeit von 5.040 Stunden pro Jahr 60.480 Serviceanfragen zu erledigen. Das entspricht der möglichen Ausbringungsmenge. Die tatsächliche Ausbringungsmenge ergibt sich aus der möglichen Ausbringungsmenge und den Serviceanfragen, die innerhalb der Pausenzeit nicht bearbeitet werden können. Wie in der Tabelle 3 zu entnehmen ist, beträgt die Pausenzeit pro Mitarbeiter 30 Minuten. Pro Jahr ergibt das bei drei Mitarbeitern eine Pausenzeit von 360 Stunden. Innerhalb dieser 360 Stunden wäre es den drei Mitarbeitern möglich, 4.320 Anfragen zu bearbeiten. Das heißt, die tatsächliche Ausbringungsmenge beträgt 56.160 Serviceanfragen. Setzt man die mögliche und die tatsächliche Menge ins Verhältnis, erhält man einen Leistungsgrad von ungefähr 92,86 %.

$$\text{Leistungsgrad reale Mitarbeiter: } \frac{56.160 \text{ Anfragen}}{60.480 \text{ Anfragen}} \times 100 = \text{aufgerundet } 92,86 \% \quad (15)$$

Die Leistung des Voicebots ist trivial. Da er eine Maschine ist, gibt es beim Einsatz direkt keine reduzierte Geschwindigkeit. Wenn die Maschine einmal läuft, dann geschieht dies dauerhaft in derselben Geschwindigkeit. Deswegen wird hier erwartet, dass der Voicebot näher als drei Mitarbeiter an die 100 % im Leistungsfaktor herankommt. Die Kundenanfragen können direkt automatisch vom Voicebot angenommen und bearbeitet werden. Darüber hinaus kann der Voicebot mehrere Anfragen gleichzeitig bearbeiten (vgl. Haas u. a. 2021, S. 1). Daher ist innerhalb dieser Annahme kein Engpass zu erwarten. Aus diesem Grund wird unterstellt, dass ein Voicebot mindestens die doppelte Ausbringungsmenge wie ein realer Mitarbeiter bearbeiten kann. Das bedeutet, ein Voicebot kann 24 Serviceanfragen pro Stunde annehmen und zu bearbeiten. Da der Voicebot 24 Stunden arbeitet, ergibt das eine tatsächliche Arbeitszeit von 8.755 Stunden. Innerhalb dieser 8.755 Stunden pro Jahr kann der Voicebot 210.120 Serviceanfragen annehmen. Setzt man die Informationen in die Formel des Leistungsgrades ein, erhält man einen Leistungsgrad von 100 %.

$$\text{Leistungsgrad Voicebot: } \frac{210.120 \text{ Anfragen}}{210.120 \text{ Anfragen}} \times 100 = 100\% \quad (16)$$

Wie erwartet liegt der Leistungsgrad eines Voicebots bei ganzen 100%. Zuletzt wird der Qualitätsgrad berechnet. Der Qualitätsgrad der realen Mitarbeiter wird deutlich höher und näher

an den 100 % als bei einem Voicebot erwartet. Jedoch kann ein menschlicher Kundenbetreuer aufgrund von Übermüdung und Emotionen nicht die Qualität erbringen, die tatsächlich möglich ist. Störende Emotionen und die fehlende Organisation der Kundenbetreuer können die Qualität beeinträchtigen. Daher geht diese Arbeit davon aus, dass ein Mitarbeiter aufgrund negativer Energie pro Jahr 10 Stunden nicht in der gewohnten Qualität erbringen kann. Dabei werden auch Weiterleitungen an einen anderen Mitarbeiter, der eventuell weiterhelfen kann, gezählt. Rechnet man die 10 Stunden für drei Mitarbeiter aus, erhält man 30 Stunden, in denen die Qualität nicht zufriedenstellend ist. Innerhalb der 30 Stunden können 360 Anfragen bearbeitet werden. Aus diesem Grund geht diese vorliegende Arbeit davon aus, dass die 360 Anfragen entweder weitergeleitet worden sind oder die zu bearbeiteten Anfragen nicht geklärt werden konnten. Der Qualitätsgrad der drei Mitarbeiter beträgt in diesem Fall 99,36 %.

$$\text{Qualitätsgrad reale Mitarbeiter: } \frac{(56.160 \text{ Anfragen} - 360 \text{ nicht bearbeitete Anfragen})}{56.160 \text{ Anfragen}} \times 100$$

= *aufgerundet* 99,36 % (17)

Wie in der Tabelle 1 ersichtlich ist, leitet der Voicebot im Durchschnitt jede dritte Anfrage an einen realen Mitarbeiter weiter. Somit erzielt der Voicebot eine Qualitätseinbuße, da die einwandfreie Behandlung eines realen Mitarbeiters noch höher und besser als bei ihm ist. Hierbei kommt es auf die Konstruktion des Voicebots an, da nicht alle Daten und jedes Schlüsselwort auf dieser Welt im System aktuell hinterlegt werden können. Wenn der Voicebot die Anfrage nicht bearbeiten kann, werden die Kunden an einen realen Mitarbeiter weitergeleitet. Das bedeutet in diesem Fall, dass von den 210.120 Anfragen jede dritte, sprich aufgerundet 63.099 Anfragen pro Jahr bei dieser Leistung weitergeleitet werden. Dies würde sich wie folgt auf den Qualitätsfaktor des Voicebots auswirken.

$$\text{Qualitätsgrad Voicebot: } \frac{(210.120 - 63.099 \text{ nicht bearbeitete Anfragen})}{210.120 \text{ Anfragen}} \times 100$$

= *aufgerundet* 69,97 % (18)

Wie erwartet liegt der Qualitätsgrad des realen Mitarbeiters deutlich näher als derjenige des Voicebots an den 100 %. Um einen Überblick über die Ergebnisse zu erhalten, folgt eine Tabelle mit allen Ergebnissen der OEE-Kennzahl. Je höher der OEE-Wert am Ende ist, desto besser ist die Produktivität der jeweiligen Alternative. Im letzten Schritt wurde die gesamte OEE ausgearbeitet. Daraus folgt, dass alle drei Werte jeweils miteinander multipliziert werden. Durch die OEE-Visualisierung sind die Verlustsprünge der jeweiligen Alternative ersichtlich und können optimiert werden. Das Ergebnis der OEE-Analyse kann wie folgt argumentiert werden. In der Tabelle 2 ist auffällig, dass der Voicebot bei der Verfügbarkeit und bei der Leistung die drei menschlichen Mitarbeiter übertrifft. Jedoch ist die Qualität eines Voicebots aktuell noch ausbaufähig.

Tabelle 4: OEE-Vergleich der zwei Einsatzalternativen

		Voicebot	3 Reale Mitarbeiter
A x	Verfügbarkeitsgrad x	99,84 %	84,68 %
P x	Leistungsgrad x	100 %	92,86 %
Q	Qualitätsgrad	69,97 %	99,36 %
= <b>OEE</b>	= <b>Overall Equipment Effectiveness</b>	<b>69,86 %</b>	<b>78,13 %</b>

Quelle: Eigene Darstellung und eigene Berechnung, 2022.

Der Grund für die schlechte Qualität ist der geringe Datensatz, der im Voicebot hinterlegt ist. Das bedeutet, dass nur bestimmte Schlüsselwörter im System abgespeichert sind und wahrgenommen werden, was zur Weiterleitung an einen realen Mitarbeiter führt. Die Differenz der Produktivität sind in diesem Fall nicht erheblich hoch. Der kritische Punkt liegt bei den erforderlichen Weiterleitungen eines Voicebots. Am Anfang der Analyse war bei der Verfügbarkeit zu erwarten, dass der Voicebot im Ergebnis weit voraus ist. Jedoch ist die Qualität hier wie angenommen ein enormer Nachteil.

#### 4.2.2 Rentabilität

In diesem Kapitel wird die Rendite einer Investition in einen Voicebot ermittelt. Dabei wird die Frage beantwortet, ab wann sich die Investition in einen Voicebot rentiert. Die Formel zum ROI wurde im Kapitel 3.2.2 dargestellt. Der Kapitaleinsatz beinhaltet die Kosten, die beim Erwerb eines Voicebots auftreten, und der Gewinn spiegelt die eingesparten Personalkosten, die mittels des Voicebots gewonnen werden, wider. Für das bessere Verständnis und aus Praktikabilitätsgründen wurde die ROI-Formel für den Voicebot im Kundenservice umgewandelt.

$$ROI \text{ für Voicebot} = \frac{\text{Eingesparte Personalkosten}}{\text{Anschaffungskosten}} \quad (19)$$

Quelle: Eigene Darstellung, 2022.

Im ersten Schritt werden die Anschaffungskosten berechnet. Dabei werden sowohl die direkten Anschaffungskosten als auch die Anschaffungsnebenkosten berücksichtigt. Letztere sind Kosten, die aufgrund von Updates und Wartungen entstehen. Des Weiteren werden Kosten innerhalb der Einrichtung eines Voicebots aufsummiert. In diesem Fall entstehen keine Kosten für das Hosting oder für die Anbindung an das Telefonsystem, denn diese sind schon einbezogen worden. Insgesamt betragen diese Anschaffungskosten im Durchschnitt 10.966,67€ pro Jahr. Im zweiten Schritt werden die Kosten im Zähler betrachtet. Der Gewinn, der durch den eingesetzten Voicebots resultiert, besteht hier aus den eingesparten Personalkosten, weil hier

nur Kundenservice und die Übernahme der Serviceanfragen betrachtet werden. Da ein Mitarbeiter in der Realität eine durchschnittliche Arbeitszeit von 8 Stunden hat, wird bei der ROI-Berechnung von einer Achtstundenschicht ausgegangen. Ein Mitarbeiter erhält einen Bruttolohn von durchschnittlichen 2.267,83 € (s. Tabelle 3) pro Monat. Nebenbei entstehen für einen Arbeitgeber noch Sozialabgaben für das Personal in Höhe von insgesamt 20 % des Bruttolohns. Das sind in diesem Fall circa 2.721,34 € pro Mitarbeiter. Daraus ergeben sich Personalkosten in Höhe von 32.656,08 € im Jahr. Im letzten Schritt werden die errechneten Werte in die oben genannte Formel eingesetzt. Daraus resultiert die folgende Rechnung:

$$ROI = \frac{32.656,08 \text{ €}}{10.966,67 \text{ €}} = 297,78 \% \quad (20)$$

Das Ergebnis kann so interpretiert werden, dass sich der Einsatz des Voicebots sich für Unternehmen sehr schnell rentiert. Nach ungefähr 4 Monaten würde sich die Anschaffung eines Voicebots auszahlen. In Zahlen zusammengefasst, wird innerhalb eines Jahres sich der Voicebot von einem Drittel der Zeit rentieren. Je größer die eingesparten Kosten beim Voicebot-Einsatz sind, desto rentabler ist die Investition in einen Voicebot. Als Nebeneffekt ist hier zu nennen, dass der Voicebot nicht an eine Arbeitszeit gebunden ist und somit kundenfreundlicher in der Verfügbarkeit erscheint. Aus diesem Grund wurden in diesem Fall die Kundenservicezeiten realitätsnah angepasst.

#### 4.2.3 Break-even-Point

Der Break-even-Point bei einer Investitionsrechnung ist der Punkt, an dem Rückflüsse der Anschaffungskosten entsprechen. Der Break-even-Point zeigt in diesem Kontext an, ab wie vielen Serviceanfragen im Jahr der Voicebot den realen Mitarbeiter einholt. Erstens werden die Daten für die realen Mitarbeiter dargelegt, diese belaufen sich auf 32.656,32 €. Bei dem Voicebot geht es um die Anschaffungskosten. Die erfassten Kosten sind zum einen die Anschaffungskosten und zum anderen die Kosten, die neben der Anschaffung anfallen würden. Die generellen Anschaffungskosten sind Kosten, die beim Kauf von Vermögensgegenständen oder Wirtschaftsgütern aufkommen. Die produktive Arbeitszeit eines Mitarbeiters pro Tag betragen 6,2504 Stunden. Diese wurden in dieser Arbeit mittels der OEE-Kennzahl ermittelt, indem die in OEE angegebenen 78,13 % aus den acht Stunden herausgerechnet worden sind. Da ein Mitarbeiter pro Stunde 12 Anfragen schafft, ergeben sich daraus circa 75 Anfragen, die ein Mitarbeiter pro Arbeitstag erledigt. Das bedeutet, bei den jährlichen Arbeitstagen von 210 Tagen, schafft ein Mitarbeiter 15.750 Anfragen zu erledigen. Ein Mitarbeiter kostet einem Unternehmen ungefähr 32.656,32 € pro Jahr. Enthalten sind darin der durchschnittliche Bruttolohn und die 20% Sozialabgaben des Bruttolohns in Höhe von 5.442,32 €. Somit können die Kosten pro Anfrage berechnet werden. Dabei werden die Personalkosten in Höhe von 32.656,32 in Verhältnis zu den jährlichen Anfragen, die ein Mitarbeiter schafft, gesetzt. Daraus

resultieren ungefähr 2,07 € Kosten pro Anfrage. In diesem Beispiel ist das investierte Kapital gleich den Anschaffungskosten einschließlich den Anschaffungsnebenkosten. Das bedeutet, die Fixkosten des Voicebots belaufen sich pro Jahr auf 10.966,67 €. Ein Mitarbeiter schafft 12 Anfragen pro Stunde und ein Voicebot 24 Anfragen pro Stunde. Ausgehend von den 10.966,67 € liegt der Break-even-Point in dieser Arbeit bei 5.297 Anfragen. Dies wurde bestimmt, indem das investierte Kapital mit den Kosten pro Anfrage ins Verhältnis gesetzt wurde. Ausgehend von den 75 Anfragen pro Arbeitstag, ergeben sich daraus 70 Arbeitstage, bis der Bot den Break-even-Point erreicht hat. Das bedeutet der Voicebot braucht für die Break-even-Menge von 5.297, die der Mitarbeiter innerhalb von einem Jahr schafft, nur ein Drittel der Zeit, die der Mitarbeiter innerhalb 210 Tage schafft. Ein Drittel eines Jahres entspricht vier Monate.

#### 4.2.4 TCO

In diesem Kapitel werden die sogenannten TCO, das heißt die Kosten, die bei einem Einsatz eines Bots auftreten, berechnet und gegenübergestellt. In der ersten Phase, der sogenannten Anschaffungsphase, werden die Anschaffungskosten berücksichtigt. Diese betragen in diesem Fall im Durchschnitt aufgerundet 7.166,67 €. Die zweite Phase ist die Nutzungsphase innerhalb diesen einen Jahres. Die Nutzungskosten sind hier für Wartungen und Updates bestimmt. Diese belaufen sich pro Jahr auf durchschnittlich 3.800 €. Des Weiteren kommen noch Internet- und Telefongebühren sowie Stromkosten, die bei einem Einsatz eines Voicebots anfallen, hinzu. Hierzu wurde die Deutsche Telekom AG herangezogen, da sie das erfolgreichste Telekommunikationsunternehmen ist (vgl. Tenzer 2022, o. S.). Deren beliebtestes Kombiangebot für Internet und Telefon kostet pro Monat ungefähr 47 € (vgl. Deutsche Telekom AG 2022, o. S.). Pro Jahr belaufen sich diese Kosten auf 564 €. Die durchschnittlichen Stromkosten in Deutschland liegen bei 1.196 € pro Jahr (vgl. Verivox 2022, o. S.). In der letzten Phase sind die Ersatzkosten eines Voicebots enthalten. Diese bestehen aus dem Bruttolohn eines Mitarbeiters, da von einer Achtstundenschicht ausgegangen wird. Der Bruttolohn eines menschlichen Mitarbeiters liegt bei 27.214 € pro Jahr. Die gesetzlichen Sozialabgaben betragen 20 %, das ergibt 5.442,80 € pro Jahr für einen Mitarbeiter, aufsummiert ergeben sich daraus 32.656,80 € Kosten. In Summe ergeben alle aufgelisteten Kosten eines Voicebots insgesamt 45.383,47 €. Im nächsten Schritt werden die Kosten des Mitarbeiters berücksichtigt. Die Personalkosten belaufen sich auf 32.656,80 € im Jahr. Da für den Mitarbeiter ein Büro angemietet werden muss, entstehen hier auch Mietkosten. Für die Büromiete geht diese Arbeit von der durchschnittlichen Miete der Stadt Köln aus. Die betrug laut Marktbericht 2021/2022 von Colliers International Deutschland GmbH in Köln durchschnittlich bei 16,20 € (vgl. Caspers 2022, S. 4). Wenn ein Büro im Durchschnitt eine Fläche von 100 Quadratmetern aufweist, fallen 1.620 € Kosten für die Miete an. Im Jahr ergeben sich daraus 19.440 € Mietkosten. Des

Weiteren entstehen indirekte Kosten, wie exemplarisch für Büromöbel, die beachtet werden müssen. Hier werden für Büromöbel 3.000 €, für Computer und Telefon 1.000 € und für Büromaterial 200 € angenommen. Für das Büro werden zusätzlich Heiz- und Stromkosten benötigt. Laut der Zeitschrift WirtschaftsWoche betragen die Heizkosten in Deutschland im Durchschnitt 1.063 € pro Jahr (vgl. Brück 2021, o. S.) und die durchschnittlichen Stromkosten belaufen sich auf 1.196 € (vgl. Verivox 2022, o. S.). Um einen telefonischen Kundenservice anbieten zu können, müssen Telefon- und Internetgebühren aufgewendet werden. Wie bereits erwähnt belaufen sich die Kosten auf 564 € pro Jahr. Die Ersatzkosten umfassen hier einen Bruttolohn von 32.656,80 € einschließlich der Sozialabgaben. Daraus ergeben sich 91.776,60 € Gesamtkosten. Werden die die Gesamtkosten ins Verhältnis gesetzt, so wird deutlich, dass zusammengefasst die Gesamtkosten eines Mitarbeiters circa doppelt so hoch wie die Kosten eines Voicebots sind.

#### 4.2.5 Cost per contact

In diesem Teil der Kostenberechnung werden die Cost per contact herausgearbeitet, um herauszufinden, welche Einsatzalternativen pro Serviceanfrage günstiger ist. Da sich die Kosten in dieser Arbeit auf eine Achtstundenschicht beziehen, werden auf der einen Seite ein Mitarbeiter und auf der anderen Seite ein Voicebot betrachtet. Die Anschaffungskosten belaufen sich auf durchschnittliche 7.166,67 €. Neben den Anschaffungskosten entstehen beim Einsatz eines Voicebots noch monatliche Kosten. Dabei handelt es sich unter anderem um Kosten für Updates und Wartungen. In diesem Fall betragen die Nebenkosten pro Jahr im Durchschnitt 3.800 € (s. Tabelle 1). Zusammen ergeben die Gesamtkosten des Voicebots 10.966,67€ pro Jahr. Wenn ein Voicebot acht Stunden pro Tag im Einsatz ist und 210 Tagen wie ein realer Mitarbeiter arbeitet, ergibt das einen effektiven Bot von 1.680 Stunden. Setzt man beides ins Verhältnis, erhält man Kosten pro Tag in Höhe von 52,22 €. Die Kosten pro Stunden bei dem Voicebot belaufen sich bei einer Achtstundenschicht auf 6,53 €. Da diese Arbeit angenommen hat, dass der Bot doppelt so viele Anfragen wie ein Mitarbeiter pro Stunden erledigt, kostet der Voicebot pro Anfrage circa 0,27 €. Würde der Voicebot 24 Stunden und 364,79 Tage arbeiten, so würde dieser ungefähr 1,25 € pro Stunde und 0,05 € pro Anfrage kosten. Dieser Effekt nennt sich Stückkostendegression. Der Stückkostendegressionseffekt besagt, je mehr Anrufe ein Voicebot bearbeitet, desto rentabler ist die Investition in die KI in seiner Form (vgl. Clement u. a. 2019, S. 67). Sie führt dazu, dass die Kosten je Servicevorgang umso stärker sinken, je häufiger dieser von Kunden in Anspruch genommen wird. Die Kosten des Voicebots werden folglich je Kunde günstiger, je häufiger er im Einsatz ist. Dagegen arbeitet ein Mitarbeiter 210 Tage pro Jahr und kostet ein Unternehmen 32.656,80 € pro Jahr. Daraus ergeben sich tägliche Kosten von 155,51 € für nur einen Mitarbeiter. Für ein Unternehmen kostet ein Mitarbeiter bei

einer effektiven Arbeit von 6,25 Stunden innerhalb der 8 Stunden (siehe OEE-Berechnung) aufgerundet 24,88 € pro Stunde. Darin sind der Bruttolohn und die Sozialabgaben enthalten. Dem Mitarbeiter ist es möglich, pro Stunde 12 Anfragen zu bearbeiten. Daraus ergeben sich Kosten pro Mitarbeiter von 2,07 € pro Anfrage. Diese Berechnung ist auch der Break-even-Analyse zu entnehmen. Ersichtlich ist die Differenz zwischen den Kosten pro Anfrage erheblich. Ein Voicebot ist im Hinblick auf die Cost per contact circa um das Siebenfache günstiger als der reale Mitarbeiter.

### 4.3 Zentrale Ergebnisse

Die zentralen Ergebnisse der Analyse lassen sich in diesem Kapitel für den weiteren Verlauf zusammenfassen. Die OEE-Berechnung hat abgesehen von den Kosten gezeigt, dass drei Mitarbeiter produktiver arbeiten als ein Voicebot. Die Differenz der Produktivitätskennzahl beider Alternativen liegt in dieser Arbeit bei 8,27 %. Das bedeutet die realen Mitarbeiter sind unter gleichen Bedingungen 8,27 % produktiver als der Voicebot. Wie im Kapitel 3.2.1 erwähnt worden ist, ist der ausschlaggebende Grund dafür die schwache Qualität des Voicebots. Die Qualität könnte in den nächsten Jahren deutlich besser werden, indem sich die Datensätze eines Voicebots exemplarisch domänenspezifischer weiterentwickeln. Die Rentabilität eines Voicebots wurde mittels des ROI errechnet. Das Ergebnis zeigte, dass die Investition, die in einem Jahr betrachtet worden ist, sich bereits innerhalb von vier Monaten rentiert. Der ROI lag hier bei einem Prozentsatz von 297,78. Auffällig bei der Berechnung war, dass je größer die eingesparten Kosten beim Voicebot-Einsatz sind, desto rentabler ist die Investition in einen Voicebot. Aus diesem Grund würde es sich für Unternehmen stärker rentieren, die ein größeres Kundenaufkommen haben. Jedoch lohnt sich die Investition ebenfalls auch in Unternehmen, die mittelviele Kunden aufweisen. Da davon ausgegangen wird das bei einem hohen Kundenaufkommen auch mehrere Mitarbeiter im Kundenservice tätig sind und dementsprechend die Personalkosten höher sind, führt das zur stärkeren Rentabilität der Investition in Voicebots. Im dritten Teil der Kennzahlenanalyse wurde der Break-even-Point bestimmt. Dieser zeigte an, ab wie viele Serviceanfragen sich der Einsatz von einem Voicebot lohnt. Das Ergebnis lag bei 5.297 Serviceanfragen. Das bedeutet, der Voicebot braucht für 5.297 Anfragen nur ein Drittel der Zeit, die der Mitarbeiter für die Menge braucht. Doch auffällig innerhalb der Kennzahlenanalyse war, dass der Voicebot erstaunlicherweise in Relation zum Mitarbeiter durchaus günstiger ist. Das liegt an den hohen Gesamtkosten des Personals, die nebendran zusätzlich anfallen. Diese wurden im Kapitel 4.2.4 ausgearbeitet. Die Gesamtkosten des Mitarbeiters betragen 91.776,60 € und für den Voicebot 45.383,47 €. Setzt man beide Werte ins Verhältnis, wird deutlich, dass die Gesamtkosten beim Personal pro Jahr doppelt so hoch sind als wie bei einem Voicebot. Abschließend wurden die Kosten pro Anfrage ermittelt. Die Differenz der

Kosten pro Anfrage der jeweiligen Einsatzalternativen ist erheblich hoch. Ein Voicebot ist im Hinblick auf die Cost per contact circa das Siebenfache günstiger als der reale Mitarbeiter. Da die Kosten eines Voicebot sich auf 0,27 € pro Anfrage und die Kosten eines realen Mitarbeiters sich auf 2,07 € pro Anfrage belaufen. Innerhalb der Berechnung der Cost per contact stellte sich heraus, dass die Kosten eines Voicebots je Anfrage umso stärker sinken, je häufiger die Kunden den Kundenservice in Anspruch nehmen. Dieser Effekt wird auch als Stückkostendegression bezeichnet. Am Anfang der Arbeit wurde eine These erfasst, und zwar, dass eine Einführung eines Voicebot eher stattfindet, umso größer das Unternehmen ist. Die These wird mittels der empirischen Analyse im nächsten Kapitel überprüft.

## 5. Empirische Analyse nach Unternehmensgröße

In diesem Kapitel wird die These, die sich aus den vorherigen Kapiteln ergeben hat, anhand einer empirischen Analyse überprüft. Die These, dass ein Voicebot eingesetzt wird je größer das Unternehmen ist, wird in diesem Kapitel entweder verifiziert oder falsifiziert. Die Bestätigung der These wird verifiziert und die Ablehnung wird falsifiziert. Um anschließend den statistischen Zusammenhang zwischen den Merkmalen der Forschung zu analysieren wurde der Kontingenzkoeffizient als Visualisierung herangezogen. Daraus ergibt sich die Frage, ob ein Zusammenhang zwischen den Ausprägungen zweier Merkmale besteht oder nicht.

### 5.1 Datengrundlage

Die Analyse beginnt in Form von drei Tabellen, die in Microsoft Excel erstellt wurden (s. Anhang B), zur Erfassung und Auswertung der erhobenen Daten (s. Anhang B) wurde Microsoft Excel verwendet. Die Untersuchung wurde mit 99 Unternehmen durchgeführt. Dabei wurde der Kundenservice des jeweiligen Unternehmens telefonisch kontaktiert. Die Unternehmensgröße ist nach der Kundenzahl bestimmt. Das heißt, in diesem Fall resultieren die drei Kategorien – *wenige Kunden*, *mittelviele Kunden* und *vielen Kunden* –. Die erste Tabelle im Anhang B.1 veranschaulicht die eingesetzten Kommunikationskanäle der Unternehmen mit einem geringen Kundenvolumen. Der Großteil sind lokale Unternehmen, die zudem entweder keinen Onlineshop besitzen oder keine zweite Niederlassung unterhalten. Die Tabelle im Anhang B.2 stellt die im Kundenservice eingesetzten Kommunikationsformen der Unternehmen, die eine mittlere Kundenzahl aufweisen, dar. Die Unternehmen in der zweiten Tabelle (s. Anhang B.2) sind solche, die zwischen den beiden Kategorien stehen. Das bedeutet, diese sind entweder nicht an der Börse notiert oder keine kleinen lokalen Unternehmen. Zusätzlich wurden sogenannte erfolgreiche „Influencer-Marketing“-Unternehmen in die Kategorie – *mittelviele Kundenzahl* – einbezogen. Diese Unternehmen weisen zwar oft nur wenige Mitarbeiter auf, haben aber einige Kunden aufgrund des erfolgreichen, aber risikoreichen, Social-Media-Marketings.

Die Unternehmen in der Tabelle im Anhang B.3 besitzen ein sehr hohes Kundenvolumen. Gleichzeitig wurde beachtet, dass der Großteil der Unternehmen an der Börse notiert ist. Dabei handelt es sich um Aktiengesellschaften, Kommanditgesellschaften auf Aktien und innerhalb von Europa um Societas Europaea. Wenn ein Unternehmen den Börsengang antreten möchte, muss es am Anfang mit hohen Kosten rechnen. Aus diesem Grund werden diese Unternehmen in der vorliegenden Arbeit in der Kategorie – viele Kunden – eingestuft. Daher werden Versicherungskonzern wie zum Beispiel die AXA Versicherung AG und die Gothaer Allgemeine Versicherung AG in dieser Kategorie erfasst. Gemäß § 193 VVG herrscht in Deutschland die allgemeine Krankenversicherungspflicht, dementsprechend hat jeder Mensch in Deutschland mindestens eine Versicherung. Jedoch hat ein lokaler Handwerker wie zum Beispiel ein Tischler in Relation weniger Kunden als ein ganzes Versicherungskonzern. Zu beachten ist, dass die Unternehmen einen direkten Kontakt zum Kundenendverbraucher haben und innerhalb der Analyse keine spezifische Branche fokussiert wurde. Bei den Unternehmen handelt es sich um verschiedene Branchen innerhalb des deutschen Marktes. Die These wird in diesem Schritt überprüft. Ersichtlich aus den Tabellen im Anhang B ist, dass der Voicebot in dieser empirischen Analyse nur bei Unternehmen mit der Kategorie – mittelviele Kunden – aufkommt. Aus diesem Grund wird die These in diesem Fall verifiziert. Anschließend wird die Stärke des Zusammenhangs der beiden Variablen erarbeitet.

## 5.2 Analyse des statistischen Zusammenhangs

Der Kontingenzkoeffizient ist ein statistisches Zusammenhangsmaß und drückt die Stärke der Beziehung zwischen zwei oder mehreren nominalen oder ordinalen Variablen aus. Aus den Tabellen im Anhang B, die im Anhang zu finden sind, resultiert die folgende Häufigkeitstabelle.

Tabelle 5: Erforschte Werte in der Häufigkeitstabelle

<b>Erforschte Werte</b>	<b>Realer Mitarbeiter</b>	<b>IVR</b>	<b>Voicebot</b>	<b>Summe</b>
<i>Wenige Kunden</i>	33	0	0	33
<i>Mittelviele Kunden</i>	16	17	0	33
<i>Viele Kunden</i>	6	23	4	33
<i>Summe</i>	54	42	3	99

Quelle: Eigene Darstellung und eigene Berechnung in Anlehnung an Meißner 2014, S.177.

Vorab ist erst mal zu erwähnen, dass beide Merkmale statistisch voneinander unabhängig ist. Die Kundenzahl hat statistisch keinen Einfluss auf den Kommunikationskanal. Dies kann auch rechnerisch realisiert werden, sodass jeder Wert einen erwarteten Wert bei statistischer

Unabhängigkeit besitzt. Dieser Rechenweg für jede einzelne Zelle durchgeführt. Exemplarisch wird die erste Zelle in die Formel (9) eingesetzt:

$$\text{Erwartete Werte} = \frac{54 \times 33}{99} = 18 \quad (21)$$

daraufhin werden alle Werte in folgender Tabelle eingesetzt.

Tabelle 6: Erwartete Werte für den Kontingenzkoeffizienten

<b>Erwartete Werte</b>	<b>Realer Mitarbeiter</b>	<b>IVR</b>	<b>Voicebot</b>	<b>Summe</b>
<i>Wenige Kunden</i>	18	14	1	33
<i>Mittelviele Kunden</i>	18	14	1	33
<i>Viele Kunden</i>	18	14	1	33
<i>Summe</i>	54	42	3	99

Quelle: Eigene Darstellung und eigene Berechnung in Anlehnung an Meißner 2014, S. 177.

Im nächsten Schritt wird wiederholt jede Zelle einzeln betrachtet. Dabei wird die jeweilige Differenz der behandelnden Zelle von beiden Werten der jeweiligen Zelle quadriert und anschließend

durch den erwarteten Wert dividiert. Das sieht der ersten Zelle wie folgt aus:  $\frac{(18-33)^2}{18} =$

12,5. Das bedeutet, der  $N^2$ -Wert liegt hier bei 12,5.

Tabelle 7: Chi-Quadrat Werte für den Kontingenzkoeffizienten

<b><math>N^2</math>-Werte</b>	<b>Realer Mitarbeiter</b>	<b>IVR</b>	<b>Voicebot</b>	<b>Summe</b>
<i>Wenige Kunden</i>	12,5	14	1	27,5
<i>Mittelviele Kunden</i>	0,22	0,64	1	1,86
<i>Viele Kunden</i>	8	5,79	9	22,79
<i>Summe</i>	20,72	20,43	11	52,15

Quelle: Eigene Darstellung und eigene Berechnung in Anlehnung an Meißner 2014, S.177.

Das Ergebnis für  $N^2$  beträgt 52,15. Anhand dieses Zwischenergebnisses wird anschließend der Kontingenzkoeffizient, wie dies in der Formel (10) in Kapitel 3.3 erwähnt wurde, ermittelt.

$$\text{Daraus ergibt sich der Kontingenzkoeffizient } C = \sqrt{\frac{52,15}{52,15 + 99}} = 0,587 \quad (22)$$

Im nächsten Verlauf wird der Korrekturfaktor bestimmt. Dieser wird mit der kleinsten Anzahl an Merkmalen ermittelt. Da hier die gleiche Anzahl an Spalten und Zeilen vorhanden ist, ist hier der M-Wert gleich drei. Das heißt, die Differenz aus drei und eins wird wieder mit der drei

dividiert und anschließend wird die Wurzel des Ergebnisses gezogen, wie in der nachfolgenden Formel (23).

$$\text{Korrekturfaktor } C_{max} = \sqrt{\frac{3-1}{3}} = 0,817 \quad (23)$$

Um als nächstes eine genau Interpretation des Zusammenhangs zu erschließen, wird der normierte Kontingenzkoeffizient ermittelt. Dieser wird anhand der Formel (12) herausgearbeitet.

$$\text{Daraus ergibt sich der normierte Kontingenzkoeffizient} = \frac{0,587}{0,817} = 0,719 \quad (24)$$

Das Ergebnis von 0,719 weist einen starken statistischen Zusammenhang zwischen den beiden nominalen Variablen auf. Das bedeutet, dass hier statistisch gesehen eine starke Beziehung zwischen den Unternehmensgrößen nach der Kundenzahl und den Kommunikationskanälen herrscht.

## 6. Zusammenfassung

Die vorliegende Studie ging der Frage nach „Inwiefern lohnt sich der Einsatz eines Voicebots in der Kundenbetreuung aus wirtschaftlicher Perspektive?“. Dabei handelte es sich in der Arbeit um eine Investitionsrechnung für einen Voicebot. Durch den auffallenden Kostenvorteil einer Automatisierung der telefonischen Kundenbetreuung hat das Thema einen hohen Stellenwert. Mithilfe der „Big-Data-Welle“, der Entwicklung des mobilen Internets und der steigenden Rechenleistung ist der Einsatz von Voicebots heute möglich. Zudem sind Sprachassistenten sehr beliebt, was dazu geführt hat, dass Ersthelfer der Unternehmen entschieden haben, diese auch im Geschäftsleben einzusetzen. Für die Beantwortung der Fragestellung wurde eine quantitative Forschung durchgeführt. Die Fragestellung wird anhand des Vergleichs der fünf KPI beantwortet. Aus den Ergebnissen der Kennzahlenanalyse lässt sich erschließen, dass der Voicebot unter den gleichen Bedingungen in jedem Fall günstiger ist als ein realer Mitarbeiter. Daher würde sich in Anbetracht der Gesamtkosten und den Kosten pro Anfrage eine Investition in einen Voicebot lohnen. Die Gesamtkosten des Mitarbeiters betragen 91.776,60 € und für den Voicebot 45.383,47 €. Ein Mitarbeiter kostet somit das Doppelte im Jahr als ein Voicebot. Zusätzlich wurde innerhalb der Kostenberechnung festgestellt, dass auf der Seite des Mitarbeiters die Kosten je Ausbringungsmenge steigen, da mehr Personal benötigt wird. Bei dem Voicebot erscheint ein anderes Szenario. Je höher die Ausbringungsmenge steigt, desto günstiger ist im Hinblick auf die Anfragen der Voicebot. Des Weiteren wurde der ROI als Investitionskennziffer ermittelt, indem die eingesparten Personalkosten ins Verhältnis mit den Anschaffungskosten des Voicebots gesetzt worden sind. Dabei wurde festgestellt, dass die Investition sich bereits innerhalb von vier Monaten rentiert. Außerdem wurde erkannt, je größer die eingesparten Kosten beim Voicebot-Einsatz sind desto rentabler ist die Investition. Dementsprechend würde es sich für Unternehmen eher rentieren, die ein größeres

Kundenaufkommen haben. Wie in Kapitel 3.2.2 erwähnt wurde, sind für eine valide Investitionsentscheidung weitere KPI essenziell. Dabei wurde der Break-even-Point in Betracht gezogen, da dieser aussagt, ab wie vielen Serviceanfragen im Jahr der Voicebot den realen Mitarbeiter einholt. Dieser lag bei 5.297 Serviceanfragen, das bedeutet, der Voicebot braucht für 5.297 Anfragen nur ein Drittel der Zeit, die der Mitarbeiter innerhalb von 210 Tagen erledigt. Allerdings wurde innerhalb dieser Arbeit ein wichtiger kritischer Punkt in der Produktivität des Voicebots ausgearbeitet, dabei geht es um die Qualität. Der Mensch erzielt einen Qualitätsgrad von 99,36 %, und wohingegen der Voicebot in diesem Fall vergleichsweise nur 69,97 % erzielt. Das macht eine erhebliche Abweichung in der Effektivität wie in der Analyse im Kapitel 4.2.1 zu entnehmen. Die könnte sich in vorsehbarer Zeit weiterentwickeln und könnte somit die Qualität eines Voicebots steigern. Das erwartete Ergebnis der Analyse war, dass eine Einführung eines Voicebot umso eher stattfindet, je größer das Unternehmen ist. Dabei wurde eine empirische Analyse durchgeführt, in der untersucht worden ist, welche Unternehmen einen Voicebot im Einsatz haben. Die These dieser Arbeit wurde verifiziert, da in der empirischen Analyse nur die Unternehmen mit einem großen Kundenvolumen einen Voicebot im Kundenservice eingesetzt haben. Zudem wurde anschließend der Zusammenhang zwischen dem Kommunikationskanal und der Kundenzahl errechnet. Dieser wurde mithilfe des Kontingenzkoeffizienten ermittelt. Das Ergebnis weist mit 0,719 einen starken Zusammenhang auf. Abschließend lässt sich der erste Teil der Forschungsfrage, ob sich die Investition wirtschaftlich lohnt, mit einem: „Ja“ beantworten. Der zweite Teil der Forschungsfrage, inwiefern diese sich lohnt, wird folgend beantwortet. Die Investition würde sich für Unternehmen, die ein mittelhohen und hohen Kundenaufkommen haben, lohnen. Ausgehend von den hier vorgestellten Ergebnissen wäre zu fragen, aus welchen Gründen die Voicebots in Relation zu den anderen Kommunikationskanälen nicht häufig eingesetzt werden. Da er in Bezug auf die Unterhaltungskosten preiswerter als ein realer Mitarbeiter ist. Die vorliegende Arbeit schwächt an dem Punkt der zur Verfügungstellung der Daten seitens der Unternehmen. Anhand der ausführlichen Daten wäre hier eine akkurate Kennzahlenanalyse möglich. Zusätzlich ist zu erwähnen, dass diese Investitionsempfehlung nicht für jedes Unternehmen pauschalisiert werden kann, da die Struktur in den Unternehmen verschieden ausfallen. Aus diesem Grund ist es als ein Unternehmen wichtig, sich vorab die Ziele, die erreicht werden möchten, auszuformulieren. Um anschließend eine Investitionsentscheidung treffen zu können.

## Literaturverzeichnis

AUST, H. u. a.: (1995), The Philips automatic train timetable information system, *Speech Communication*, 17. Jahrgang (Nr. 3–4), S. 249-262, o. E.

AYRES, D. L. u. a.: (2012), BEAGLE: an application programming interface and high-performance computing library for statistical phylogenetics, *Systematic biology*, 61. Jahrgang (Nr. 1), S. 170–173, o. E.

AZEVEDO, F. A. u. a.: (2009), Equal numbers of neuronal and nonneuronal cells make the human brain an isometrically scaled-up primate brain, *Journal of Comparative Neurology*, Wiley-Liss, 513. Jahrgang (Nr. 5), S. 532–541, Rio de Janeiro/Sao Paulo.

BAKSHI, N.: (2018), Chatbots Point of View - Deloitte Artificial Intelligence, in: *Deloitte Digital*, o. E.

BECKER, H. P. / PEPPMAIER, A.: (2018), *Investition und Finanzierung: Grundlagen der betrieblichen Finanzwirtschaft*, 8. Auflage, Springer Gabler, Wiesbaden.

BECKER, T. u. a.: (2016), *Stochastische Risikomodellierung und statistische Methoden*, Springer Berlin Heidelberg, Berlin/Heidelberg.

BOKKA, K. R. u. a.: (2019), *Deep Learning for Natural Language Processing: Solve your natural language processing problems with smart deep neural networks*, Packt Publishing Ltd., Birmingham.

BOSTROM, N.: (2014), *Superintelligence: paths, dangers, strategies*. 1. Edition (ed.), Oxford University Press, Oxford.

BRÜCK, M.: (2021), So befeuern Homeoffice und CO2-Steuer unsere Heizkosten, in: *WirtschaftsWoche*.

Quelle: <https://www.wiwo.de/unternehmen/energie/mehr-heizen-als-ueblich-so-befeuern-homeoffice-und-co2-steuer-unsere-heizkosten/26851008.html>, Zugriff am 10.05.2022.

CASPERS, K.: (2022), Marktbericht Köln 2021/2022, Büro- und Investmentmarkt, in: *Colliers International Deutschland GmbH*, Köln.

CHOWDHARY, K.: (2003), *Natural language processing, Fundamentals of artificial intelligence*, S. 603–649, Glasgow.

CLEMENT, R. u. a.: (2019), *Internet-Ökonomie: Grundlagen und Fallbeispiele der digitalen und vernetzten Wirtschaft*, 4. ed., Springer Gabler, Berlin/Heidelberg,.

COENENBERG, A. G. / FISCHER, T. M. / GÜNTHER, T.: (2016), *Kostenrechnung und Kostenanalyse*. Schäffer-Poeschel, Stuttgart.

CULOTTA C. / HARTMANN, K. / TEN-CATE, C.: (2020), *Künstliche Intelligenz im Mittelstand – Potenziale und Anwendungsbeispiele*, in: *Digital in NRW – Kompetenzen für den Mittelstand*, Mülheim an der Ruhr.

DEUTSCHE TELEKOM AG: (2022), Geschäftskunden, Internet- und DSL-Tarife, Company Start.

Quelle: [https://geschaefstkunden.telekom.de/internet-dsl/tarife/internet-dsl-tarife?wt\\_mc=ii\\_fncobbbcp\\_har\\_20220513\\_copro\\_webshop\\_aktion](https://geschaefstkunden.telekom.de/internet-dsl/tarife/internet-dsl-tarife?wt_mc=ii_fncobbbcp_har_20220513_copro_webshop_aktion), Zugriff am 10.05.2022.

ELLRAM, L.: (1993), Total cost of ownership: elements and implementation, International journal of purchasing and materials management, 29. Jahrgang (Nr. 3), S. 4, o. E.

ELLRAM, L. M.: (1995), Total cost of ownership: an analysis approach for purchasing, International Journal of Physical Distribution & Logistics Management, S. 4, Tempe/Arizona.

FISCHER C.: (2019), Bei Anruf Umsatz, 80 Tipps für profitable Vertriebstelefonate, Audio-Chats & mehr, GABAL Verlag GmbH, Offenbach.

GAO, J. / GALLEY, M. / LI, L.: (2019), Neural approaches to conversational AI, Question Answering, Task-oriented Dialogues and Social Chatbots – Foundations and trends® in information retrieval, 13. Jahrgang (Nr. 2-3), S. 127–298, Hanover – Massachusetts.

GENESYS: (2022a), Products - Voicebots.

Quelle: <https://www.genesys.com/capabilities/voicebots>, Zugriff am 10.05.2022.

GENESYS: (2022b), Warum Genesys – Unsere Kunden.

Quelle: <https://www.genesys.com/de-de/customer-stories>, Zugriff am 10.05.2022.

GOOGLE CLOUD: (2022a), Produkte – KI und Machine Learning – Cloud Natural Language.

Quelle: <https://cloud.google.com/natural-language?hl=de>, Zugriff am 10.05.2022.

GOOGLE CLOUD: (2022b), Produkte – KI und Machine Learning – Dialogflow.

Quelle: <https://cloud.google.com/dialogflow?hl=de>, Zugriff am 10.05.2022.

HABERSTOCK, L. / BREITHECKER, V.: (1998), Kostenrechnung 1: Einführung mit Fragen, Aufgaben, einer Fallstudie und Lösungen, E. Schmidt, Berlin.

Haas J. u. a.: (2021), NümbOT – smarte Unterstützung für den Einwohnerservice, Künstliche Intelligenz unterstützt bei der telefonischen Terminvereinbarung, o. E.

HATIBOGLU, B. u. a.: (2019), Einsatzfelder von künstlicher Intelligenz im Produktionsumfeld – Kurzstudie im Rahmen von „100 Orte für Industrie 4.0 in Baden-Württemberg“ März 2019, Stuttgart.

HEINEMANN, K.: (199), Einführung in Methoden und Techniken empirischer Forschung im Sport, Schorndorf.

HÖRNER, T.: (2019), Marketing mit Sprachassistenten, So setzen Sie Alexa, Google Assistant & CO strategisch erfolgreich ein, Springer Grabler, Bamberg.

HORVÁTH, P. / GLEICH, R. / SEITER, M.: (2015), Controlling, 13. komplett überarbeitete Auflage, Vahlen, Stuttgart.

JACKSON JR, D. W. / OSTROM, L. L.: (1980), Life cycle costing in industrial purchasing, Journal of Purchasing and Materials Management, 16. Jahrgang (Nr. 4), o. E.

JOKINEN, K. / MCTEAR, M.: (2010), Spoken dialogue systems, Synthesis Lectures on Human Language Technologies, Morgan & Claypool, 2. Jahrgang (Nr. 1), S. 1–151, o. E.

JURAFSKY, D. / MARTIN, J. H.: (2009), Speech and language processing: an introduction to natural language processing, computational linguistics, and speech recognition, Pearson internat. ed., 2. ed., Pearson Prentice Hall, Chapter 24, o. E.

KLÖSS S.: (2021), Die Zukunft der Consumer Technology – 2021 – Marktentwicklung & Mediennutzung, Trends & Technologien, in: Bundesverband Informationswirtschaft, Telekommunikation und neue Medien e.V., Berlin.

KOSCHKE L.: (2019), Die große Contact Center - Gehaltsstudie 2019, in: SAVVY Research GmbH, Hamburg.

KRÜGER S.: (2021), Chatbots. In: Die KI-Entscheidung. Springer, Wiesbaden.

LECUN, Y. / BENGIO, Y. / HINTON, G.: (2015), Deep learning, nature, Macmillan Publishers 521. Jahrgang (Nr. 7553), S. 436–444, New York.

LEE, D. K. C. u. a.: (2022), Part III: Artificial Intelligence and Machine Learning, Chapter 5-7, in: Fintech for finance professionals – World Scientific, S. 137–198, o. E.

LIDDY, E. D.: (1998), Enhanced text retrieval using natural language processing, Bulletin of the American Society for Information Science and Technology, 24. Jahrgang (Nr. 4), S. 14–16, New York.

LIDDY, E. D.: (2001), Natural language processing, in: Encyclopedia of Library and Information Science, 2. ed., New York.

MAY, C. / KOCH, A.: (2008), Overall Equipment Effectiveness (OEE), Zeitschrift der Unternehmensberatung, 6. Jahrgang, S. 245–250, o. E.

MCCARTHY, J.: (2007), What is artificial intelligence?, California.

MEIßNER, J. D. (2014): Statistik verstehen und sinnvoll nutzen: Anwendungsorientierte Einführung für Wirtschaftler, Oldenbourg Wissenschaftsverlag, Berlin/Boston.

MITCHELL, T. M.: (1997), Machine learning, McGraw-Hill, Washington/New York.

MNIH, V. u. a.: (2015), Human-level control through deep reinforcement learning, 518. Jahrgang (Nr. 7540), S. 529–533, nature, London.

MUCHIRI, P. / PINTELON, L.: (2008), Performance measurement using overall equipment effectiveness (OEE): Literature review and practical application discussion, International Journal of Production Research, 46. Jahrgang (Nr. 13), S. 3517–3535, Taylor & Francis, o. E.

NAKAJIMA, S.: (1988), Introduction to TPM: total productive maintenance, (Translation). Productivity Press, Inc., Tokyo.

NILSSON, N. J. (2009). The quest for artificial intelligence, Cambridge University Press, New York.

OECD: (1992), Proposed guidelines for collecting and interpreting technological innovation data -- Oslo manual --, OECD/GD, 92. Jahrgang (Nr. 26), Paris.

PEER M.: (2018), Debatte um illegale Regenwald-Rodung – Neue Vorwürfe gegen Palmözlieferer von Nestlé, in: Handelsblatt.

Quelle: <https://www.handelsblatt.com/unternehmen/handel-konsumgueter/konsumgueter-riese-debatte-um-illegale-regenwald-rodung-neue-vorwuerfe-gegen-palmoelzulieferer-von-nestle/23080522.html>, Zugriff am 10.05.2022.

ROHLEDER B.: (2018), Social-Media-Trends 2018, in: Bitkom Research, Berlin.

RUSSELL, S. J. / NORVIG, P.: (2003), Artificial intelligence: a modern approach, 2. ed., Prentice Hall, Pearson Education, New Jersey.

RUDNICKA, J.: (2022), Krankheitsbedingte Fehltage im Jahr je Arbeitnehmer in Deutschland von 1991 bis 2021, in: Statistisches Bundesamt; Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung.

Quelle: <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/13441/umfrage/entwicklung-der-jaehrlichen-anzahl-krankheitsbedingter-fehltage-je-arbeitnehmer/>, Zugriff am 10.05.2022.

VERIVOX: (2022), Verbraucher-Atlas: Strompreise in Deutschland, Wo ist Strom am teuersten?

Quelle: <https://www.verivox.de/strom/verbraucheratlas/strompreise-deutschland/>, Zugriff am 10.05.2022.

STOKBURGER G. / PUFAHL M.: (2002), Kosten senken mit CRM, Strategien, Methoden und Kennzahlen, Gabler, Wiesbaden.

TELEGRA: (2022a), Lösungen – Voicebot.

Quelle: <https://www.telegra.de/voicebot/>, Zugriff am 10.05.2022.

TELEGRA: (2022b), Unternehmen – Über uns.

Quelle: <https://www.telegra.de/ueber-uns/>, Zugriff am 10.05.2022.

TENIOS: (2022a), Voice-API.

Quelle: <https://www.tenios.de/voice-api>, Zugriff am 10.05.2022.

TENIOS: (2022b), Voicebot-API.

Quelle: <https://www.tenios.de/voicebot-api>, Zugriff am 10.05.2022.

TENIOS: (2022c), Voicebot-Connector.

Quelle: <https://www.tenios.de/voicebot-connector>, Zugriff am 10.05.2022.

TENIOS: (2022d), Unternehmen – Unsere Kunden.

Quelle: <https://www.tenios.de/kunden>, Zugriff am 10.05.2022.

TENZER F.: (2022), Technik & Telekommunikation, Telekommunikation, Statistiken zur Deutschen Telekom.

Quelle: [https://de.statista.com/themen/124/deutsche-telekom/#topicHeader\\_\\_wrapper](https://de.statista.com/themen/124/deutsche-telekom/#topicHeader__wrapper), Zugriff am 10.05.2022.

TRAN, D. C. / NGUYEN, D. L. / HASSAN, M. F.: (2020), Development and testing of an FPT, AI-based voicebot, Bulletin of Electrical Engineering and Informatics, 9. Jahrgang (Nr. 6), S. 2388–2395, o. E.

TURING, A.: (1950), Computing machinery and intelligence, in: Mind, 59. Jahrgang (Nr. 236), S. 433-438, Univ. Press, o. E.

USU: (2021), White Papier, Wie digitale Sprachassistenten den Kundenservice verändern.  
Quelle: <https://media.usu.com/de-de/infocenter/white-paper-voice-service>, Zugriff am 10.05.2022.

VERBRAUCHS- UND MEDIENANALYSE: (2022), Den Markt im Blick. Basisinformationen für fundierte Mediaentscheidungen, Frankfurt am Main.

WEIZENBAUM, J.: (1966), ELIZA—a computer program for the study of natural language communication between man and machine, Communications of the ACM, 9. Jahrgang (Nr. 1), S. 36–45, Cambridge.

ZENDESK: (o. J.), Zendesk-Report über Trends im Bereich Customer Experience 2020, o. E.

## Anhang A: Datengrundlage für Simulationsanalyse

### Frage 1: Budgetplanung I

*Welches Budget sollte ein Unternehmen jährlich für ein Voicebot-System ungefähr einplanen (in Euro)?*

### Frage 2: Budgetplanung II

*Gibt es neben den Anschaffungskosten weitere monatliche Kosten? Wenn ja, wie hoch wären die Kosten ungefähr (z. B. Wartungen, Updates etc.) (in Euro)?*

### Frage 3: Verfügbarkeit

*Kann es zu Ausfällen des Voicebot-Systems kommen (z. B. durch Wartungen, Updates etc.)? Wenn ja, wie würden Sie den Ausfall in Stunden jährlich einschätzen?*

### Frage 4: Qualität

*Wie oft wird eine Anfrage vom Voicebot an einen realen Mitarbeiter weitergeleitet?*

**Wichtige Anmerkungen:**

A large, empty rectangular box with a thin black border, occupying the upper half of the page. It is intended for the user to write important notes or observations.

## Anhang B: Datengrundlage für empirische Analyse

### Anhang B.1 Unternehmensgröße wenige Kundenzahl

Nr	Unternehmen	Kunden- zahl	IVR	Realer Mensch	Voicebot
1	AC Juwelier Recklinghausen	wenige		x	
2	Asia & Afro Oriental Food Trading UG	wenige		x	
3	Autohaus Hertent GmbH	wenige		x	
4	Automobile am Hafen GmbH	wenige		x	
5	Automobile Konakovic GmbH	wenige		x	
6	Automobile Rosenkranz GmbH	wenige		x	
7	AXION Handy und Zubehör	wenige		x	
8	Bäckerei Martin eingetragener Kaufmann	wenige		x	
9	Beautytraum by Güli	wenige		x	
10	Blumen Jessica Labahn	wenige		x	
11	Bogazici Recklinghausen	wenige		x	
12	Topkapi Recklinghausen	wenige		x	
13	CD-Automobile	wenige		x	
14	Copyfix Recklinghausen	wenige		x	
15	Emirtex Dortmund Nesrin Cömert	wenige		x	
16	Fliesen Stöcker	wenige		x	
17	Frisörsalon Merilay	wenige		x	
18	Grabowski Sicherheitstechnik GmbH	wenige		x	
19	Handy Doctor Recklinghausen	wenige		x	
20	JoJa Foodbar	wenige		x	
21	Kaysergrill	wenige		x	
22	La Vie Kosmetikstudio	wenige		x	
23	Malerbetrieb Michael Baumann	wenige		x	
24	Malerbetrieb Verfürth	wenige		x	
25	MeiTea Bubble Tea & More Recklinghausen	wenige		x	
26	Momente im Fokus Fotografie M. Zittlau	wenige		x	
27	PV Automotive GmbH	wenige		x	
28	Tendenza Gabriele Keidel	wenige		x	
29	Tischler Individual	wenige		x	
30	Tischlerei Lohmeyer	wenige		x	
31	Tischlerei Wasko	wenige		x	
32	Tortys Dortmund	wenige		x	
33	Zulassungsdienst Oral	wenige		x	

## Anhang B.2 Unternehmensgröße mittelviele Kundenzahl

Nr	Unternehmen	Kunden- zahl	IVR	Realer Mensch	Voicebot
1	A.I. Fitness GmbH	mittelviele		x	
2	Action Deutschland GmbH	mittelviele	x		
3	BP APO Consulting GmbH	mittelviele		x	
4	Etepetete GmbH	mittelviele	x		
5	Everdrop GmbH	mittelviele		x	
6	Fitvia gmbH	mittelviele	x		
7	Foodspring gmbH	mittelviele	x		
8	Hans Segmüller GmbH & Co. KG	mittelviele		x	
9	HelloFresh Deutschland SE & Co. KG	mittelviele		x	
10	HEMA GmbH & Co. KG Deutschland	mittelviele		x	
11	Höffner Online GmbH & Co. KG	mittelviele	x		
12	JD Sports Fashion Germany GmbH	mittelviele		x	
13	Jungglück GmbH	mittelviele		x	
14	Just spices GmbH	mittelviele		x	
15	Kik Textilien Richard Stinauer	mittelviele	x		
16	KoRo Handels GmbH	mittelviele	x		
17	Lillydoo gmbh	mittelviele		x	
18	Mister Spex SE	mittelviele	x		
19	Mod's hair Deutschland - ICF GmbH	mittelviele		x	
20	Ocean Apart - Rise up fashion GmbH	mittelviele	x		
21	Otto GmbH & Co. KG	mittelviele	x		
22	Purelei GmbH	mittelviele	x		
23	Royal Donuts GmbH	mittelviele		x	
24	Runners point	mittelviele		x	
25	Seitenbacher Vertriebs-GmbH	mittelviele		x	
26	SHOP APOTHEKE Deutschland	mittelviele	x		
27	Snipes SE	mittelviele	x		
28	Studioline Fotografie	mittelviele	x		
29	TEDi GmbH & Co. KG	mittelviele	x		
30	Tedox KG	mittelviele		x	
31	Trade Republic Bank GmbH	mittelviele		x	
32	Veganz Group AG	mittelviele	x		
33	Whoolworth GmbH	mittelviele	x		

## Anhang B.3 Unternehmensgröße viele Kundenzahl

Nr	Unternehmen	Kunden- zahl	IVR	Realer Mensch	Voicebot
1	Adidas AG	viele	x		
2	Allianz SE	viele	x		
3	AOK-Bundesverband GbR	viele	x		
4	Apple Inc.	viele	x		
5	AXA Versicherung AG	viele	x		
6	BARMER GEK	Viele			x
7	Bayer AG	viele	x		
8	BMW AG	viele	x		
9	Continental AG	viele		x	
10	Daimler AG	viele		x	
11	Debeka Allgemeine Versicherung AG	viele	x		
12	Deutsche Post AG	viele	x		
13	Deutsche Telekom AG	viele	x		
14	Dm Drogeriemarkt GmbH & Co. KG	viele	x		
15	E. Breuninger GmbH & Co.	viele		x	
16	Fielmann AG & Co. Service KG	viele		x	
17	Fuchs GmbH & Co. KG	viele		x	
18	Generali Deutschland AG	viele	x		
19	Gothaer Allgemeine Versicherung AG	viele	x		
20	Henkel AG & Co. Kommanditgesellschaft auf Aktien (KGaA)	viele	x		
21	HUK-COBURG-Allgemeine Versicherung AG	viele	x		
22	IKEA Deutschland GmbH & Co. KG	viele	x		
23	LVM Versicherung	viele		x	
24	Microsoft Corporation	viele	x		
25	Nike AG	viele	x		
26	Telefónica Germany GmbH & Co. offene Handelsgesellschaft (OHG)	viele			x
27	Parfümerie Douglas GmbH	viele	x		
28	Robert Bosch GmbH	Viele	x		
29	Samsung Electronics GmbH	viele			x
30	Siemens AG	viele	x		
31	Versicherungskammer Bayern	viele			x
32	Vodafone GmbH	viele	x		
33	Volkswagen AG	viele	x		

## Eidesstattliche Erklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Bachelorarbeit selbständig angefertigt habe. Es wurden nur die in der Arbeit ausdrücklich benannten Quellen und Hilfsmittel benutzt. Wörtlich oder sinngemäß übernommenes Gedankengut habe ich als solches kenntlich gemacht. Die vorgelegte Arbeit hat weder in der gegenwärtigen noch in einer anderen Fassung schon einem anderen Fachbereich der Hochschule Ruhr West oder einer anderen wissenschaftlichen Hochschule vorgelegen.

Recklinghausen, den 10.05.2022

---

Ort, Datum



---

Unterschrift