



Die Verwendung von Emojis in der Konsumentenkommunikation – Eine stimmungsanalytische Betrachtung von Kurznachrichten im Social Web

Randi Baum und Tatjana Egelhof

Universität Duisburg-Essen

Abstract

Social media platforms as enabler for real time and many-to-many communication play an important role in the analysis of consumers' opinions, attitudes, moods, and behaviors towards brands. Emojis as a non-verbal, explanatory and emotional component are increasingly used for a more expressive online communication. While current emotion mining tools only focus on text analysis, we are the first who conduct an automated sentiment analysis of brand-related tweets containing emojis in addition to text. We therefore analyzed 999,197 Starbucks-related and 566,597 McDonald's-related tweets. We used tweets directed at two different global brands in the fast food sector to increase generalizability. On a sentiment polarity scale, the analyzed tweets show a rather positive sentiment value towards Starbucks and a slightly negative sentiment value towards McDonald's. We also find that sentiment is classified identically across brands for 94% of emojis. We conclude that the sentiment value can be considered as an indicator for the perceived image of a brand. Our approach provides an innovative tool for companies to directly analyze emotional content on social media platforms and improves the understanding for the needs of consumers.

The research gap and the scientific approach were predetermined by the Chair of Marketing at Mercator School of Management, University of Duisburg-Essen.

Keywords: Sentiment analysis, Emoji, Twitter, brand, Stimmungsanalyse

1. Problemstellung und Aufbau der Arbeit

Die Digitalisierung und ihr Einfluss auf die Entwicklung der Medienlandschaft haben zu einem Wandel in der Kommunikationskultur geführt.¹ Neue Kommunikationskanäle wie das Social Web mit seinen vielfältigen Internetplattformen, ermöglichen es den Nutzern, mit großer Reichweite und in Echtzeit zu kommunizieren, sich auszutauschen und zu informieren.² Mit der Kommunikationsart verändert sich zunehmend auch die Kommunikationssprache. Textnachrichten im Social Web werden kürzer und sind u. a. von Neologismen, Slang und schnell als gängig empfundenen Abkürzungen geprägt.³ Parallel dazu zeigt sich der Trend, begleitend Emoticons und Emojis als eine Art Parasprache⁴

einzusetzen.⁵

Der Begriff Emoticon setzt sich aus den englischen Wörtern emotion (Gefühl, Gemütsbewegung) und icon (Zeichen) zusammen, ist eine kurze alphanumerische Zeichenfolge und wird als Symbol für einen Gesichtsausdruck verwendet.⁶ Ein Emoji, abgeleitet aus dem Japanischen e (Bild) und moji (Zeichen), ist die Weiterentwicklung des Emoticons und steht für ein grafisches Symbol, welches neben Mimik und Gestik auch Objekte, Konzepte und Ideen, wie bspw. Tiere, Pflanzen, Lebensmittel, Fahrzeuge oder Aktivitäten, darstellt.⁷ Obwohl Emojis bereits in den frühen 90er Jahren in Erscheinung getreten sind,⁸ können sie erst seit dem Jahr 2010 im Unicode-Zeichenformat digital abgebildet werden. Die derzeit aktuelle Unicode-Version 9.0 umfasst insgesamt 1.851 verschiedene

¹Vgl. Bruhn (2014): 6f.

²Vgl. Heymann-Reder (2011): 257.

³Vgl. Mostafa (2013): 4241; Kiritchenko et al. (2014): 723; Ghiassi et al. (2013): 6268; Go et al. (2009): 2; Boiy und Moens (2009): 529.

⁴Die Parasprache umfasst nonverbale Phänomene, welche in der Kommunikation eine wichtige Rolle spielen, da sie bspw. Emotionen übermitteln. Vgl. Traummüller (2004): 653.

⁵Vgl. Dery (1993): 560.

⁶Vgl. Duden (2016); Vidal et al. (2016): 120; Novak et al. (2015): 1f.

⁷Vgl. Oxford Dictionaries (2016); Novak et al. (2015): 1; Moore et al. (2013): 3.

⁸Vgl. Novak et al. (2015): 2.

Emojis.⁹ Es wird vermutet, dass Emojis als nonverbale, erklärende und Beziehungsaufbauende, emotionale Komponente fungieren und damit eine ausdrucksstärkere Kommunikation ermöglichen.¹⁰ Bereits 92 Prozent der Online-Nutzer verwenden Emojis regelmäßig.¹¹ Aufgrund der rasanten Verbreitung sowie ihrer hohen gesellschaftlichen Akzeptanz werden Emojis als die am schnellsten wachsende Sprachform der Geschichte betrachtet.¹² Tab. 1 zeigt, wie sich die Kommunikation im Social Web verändert hat. Kurze Kommentare in Form von Textnachrichten wurden zunächst mithilfe von Zeichenabfolgen abgekürzt und werden heute vollständig durch Emojis ersetzt.

Der Wandel der Kommunikationskultur prägt auch die Konsumentenkommunikation und wirkt sich dadurch auf die Marketingpolitik der Unternehmen aus. So hat die starke Interaktion der Konsumenten im Social Web den zuvor dominierenden digitalen Monolog seitens der Unternehmen verdrängt und eine Many-to-Many-Kommunikation etabliert.¹³ Die Konsumenten haben eine nie dagewesene Machtstellung erzielt und fungieren als Multiplikatoren, die Meinungen, Einschätzungen sowie Kommentare schnell und weit streuen können.¹⁴ Die digitale Konsumentenkommunikation, insbesondere in Microblogs¹⁵, kann somit die Wahrnehmung bzw. das Image eines Unternehmens, einer Marke bzw. eines Produkts stark beeinflussen.¹⁶ Für Unternehmen ist daher die laufende Überwachung des Social Webs, das schnelle Erkennen von Stimmungen und Stimmungsänderungen gegenüber dem eigenen Unternehmen sowie gegenüber Marktwettbewerbern von großer Bedeutung und dient im Rahmen der Competitive Intelligence¹⁷ der Erzielung strategischer Wettbewerbsvorteile.¹⁸

Vor diesem Hintergrund stellt die rasante Entwicklung des Phänomens Emoji sowohl Herausforderungen als auch Chancen für Wissenschaft und Praxis dar. Einerseits bieten Emojis, unter der Annahme, dass bei den Konsumenten ein einheitliches Verständnis für die verwendeten Emojis vorliegt und sich Emotionen so wie Stimmungen diesen eindeutig zuordnen lassen, neue Möglichkeiten und Ansätze für

die Emotions- sowie die Marketingforschung. Andererseits ist im Rahmen der Markenkommunikation zu klären, ob Emojis das emotionale Erleben bspw. einer Marke beeinflussen und einen emotionalen Zusatznutzen schaffen können, der es ermöglicht, sich von funktional gleichwertigen Marken zu differenzieren.¹⁹

Trotz weltweitem, kulturübergreifendem und sprachunabhängigem Einsatz sind die derzeitigen Forschungsbemühungen zur Verwendung von Emojis gering.²⁰ Die vorliegende Arbeit knüpft deshalb an den aktuellen Forschungsstand an und untersucht die Emotionalität ausgewählter Emojis. Sie verfolgt das Ziel zu überprüfen, ob die in Kurznachrichten verwendeten Emojis, einzeln und für sich betrachtet, Rückschlüsse auf eine jeweils gleichgerichtete zugrundeliegende Gefühlslage ermöglichen. Erstmals wird versucht, über die automatische Zuordnung von Kurznachrichten in Emotions- und Stimmungsklassen eine Emoji-Kategorisierung zu entwickeln.

Die vorliegende Arbeit gliedert sich in einen theoretischen und einen empirischen Teil. In Kap. 2 werden zur Herleitung der emotionalen Ausdruckskraft eines Emojis zunächst die theoretischen Grundlagen aus der Emotions- und Stimmungsforschung aufgezeigt. Hierfür werden Ordnungssysteme von Emotionen sowie Methoden zur Emotionsmessung vorgestellt. Anschließend wird die emotionale Bedeutung von Emojis in der computergestützten Kommunikation beleuchtet. Kap. 3 stellt Ansätze vor, um Emotionen und Stimmungen mithilfe von automatischen Verfahren zu identifizieren. Zudem wird die Konzentration der vorliegenden Forschungsarbeit auf den Microblogging-Dienst Twitter erläutert, der aufgrund seiner Popularität, der Präsenz einer großen Online-Gemeinschaft sowie der Möglichkeit der interaktiven und kostenlosen Kommunikation zunehmend auch von Unternehmensseite für die Durchführung von Markenkampagnen genutzt wird.²¹ Danach wird auf den bisherigen Forschungsstand zur Emoji-Nutzung in Kurznachrichten, sog. Tweets²², eingegangen. Mit Kap. 4 folgt der empirische Teil der Arbeit. Es beschreibt die Aufbereitung der Datengrundlage, die Ableitung eines geeigneten Analyseverfahrens sowie die mit der Software R durchgeführte Datenanalyse. Abschließend fasst Kap. 5 die wichtigsten Ergebnisse der Arbeit zusammen, zeigt Limitationen auf und leitet Implikationen für Wissenschaft und Praxis ab.

2. Emojis als emotionaler Ausdruck

Dieses Kap. zeigt Ansätze der Emotionsforschung auf, welche die emotionale Bedeutung von Emojis in der computergestützten Kommunikation beleuchten. Zunächst wird

⁹Vgl. *Emojipedia* (2016a); *Emojipedia* (2016c).

¹⁰Vgl. *Emoji Research Team* (2015): 21.

¹¹Vgl. ebd.: 4.

¹²Vgl. o. V. (2015).

¹³Vgl. *Heymann-Reder* (2011): 20, 257.

¹⁴Vgl. *Beutelsbacher* (2011).

¹⁵Microblogs sind Nachrichtendienste, in denen kurze Textnachrichten veröffentlicht werden können. Diese sind auf eine gewisse Zeichenanzahl von meist weniger als 200 Zeichen beschränkt. Die Kurznachrichten können u. a. Erfahrungen sowie Meinungen enthalten und sind einem ausgewählten Nutzerkreis zugänglich. Microblogging bezeichnet das Veröffentlichen eines Microblogs. Vgl. *Mattscheck* (2016); *Kontopoulos et al.* (2013): 4065; *Jansen et al.* (2009a): 3860. Weitere Informationen s. Kap. 3.2.

¹⁶Vgl. *Jansen et al.* (2009b): 2171f.

¹⁷„Als „Competitive Intelligence“ [...] wird [...] der systematische Prozess der Informationserhebung und -analyse bezeichnet, durch den aus fragmentierten (Roh-)Informationen über Märkte, Wettbewerber und Technologien den Entscheidern ein plastisches Verständnis über ihr Unternehmensumfeld und damit eine Entscheidungsgrundlage geliefert wird.“ *Michaeli* (2006): 3.

¹⁸Vgl. *Weinberg* (2014): 66; *Ghiassi et al.* (2013): 6266; *Kaplan und Haenlein* (2011): 108; *Pak und Paroubek* (2010): 1320; *Jansen et al.* (2009a): 3864.




¹⁹Vgl. *Schweiger und Schrattecker* (2013): 79f; *Möll und Esch* (2008): 34.

²⁰Vgl. *SwiftKey* (2015): 1-18; *Novak et al.* (2015): 2.

²¹Vgl. *Culotta und Cutler* (2016): 345; *Kim und Ko* (2012): 1480; *Barash und Golder* (2011): 146.

²²Ein Tweet ist eine Kurznachricht, die über den Microblogging-Dienst Twitter veröffentlicht wird. Vgl. *Heymann-Reder* (2011): 258. Weitere Informationen s. Kap. 3.2.

Tabelle 1: Emojis verändern die Kommunikation (Quelle: in Anlehnung an *Emoji Research Team (2015): 6*)

Kommentar	Kürzel	Emoji
That's funny	haha/lol	
I love you	Ily	
I like it	Like	

dafür das Verständnis des Emotions- bzw. Stimmungsbegriffs für die vorliegende Arbeit erläutert. Darauf aufbauend werden zwei Ordnungssysteme von Emotionen sowie Methoden zur Emotionsmessung vorgestellt, wobei die Messung des emotionalen Ausdrucksverhaltens im Vordergrund steht.

In der Literatur herrscht kein Konsens hinsichtlich der Definition des Begriffs Emotion, da je nach Strömung der Emotionsforschung inhaltlich unterschiedliche Aspekte fokussiert werden.²³ Häufig wird jedoch auf die Arbeit von Kleinginna und Kleinginna verwiesen, aus der sich nach einer Analyse von über 90 Emotionsdefinitionen die folgende Arbeitsdefinition²⁴ herausgebildet hat:²⁵

„Emotion ist ein komplexes Interaktionsgefüge subjektiver und objektiver Faktoren, das von neuronal/hormonalen Systemen vermittelt wird, die (a) affektive Erfahrungen, wie Gefühle der Erregung oder Lust/Unlust, bewirken können; (b) kognitive Prozesse, wie emotional relevante Wahrnehmungseffekte, Bewertungen, Klassifikationsprozesse, hervorrufen können; (c) ausge dehnte physiologische Anpassungen an die erregungsauslösenden Bedingungen in Gang setzen können; (d) zu Verhalten führen können, welches oft expressiv, zielgerichtet und adaptiv ist.“²⁶

Die vorliegende Arbeit folgt diesem viel zitierten Emotionsverständnis, da Emojis in der computergestützten Kommunikation zum einen die von Emotionen ausgelösten physiologischen Anpassungen, wie bspw. Erröten, Schwitzen oder eine Veränderung der Pupillengröße, darstellen können. Zum anderen drücken sie das durch Emotionen verursachte und beobachtbare Ausdrucksverhalten eines Menschen aus, zu dem u. a. der Gesichtsausdruck, die Gestik oder die Körperhaltung zählen.²⁷

Zu einer Abgrenzung der Termini Emotion und Stimmung findet sich in der Literatur ebenfalls kein Konsens. Tendenziell wird davon ausgegangen, dass Stimmungen eine Ge-

samtbefindlichkeit wiedergeben.²⁸ Sie dauern länger an und werden aufgrund ihrer geringeren Intensität oftmals als Low-level-Emotionen bezeichnet.²⁹ Da enge Wechselwirkungen zwischen Emotionen und Stimmungen bestehen, werden die Begrifflichkeiten sowohl in der Literatur als auch in dieser Arbeit synonym verwendet.³⁰

2.1. Ordnungssysteme der Emotionen

Zur Strukturierung von Emotionen haben sich zwei Ordnungsschemata herauskristallisiert, die im Folgenden vorgestellt werden. Es handelt sich dabei um den dimensional sowie den differentiellen Ansatz.³¹ Während der dimensionale Ansatz eher Anwendung in der Umweltpsychologie findet, dominiert der differentielle Ansatz die Emotionspsychologie und ist im Rahmen der Betrachtung der evolutionspsychologischen Emotionstheorie von Bedeutung.³²

Dimensionaler Ansatz

Das Ziel des dimensional Ansatzes ist es, allgemeine Dimensionen zu identifizieren, mit denen sich jede beliebige Emotion charakterisieren lässt.³³ Die Vertreter dieses Emotionsansatzes sind bestrebt, möglichst wenige, voneinander unabhängige Dimensionen für die Unterscheidung der Emotionen zu formulieren.³⁴ Die dimensional Ansätze unterscheiden sich in uni- und multidimensionale Modelle. Unidimensionale Modelle, welche sich nur auf eine zentrale Dimension der Emotion konzentrieren, haben in der Vergangenheit jedoch an Bedeutung verloren.³⁵ Die Vertreter des zweidimensionalen Ansatzes postulieren, dass Emotionen auf den beiden bipolaren Dimensionen Valenz und Erregung bzw. Aktivierung erlebt werden.³⁶ Die Valenz beschreibt, ob die Emotion als angenehm oder unangenehm empfunden wird und führt dementsprechend entweder zu einem Annäherungs- oder einem Vermeidungsverhalten. Die Intensität der Erregung bestimmt, wie viele objektiv messbare energetische Ressourcen für das Verhalten bereitgestellt

²⁸Vgl. Ewert (1983): 399.

²⁹Vgl. Merten (2003): 11; Otto et al. (2000): 13; Meyer et al. (1993): 34; Scherer (1990): 6; Isen (1984): 185.

³⁰Vgl. Parrott (2001): 4; Schönplüg (2000): 19; Schmidt-Atzert (2000): 33; Meyer et al. (1993): 22; Scherer (1990): 6; Isen (1984): 185; Plutchik (1980): 91.

³¹Vgl. Behrens (1991): 66.

³²Vgl. Merten (2003): 19; Neibecker (1985): 15.

³³Vgl. Neibecker (1985): 13.

³⁴Vgl. Merten (2003): 19; Neibecker (1985): 13.

³⁵Vgl. Zentner und Scherer (2000): 152f.

³⁶Vgl. Pauli und Birbaumer (2000): 78; Bradley und Vrana (1993): 271; Ekman et al. (1982): 50-52; Schmidt-Atzert (1981): 39.

²³Vgl. Izard (2010): 363, 367, 369; Winder (2007): 25; Merten (2003): 12; Otto et al. (2000): 11f; Meyer et al. (1993): 22f; Scherer (1990): 3.

²⁴Eine Arbeitsdefinition umschreibt grob das Forschungsgebiet und stellt einen Verständigungsrahmen für die zu untersuchenden Phänomene bereit. Vgl. Otto et al. (2000): 12.

²⁵Vgl. Izard (2010): 363; Winder (2007): 25; Merten (2003): 12; Otto et al. (2000): 14; Scherer (1990): 3.

²⁶Kleinginna und Kleinginna (1981): 355. Übersetzt von Otto et al. (2000): 15.

²⁷Vgl. Meyer et al. (1993): 30.

werden und ob die Emotion dementsprechend als erregend oder deaktivierend empfunden wird.³⁷ Auch wenn drei- oder vierdimensionale Modelle weitere Dimensionen, wie bspw. Dominanz (überlegen/unterlegen)³⁸, Qualität³⁹ oder Bewusstsein⁴⁰, aufführen, haben sich in der Emotionsliteratur hauptsächlich die beiden Dimensionen Valenz und Erregung durchgesetzt.⁴¹

Anhand der Dimensionen lässt sich ein Koordinatensystem bilden, in dem die unterschiedlichen emotionalen Reaktionen verortet werden können.⁴² Damit gehen Emotionen fließend ineinander über.⁴³ Die nachfolgende Tab. 2 verdeutlicht den zweidimensionalen Ansatz am Beispiel der Dimensionen Valenz und Erregung.

Der Vorteil des dimensionalen Ansatzes ist, dass die Messung, Auswertung und Interpretation von Emotionen durch die geringe Anzahl an Dimensionen vereinfacht wird.⁴⁴ Trotz ihrer Plausibilität und ihrer empirischen Fundierung gibt es jedoch deutliche Kritikpunkte. So sind die dimensional Modelle zur Beschreibung von Zuständen nur eingeschränkt geeignet. Die beiden Emotionen Angst und Ärger weisen, trotz deutlich verschiedener Emotionsqualität, eine negative Valenz bei hoher Erregung auf und fallen damit im zweidimensionalen Modell auf fast denselben Koordinatenpunkt. Die beiden Emotionen können jedoch unterschiedliche Ursachen haben und zu verschiedenen Reaktionen im Konsumentenverhalten führen.⁴⁵ Thayer kritisiert zudem die Erregungsdimension des dimensional Ansatzes und argumentiert, dass sie sich aus zwei unterschiedlichen Aspekten zusammensetzt und damit keine einheitliche Dimension widerspiegelt.⁴⁶ Auch die Valenzdimension steht unter Kritik, weil sie sich auf verschiedene Komponenten, wie bspw. auf die Bewertung eines Ereignisses, eines Objekts, der Handlungstendenz oder der Gefühlskomponente beziehen kann.⁴⁷ Ein weiterer Nachteil der dimensional Ansätze ist, dass sie im Alltag häufig auftretende Emotionen wie z. B. Liebe nicht abbilden können.⁴⁸ Trotz dieser Kritik ist der dimensionale Ansatz für die vorliegende Arbeit von Bedeutung, da hier über die bipolare Dimension Valenz Bezug auf die Polarität (positiv/negativ) einer Emotion und damit auf die möglichen Kategorisierung eines Emojis genommen werden kann.

Differentieller Ansatz

Die Vertreter des differentiellen Emotionsansatzes, in

der Literatur auch als Klassifikationsansatz bezeichnet⁴⁹, postulieren, dass es eine begrenzte Anzahl an klar differenzierbaren, fundamentalen Emotionen gibt.⁵⁰ Diese sog. Primäremotionen, auch Grund- oder Basisemotionen genannt, äußern sich jeweils in einem spezifischen physiologischen, ausdrucks- und verhaltensmäßigen Reaktionsmuster.⁵¹ In der Literatur finden sich je nach Vertreter der Theorie zwei bis 18 Primäremotionen, wobei Angst, Ärger, Traurigkeit und Freude am häufigsten genannt werden.⁵² Tab. 3 stellt auszugsweise die Ansätze verschiedener Basisemotionstheoretiker in chronologischer Reihenfolge ihrer Veröffentlichung gegenüber.

Für die Heterogenität der Emotionslisten nennt die Literatur zwei mögliche Gründe. Einerseits fehlt, wie einleitend bereits erwähnt, eine einheitliche Begriffsdefinition der Emotion. Andererseits ergeben sich in Abhängigkeit von attributionstheoretischen, sprachpsychologischen, neuroanatomischen oder auch evolutionstheoretischen Begründungen Unterschiede in der Zuordnung von Emotionen zu Primäremotionen.⁵³

Trotz der verschiedenen Auffassungen über die Art und Anzahl an Primäremotionen sind sich die Basisemotionstheoretiker in zwei Annahmen einig. Zum einen teilen sie die Auffassung, dass Basisemotionen evolutionspsychologisch verankert sind. Zum anderen gehen sie davon aus, dass Primäremotionen eine psychologische Grundlage bilden und aus ihrer Mischung komplexe Emotionen, sog. Sekundäremotionen, abgeleitet werden können.⁵⁴ McDougall schlägt erstmalig vor, Emotionen in einer kreisförmigen Darstellung analog zum Farbkreis abzubilden.⁵⁵ Später ordnet Plutchik die von ihm identifizierten acht Primäremotionen Freude, Akzeptanz, Angst, Überraschung, Traurigkeit, Ekel, Ärger und Erwartung im sog. Rad der Emotionen an, das in Abb.1 dargestellt ist.

Das geometrische Design dient der Beschreibung der Beziehungen zwischen den Emotionen. Die Primäremotionen sind umso qualitativ unterschiedlicher, je weiter sie im Rad der Emotionen voneinander entfernt angeordnet sind. Damit verringert sich auch die Wahrscheinlichkeit einer erfolgreichen Vermischung. Im Rad gegenüberliegende Emotionen neutralisieren sich gegenseitig oder können einen schweren inneren Konflikt (C) hervorrufen. Je nach Ähnlichkeit der sich verbindenden Primäremotionen werden die Sekundäremotionen sog. Dyaden zugeordnet.⁵⁶ Tab. 4 stellt die Unterschiede zwischen den primären, sekundären und tertiären Dyaden übersichtlich dar.

Für die vorliegende Arbeit ist auch das Ordnungsschema des differentiellen Ansatzes von Bedeutung, da wie oben auf-

³⁷Vgl. Pauli und Birbaumer (2000): 78; Weinberg (1986): 10.

³⁸Vgl. Bradley und Lang (1994): 49; Mehrabian und Russell (1974): 18f.

³⁹Die Qualität drückt die Art und die subjektive Bedeutung einer Emotion, also den Erlebnisinhalt, aus. Vgl. Weinberg (1986): 10.

⁴⁰Vgl. Kroeber-Riel und Weinberg (1996): 105.

⁴¹Grund hierfür ist u. a. die zweifelhafte bzw. extrem geringe Varianzaufklärung. Vgl. Haimerl (2007): 20; Averill (1997): 518.

⁴²Vgl. Stürmer und Schmidt (2014): 51.

⁴³Vgl. Averill (1997): 517.

⁴⁴Vgl. Mau (2009): 21; Neibecker (1985): 15.

⁴⁵Vgl. Keltner et al. (2014): 169; Watson und Spence (2007): 498; Schmidt-Atzert (2000): 40.

⁴⁶Vgl. Thayer (1989): 6-8.

⁴⁷Vgl. Zentner und Scherer (2000): 153.

⁴⁸Vgl. Franke (2014): 8.

⁴⁹Vgl. Averill (1997): 515; Neibecker (1985): 12.

⁵⁰Vgl. Zentner und Scherer (2000): 154, 156; Plutchik (1980): 129.

⁵¹Vgl. Zentner und Scherer (2000): 156.

⁵²Vgl. Schmidt-Atzert (2000): 30.

⁵³Vgl. Winder (2007): 50f; Schmidt-Atzert (2000): 30f.

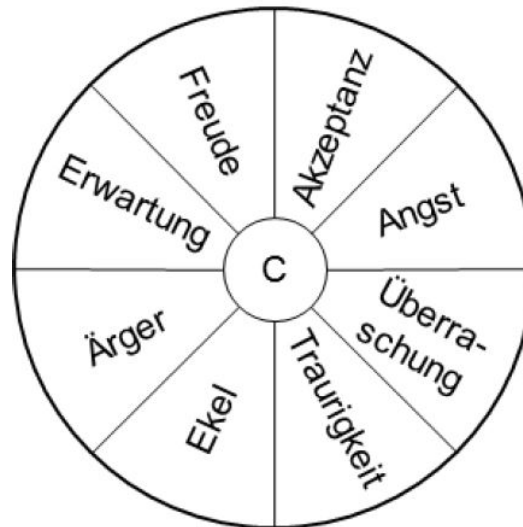
⁵⁴Vgl. Winder (2007): 48, 50, 60; Schmidt-Atzert (2000): 31; Plutchik (1980): 129.

⁵⁵Vgl. McDougall (1924): 45f.

⁵⁶Vgl. Plutchik (1980): 160-163.

Tabelle 2: Verdeutlichung des dimensionalen Ansatzes (Quelle: in Anlehnung an Stürmer und Schmidt (2014): 59)

		Valenz	
		angenehm	unangenehm
Erregung	erregend	Freude	Angst/Ärger
	deaktivierend	Entspannung	Trauer

**Abbildung 1:** Primäremotionen im Rad der Emotionen (Quelle: in Anlehnung an Plutchik (1980): 160)

geführt die Auffassung besteht, dass Basisemotionen evolutionspsychologisch verankert sind. In Anlehnung an die Evolutionstheorie nach Darwin wird postuliert, dass viele Emotionsausdrücke aufgrund ihres Reproduktionsvorteils kulturübergreifend angeboren und damit ungelernt sind.⁵⁷ Einige Forschungsergebnisse belegen die Universalität der Basisemotionen.⁵⁸ Izard, Ekman und Tomkins teilen die Auffassung, dass Basisemotionen wie Freude, Angst, Trauer, Überraschung und Ekel einen emotionsspezifischen, angeborenen Gesichtsausdruck aufweisen.⁵⁹ Es scheint daher auf Basis des differentiellen Ansatzes möglich zu sein, Emojis mit Gesichtsausdruck entsprechenden Emotionen zuzuordnen.

2.2. Verfahren zur Emotionsmessung

In Einklang mit der in Kap. 2 aufgeführten Arbeitsdefinition nennt Izard drei Verhaltensebenen, auf denen sich Emotionen manifestieren: die neurophysiologischen Vorgänge, das subjektive Erlebnis sowie das beobachtbare Ausdrucksverhalten, insbesondere die Mimik.⁶⁰ Dementsprechend werden auch die Verfahren zur Emotionsmessung nach diesen drei Ebenen eingeteilt.⁶¹ Für die vorliegende Arbeit steht

insbesondere die Messung des beobachtbaren Ausdrucksverhaltens im Vordergrund. Zur Vollständigkeit werden jedoch auch die Ansätze zu den erstgenannten Verhaltensebenen skizziert.

Anhand der (neuro-)physiologischen Messung wird die Intensität der emotionalen Erregung bestimmt. Dabei werden oftmals bioelektrische Signale gemessen, die von der Körperoberfläche abgeleitet werden.⁶² Die gängigsten Verfahren sind die Messung der Herzfrequenz, des Blutdrucks und Blutvolumens, die Messung der Atmung, des Hautwiderstandes und der Gehirnwellen sowie computer- und kernspintomographische Verfahren.⁶³ Die (neuro-)physiologischen Verfahren weisen jedoch einige Nachteile auf. Ihre Durchführung erfordert technisches Know-how, wird überwiegend im Labor und damit nicht in einem lebensnahen Umfeld durchgeführt und verursacht bei oftmals nur kleinen Stichprobengrößen hohe Kosten.⁶⁴ Zudem wird kritisiert, dass die Bestimmung der Intensität der inneren Erregung nicht ausreicht, um eine Emotion zu beschreiben.⁶⁵ Dennoch werden psychobiologische Verfahren aufgrund ihrer Objektivität zur Validierung anderer Messverfahren, vor allem von Skalen zur subjektiven Einschätzung der Gefühle, eingesetzt und finden

⁵⁷Vgl. Winder (2007): 36; Schmidt-Atzert (2000): 31; Euler (2000): 47; Plutchik (1980): 1, 5; Darwin (1871).

⁵⁸Vgl. Kaiser und Wehrle (2000): 420.

⁵⁹Vgl. Izard (1991), Ekman (1972) und Tomkins (1962) zitiert von Winder (2007): 51f.

⁶⁰Vgl. Izard (1994): 20.

⁶¹Vgl. Kroeber-Riel und Weinberg (1999): 101, 106.

⁶²Vgl. Weinberg (1986): 11.

⁶³Einen guten Überblick über die einzelnen Verfahren gibt Kenning (2014): 87f.

⁶⁴Vgl. Kroeber-Riel und Gröppel-Klein (2013): 141; Weinberg (1986): 11.

⁶⁵Vgl. Weinberg (1986): 11.

Tabelle 3: Übersicht der Primäremotionen nach verschiedenen Autoren (Quelle: in Anlehnung an Liu (2015): 33; Kroeber-Riel und Gröppel-Klein (2013): 114; Plutchik (2003): 73 und Weinberg (1986): 41)

Basisemotionstheorie nach	Basisemotionen													Weitere aufgeführte Basisemotionen	
	Angst	Ärger	Ekel	Traurigkeit	Freude	Überraschung	Verachtung	Interesse	Scham	Schuld/Reue	Erwartung	Liebe	Sorge		Zufriedenheit
McDougal (1921)	x	x	x	x		x									Unverwundbarkeit, Zärtlichkeit, Hochgefühl
Plutchik (1962, 1980)	x	x	x	x	x	x					x				Akzeptanz
Tomkins (1962, 1963)	x	x	x	x	x	x	x	x	x						Langeweile
Osgood (1966)	x	x	x		x	x		x			x				Anspannung, Verlangen
Arieti (1970)	x	x													
Izard (1972, 1977, 1994)	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x					Schüchternheit, Leid
Ekman (1973)	x	x	x	x	x	x									Einsamkeit, Neugierde
Ekman/Friesen (1975)	x	x	x	x	x	x	x	x							Begeisterung, Schock
Sroufe (1979)	x	x			x										Schmerz
Ertude (1980)	x	x	x		x	x		x	x	x					
Scott (1980)	x	x										x			Schüchternheit, Leid
Fromme/O'Brien (1982)	x	x			x								x		Einsamkeit, Neugierde
Malatesta/Haviland (1982)	x	x	x	x	x		x								Schock
Panksepp (1982)	x	x								x					Schmerz
Epstein (1984)	x	x	x	x	x										Panik
Shaver/Schwartz (1984)	x	x	x	x	x										
Trevarthen (1984)	x	x	x	x	x										
Rehr/Russell (1985)	x	x			x										
Plutchik (1991)	x	x	x	x	x	x									
Parrott (2001)	x	x			x	x									

Tabelle 4: Übersicht der Sekundäremotionen (Quelle: in Anlehnung an Plutchik (1980): 161f)

	Primäre Dyaden	Sekundäre Dyaden	Tertiäre Dyaden
Sekundäremotionen	Liebe, Unterwerfung, Ehrfurcht, Enttäuschung, Reue, Verachtung, Aggressivität, Optimismus	Schuld, Neugierde, Verzweiflung, Neid, Zynismus, Stolz, Fatalismus	Vergnügen, Scham, Resignation, Empörung, Pessimismus, Krankhaftigkeit, Dominanz, Feigheit
Entstehen durch die Vermischung von...	Zwei unmittelbar benachbarten Primäremotionen.	Zwei Primäremotionen, die durch eine dazwischenliegende Emotion getrennt sind.	Zwei Primäremotionen, die durch zwei dazwischenliegende Emotionen getrennt sind.
Beispiel	Freude + Akzeptanz → Liebe	Freude + Angst → Schuld	Freude + Überraschung → Vergnügen

zudem Anwendung in der apparativen Werbeforschung.⁶⁶

Die subjektive Erlebnismessung kann verbal oder nonverbal erfolgen und bezieht sich auf die Messung bewusster Emotionen. Verbale Verfahren werten sprachliche Äußerungen von Personen über ihre Gefühle aus.⁶⁷ Dazu zählen Protokolle lauten Denkens, Tagebücher sowie verbale Skalen. Erstere haben jedoch den Nachteil, dass Probanden ihre wahren Emotionen, insbesondere bei Themen mit hohem sozialen Potenzial, wie bspw. Diskriminierung oder Sexualität, verschleiern oder kognitiv filtern und damit das Messergebnis verzerren.⁶⁸ Zudem treten durch die verbale Beschreibung von Emotionen oftmals Artikulationsschwierigkeiten auf, da die Sprache über eine Vielzahl an unterschiedlichen Wörtern verfügt, um eine Emotion auszudrücken.⁶⁹ Letztlich lassen die verbalen Beschreibungen zudem Raum für die Ergebnisinterpretation.⁷⁰

Mithilfe verbaler Skalen wird gemessen, wie wünschenswert ein Proband ein gewisses Ziel einschätzt und den Zielerreichungsgrad bewertet. Daraus konzeptualisiert sich die Emotion. Zu den in der Marktforschung sowie in der biologisch orientierten Emotionsforschung bekanntesten Skalen zählen

- die Pleasure/Arousal/Dominance-Skala (PAD) von Merhabian und Russell (1974),
- die Differenzielle Emotionsskala (DES) von Izard (1977),
- die PANAS-Skala von Watson, Clark und Tellegen (1988),
- der Emotions Profile Index (EPI) von Plutchik (2003),
- das Consumption Emotion Set (CES) von Richins (1997) sowie
- das Two-Factor Structure of Affect von Watson und Tellegen (1985).⁷¹

Der Vorteil der Selbstauskunftsskalen ist, dass sie die Stärke, Richtung und Qualität der Emotion ermitteln können.⁷² Zudem ist ihre Durchführung wenig zeitintensiv und kostengünstig. Trotz ihrer Popularität finden sich in der Literatur jedoch auch Kritikpunkte und Verbesserungspotenziale.⁷³

Nonverbale Messungen werden durchgeführt, wenn Emotionen sprachlich nicht formulierbar sind oder dem Probanden zunächst in das Bewusstsein gebracht werden müssen.⁷⁴ Dafür wird zum einen der sog. Programmanalysator verwendet, der spontane emotionale Eindrücke während einer Programmdarbietung, wie bspw. eines Werbespots, feststellt.⁷⁵ Zum anderen finden Bilderskalen Anwendung. Hier werden die Items zur Messung von Emotionen nicht verbal, sondern bildhaft vorgegeben.⁷⁶ Tab. 5 stellt die drei populärsten Bilderskalen übersichtlich dar.

In der Literatur finden sich zahlreiche Vorteile von Bilderskalen zur Emotionsmessung:

- Bilder schaffen einen leichteren Zugang zu verbal schwierig ausdrückbaren und nicht unmittelbar bewussten Empfindungen.
- Nonverbale Messverfahren reduzieren die Gefahr von sozial erwünschten Antworten, da sie von den Probanden weniger leicht durchschaut werden.
- Bilderskalen erfassen schwach empfundene Eindrücke besser und können daher in Low-Involvement-Situationen eingesetzt werden.⁷⁷
- Bildbasierte Skalen können das Interesse und die Motivation der Probanden positiv beeinflussen und damit auch die Antwortquote erhöhen.
- Bilderskalen können interkulturell angewendet werden.⁷⁸

⁶⁶Vgl. Kroeber-Riel und Gröppel-Klein (2013): 76, 89f; Wildner und Jäncke (2010): 95f; Schiel (2007): 171.

⁶⁷Vgl. Kroeber-Riel und Weinberg (1999): 105, 107.

⁶⁸Vgl. Kroeber-Riel und Gröppel-Klein (2013): 128.

⁶⁹Vgl. Weinberg (1986): 11.

⁷⁰Vgl. Leahu et al. (2008): 425f.

⁷¹Vgl. Kroeber-Riel und Gröppel-Klein (2013): 128f.

⁷²Vgl. ebd.: 141.

⁷³Mehr dazu in Ciuk et al. (2015): 1; Richins (1997): 129f.

⁷⁴Vgl. Kroeber-Riel und Weinberg (1999): 110.

⁷⁵Vgl. Kroeber-Riel und Gröppel-Klein (2013): 130f.

⁷⁶Vgl. Weinberg (1986): 32f.

⁷⁷Vgl. Kroeber-Riel und Gröppel-Klein (2013): 133.

⁷⁸Vgl. Dieckmann et al. (2008): 77.

Tabelle 5: Übersicht populärer Bilderskalen (Quelle: in Anlehnung an Kroeber-Riel und Gröppel-Klein (2013): 131-134; Dieckmann et al. (2008): 83f; Berger und Heath (2007): 123; Bradley und Lang (1994): 53-58)

Skala	Deskriptoren und Dimensionen bzw. Emotionen	Vor- (+) und Nachteile (-)
Self-Assessment Manikin-Skala (SAM) von Lang (1980) und Morris (1995)	Deskriptoren: 15 Piktogramme (je fünf pro Dimension). Dimensionen: Valenz, Erregung, Dominanz.	+ Kürzere Erhebungszeit als verbales Pendant PAD. - Piktogramme werden von Probanden teilweise nicht verstanden.
PrEmo-Verfahren von Desmet (2002)	Deskriptoren: 14 animierte Piktogramme (für sieben positive und negative Emotionen). Emotionen: Belustigung, Bewunderung, Inspiration, Zufriedenheit, Faszination, Verlangen, angenehme Überraschung, unangenehme Überraschung, Langeweile, Unzufriedenheit, Enttäuschung, Ärger, Ekel, Verachtung.	+ Animation verdeutlicht die Entwicklung der Emotion. - Nur beschränkte Anzahl an Emotionen messbar. - Nur computergestützte Anwendung.
GfK EMO Sensor von Dieckmann2008beyond	Deskriptoren: 1-3 Bilder inkl. Bezeichnung für jede der 22 Emotionen. Emotionen: Behaglichkeit, Interesse, Neugier, Freude, Überraschung, Begehren, Leidenschaft, Stolz, Vertrauen, Liebe, Langeweile, Enttäuschung, Scham, Traurigkeit, Mitleid, Ablehnung, Neid, Ekel, Angst, Wut, Aggressivität, Überlegenheit.	- Aufgrund von Eigen- und Fremdgruppeneffekten keine kulturübergreifende Anwendung.

- Im Gegensatz zu Verbalskalen können Bilderskalen bei sprachlich gering entwickelten Bevölkerungsgruppen, wie bspw. Kindern, angewendet und ohne Übersetzungsfehler in andere Sprachräume übertragen werden.⁷⁹

Jedoch weisen Bilderskalen im Allgemeinen den Nachteil auf, dass die Mimik der Bilder bzw. das Zusammenspiel zwischen dem Gesichtsausdruck und der Gestik mehrdeutig wirken kann.⁸⁰ Damit ergeben sich Risiken der Fehlinterpretation und der verzerrten Messung von Emotionen.⁸¹

Die Messung des emotionalen Ausdrucksverhaltens umfasst die gesamte Körpersprache eines Menschen. Während die Gestik, Körperhaltung und der stimmliche Ausdruck jedoch kaum untersucht werden, findet die Gesichtssprache besondere Beachtung. Neben der kommunikativen Funktion der Mimik, Informationen auszutauschen und Interaktionen zu regulieren, kann das menschliche Gesicht emotionale Vorgänge in schneller Abfolge widerspiegeln.⁸² Ergänzend ist hier auch die Wechselbeziehung zwischen Emotionen und Mimik anzumerken. So vermutete bereits Darwin, dass der Gesichtsausdruck für die Entstehung von Emotionen eine entscheidende Rolle spielt.⁸³ Im Rahmen von Experimenten zur Facial-Feedback-Hypothese konnte bspw. nachgewiesen werden, dass ein bewusst erzeugter emotionaler Gesichtsausdruck eine entsprechende emotionale Reaktion auslöst.⁸⁴ Zudem verstärkt bzw. verringert ein bewusst

freundlicher Gesichtsausdruck die Bewertung von Freude-induzierenden bzw. Ärger-induzierenden Reizen.⁸⁵ Die in der Emotionsforschung populärsten Verfahren zur Messung des emotionalen Ausdrucksverhaltens in Bezug auf die Gesichtssprache sind in Tab. 6 dargestellt.

Besondere Aufmerksamkeit in der Literatur erfährt das FACS, ein von Ekman und Friesen entwickeltes umfassendes Kategoriensystem.⁸⁶ Es basiert auf der Kernidee, dass jede Emotion mit typischen Muskelbewegungen im Gesicht einhergeht.⁸⁷ Die theoretisch fundierte und zuverlässige Methode ermöglicht eine detaillierte Analyse der Gesichtsmotorik.⁸⁸ Dafür werden alle visuell unterscheidbaren Aktivitäten der Stirn, Wangen, Nase und des Kinns, vor allem aber der Augenlider, Augenbrauen und Lippen in 33 anatomisch bedingte, kleinste Bewegungseinheiten (Action Units⁸⁹) zerlegt.⁹⁰ Im Jahr 2002 erweiterten die Autoren das FACS auf 44 AU's.⁹¹

AU's können sowohl von einem als auch von mehreren Gesichtsmuskeln ausgelöst werden und entweder nur in einer oder in beiden Gesichtshälften auftreten.⁹² Einigen der in Tab. 3 genannten Basisemotionen nach Ekman und Friesen werden Kombinationen von AU's zugeordnet, während z. B. Freude durch ein einziges AU ausgedrückt werden kann. Sekundäremotionen hingegen können nicht aus den AU's ab-

⁷⁹Vgl. Bradley und Lang (1994): 50.

⁸⁰Vgl. Kroeber-Riel und Gröppel-Klein (2013): 134.

⁸¹Vgl. Dieckmann et al. (2008): 77.

⁸²Vgl. Kroeber-Riel und Gröppel-Klein (2013): 134; Kaiser und Wehrle (2000): 419f.

⁸³Vgl. Darwin (1871) zitiert in Pauli und Birbaumer (2000): 76.

⁸⁴Vgl. Mori und Mori (2009): 76; Rutledge und Hupka (1985): 219f; Ekman et al. (1983): 1208.

⁸⁵Vgl. Strack et al. (1988): 768.

⁸⁶Vgl. Kaiser und Wehrle (2000): 423.

⁸⁷Vgl. Kroeber-Riel und Gröppel-Klein (2013): 135.

⁸⁸Vgl. Weinberg (1986): 37-39.

⁸⁹Die einzelnen AU's können nachgelesen werden in Ekman und Friesen (1978): 8.

⁹⁰Vgl. Ekman und Friesen (2003): 1; Kaiser und Wehrle (2000): 423; Weinberg (1986): 37; Ekman und Friesen (1978): 7f.

⁹¹Vgl. Ekman et al. (2002).

⁹²Vgl. Kaiser und Wehrle (2000): 423; Ekman und Friesen (1978): 7.

Tabelle 6: Überblick der Verfahren zur Messung des Ausdrucksverhaltens (Quelle: in Anlehnung an Merten (2003): 31; Kaiser und Wehrle (2000): 421-426; Pauli und Birbaumer (2000): 76; Weinberg (1986): 43-45)

Methode	Beschreibung	Vor- (+) und Nachteile (-)
Elektromyographische Verfahren (EMG) nach Schwatz (1977)	Messung der nicht sichtbaren mimischen Muskelaktivität, die bei der mentalen Vorstellung emotionaler Erlebnisse auftritt. Die Versuchsperson ist dabei verkabelt.	+ Die emotionale Reaktion kann weniger willentlich beeinflusst werden als der offen beobachtbare Gesichtsausdruck. + Echtes und vorgetäushtes Lächeln lassen sich differenzieren. - Messung beschränkt sich auf die beiden Muskeln „Lächelmuskel“ und „Augenbrauen-zusammenziehen“. - Kleine Bewegungen des Probanden führt zu Störsignalen.
Kodierverfahren	Mimisches Verhalten wird per Video aufgezeichnet und in Zeitlupe analysiert.	+ Durch die detaillierte Analyse des mimischen Verlaufsmusters können objektiv beobachtbare Beschreibungsmaße definiert und die Kodiererübereinstimmung bestimmt werden. - Zeitintensives Verfahren, daher sind die Kodiersysteme selektiv.
Facial Action Coding System (FACS) nach Ekman/Friesen (1978)	Analyse der Gesichtsmotorik anhand einzelner Bewegungseinheiten, sog. Action Units (genauere Beschreibung folgt ab S. 15)	+ Theoretische Fundierung. + Zuverlässiges Messverfahren. - Hoher Erhebungsaufwand. - Intensität der Mimik wird nicht getrennt für beide Gesichtshälften erfasst.
Emotional Facial Action Coding System (EM-FACS) nach Friesen/Ekman (1984)	Auf Basis des FACS werden nur diejenigen Gesichtsausdrücke erfasst, die am stärksten zur Identifikation einer Emotion beitragen.	+ Reduzierte Kodierungszeit. + Schnelles und einfaches Erkennen von Emotionskategorien durch reduzierte Datenmenge. - Ungenauere Ergebnisse als FACS, da bestimmte AU's vernachlässigt werden. - Begrenzte Transparenz der theoretischen Fundierung für die Zuordnung von mimischen Ausdrucksmustern zu den Basisemotionen.
Maximally Discriminative Facial Movement Coding System nach Izard (1979)	Kodierung mimischen Verhaltens bei Säuglingen und Kleinkindern.	- Es werden nur diejenigen Ausdrucksmuster untersucht, die Izard aufgrund interkultureller Studien als prototypisch erklärt hat.
Facial Expression Analysis Tool (FEAT) nach Kaiser/Wehrle (1992)	Auf Basis des FACS erfolgt die automatische Kodierung der Gesichtsmimik in einer Mensch-Computer-Interaktion.	+ Automatische und damit objektive Mimikkodierung. + Intensität der Mimik wird für beide Gesichtshälften getrennt erfasst. - Für den therapeutischen Bereich ungeeignet, da das Verfahren auf künstliche Markierungen angewiesen ist.
Self-Evaluative Emotions Coding System (SEECs) nach Geppert et al. (1997)	Messung selbstreflexiver Emotionen von Kindern in einer Wettbewerbssituation. Neben der Mimik werden auch Blickverhalten, Gestik und Körperhaltung erhoben.	- Anwendung nur in spezifischer experimenteller Umgebung.

geleitet werden.⁹³ Bei einzelnen AU's werden je nach Ausprägung fünf unterschiedliche Intensitätsgrade kodiert. Es wird jedoch kritisiert, dass der Intensitätsgrad nicht für beide Gesichtshälften getrennt erfasst wird.⁹⁴ Dieses Defizit wird beim FEAT-Verfahren behoben (s. Tab. 6). Ein weiterer Nachteil von FACS ist die große Datenmenge und der damit verbundene hohe Erhebungsaufwand.⁹⁵ Hier schafft das EMFACS-Verfahren Abhilfe (s. Tab. 6). In der Literatur wird zudem die ökologische Validität des FACS hinterfragt. Es wird kritisiert, dass die Gesichtsausdrücke stilisiert und übertrieben

sind und in alltäglichen Interaktionen nur in abgeschwächter Form auftreten.⁹⁶

Da AU's auf der menschlichen funktionalen Anatomie basieren, kann das FACS selbst bei sehr unterschiedlichen Gesichtsförmungen angewendet werden.⁹⁷ Trotz der universellen Gültigkeit der Gesichtsmimik von Basisemotionen nehmen jedoch kultur- und familienspezifische Darstellungsregeln, sog. display rules, Einfluss auf den Ausdruck von Gefühlen. Auch wenn der biologisch angelegte Gesichtsausdruck durch die aktivierte Emotion automatisch angeregt wird,

⁹³Vgl. Weinberg (1986): 41f.

⁹⁴Vgl. Kaiser und Wehrle (2000): 423-426.

⁹⁵Vgl. Weinberg (1986): 43.

⁹⁶Vgl. Keltner et al. (2014): 91; Kaiser und Wehrle (2000): 420.

⁹⁷Vgl. Kaiser und Wehrle (2000): 423.

kann er bewusst kontrolliert, d. h. verstärkt, abgeschwächt, neutralisiert oder maskiert werden.⁹⁸ Z. B. kaschieren einer Studie zufolge Japaner unangenehme Emotionen stärker als US-Amerikaner.⁹⁹

Die nachfolgende Tab. 7 zeigt, dass AU's Ähnlichkeiten mit Emojis aufweisen, die einen Gesichtsausdruck darstellen. Zu hinterfragen ist daher, ob Emojis das emotionale Ausdrucksverhalten in der schriftlichen Kommunikation ersetzen.

2.3. Emojis als emotionales Ausdrucksverhalten in der schriftlichen Kommunikation

In der direkten, persönlichen Kommunikation übermitteln Sender und Empfänger automatisch nonverbale Signale wie räumliches Verhalten, Gestik, Mimik, Blickkontakt und Tonfall.¹⁰⁰ Diese nonverbalen Signale übernehmen neben der Informationsvermittlung auch soziale Funktionen.¹⁰¹ Sie regulieren die Interaktion der Gesprächspartner und bringen Vertrautheit zum Ausdruck.¹⁰² Sowohl die Theorie der sozialen Präsenz¹⁰³ als auch die Medienreichhaltigkeitstheorie¹⁰⁴ postulieren, dass kein Medium nonverbale Signale so gut übermitteln kann, wie es bei der persönlichen Kommunikation der Fall ist.¹⁰⁵ Die Cuelessness-Theorie¹⁰⁶ schließt sich diesem Verständnis an und führt auf, dass ein Mangel an sozialen Hinweisen zu einer psychologischen Distanz zwischen den Gesprächspartnern und damit zu einer weniger freundlichen, sachlicheren Kommunikation führt.¹⁰⁷ Damit kann die computergestützte Kommunikation, wozu auch Kurznachrichten des Microblogging-Dienstes Twitter zählen, die o. g. sozialen Funktionen nicht erfüllen.¹⁰⁸ Nach Auffassung der Theorien gilt die computervermittelte Kommunikation damit als ineffektiv.¹⁰⁹

Die bisherigen Ausführungen zu den Grundlagen der Emotionsforschung erlauben die Schlussfolgerung, dass Emojis diese sozialen Funktionen zumindest teilweise übernehmen können.¹¹⁰ Emojis unterstützen den Sender der Textnachricht, Emotionen und Stimmungen auszudrücken, wodurch der Empfänger den Bedeutungskontext der Aussage besser verstehen kann.¹¹¹ Somit ergibt sich für die vorliegende Arbeit die Überlegung, Emoji-enhaltende Kurznachricht-

ten mithilfe automatischer Emotions- und Stimmungsanalysen zu untersuchen und darauffolgend Rückschlüsse über die emotionale Ausdruckskraft eines Emojis zu ziehen.

3. Stimmungsanalyse zur Messung des verbalen Ausdrucksverhaltens im Social Web

Kap. 3 beschäftigt sich mit der textbasierten Analyse von Emotionen und Stimmungen, die grundsätzlich manuell aber zunehmend auch automatisch oder kombiniert möglich sind.¹¹² Mit dem schnellen Wachstum des Social Webs, das Wissenschaft und Praxis einen kostenlosen Zugang zu einer Vielzahl an heterogenen Datenmengen ermöglicht, wächst das Forschungsinteresse an automatischen Stimmungs- und Emotionsanalysen als Alternative zu aufwendigen manuellen Verfahren.¹¹³ Die Stimmungsanalyse, im Englischen unter dem Begriff Sentiment Analysis oder auch Opinion Mining bekannt, bezeichnet die automatische Analyse verbaler Stimmungsäußerungen in Textbeiträgen und ist ein Forschungsfeld in den Bereichen des Text Minings sowie der natürlichen Sprachverarbeitung.¹¹⁴ Sie verfolgt vorrangig das Ziel, Texte und Äußerungen hinsichtlich ihrer Polarität – negativ, positiv oder neutral – zu klassifizieren, um so ein Stimmungsbild für die angesprochenen, kommentierten sowie diskutierten Objekte, z. B. Produkte, Unternehmen oder auch Personen, festzulegen.¹¹⁵ Hiervon abzugrenzen sind die bisher weniger erforschten Emotionsanalyseverfahren, im Englischen als Emotion Mining bekannt, die eine Zuordnung von Texten nach konkreten Emotionen anstreben.¹¹⁶ Liu führt an, dass solche Klassifizierungen deutlich anspruchsvoller als Stimmungsanalysen sind, da eine eindeutige Differenzierung aufgrund der höheren Anzahl an Emotionsklassen sowie der bestehenden Parallelen zwischen den Emotionen erschwert wird.¹¹⁷ Die Ergebnisse solcher Klassifizierungen werden derzeit i. d. R. als nicht zufriedenstellend gewertet.¹¹⁸

Die vorliegende Arbeit stellt deshalb die automatischen Stimmungsanalyseverfahren als bewährtere Verfahren im Rahmen des jungen Forschungsgebiets in den Fokus. Damit verbunden ist die Konsequenz, dass die zu entwickelnde Emoji-Kategorisierung nicht auf Basis konkreter Emotionen erfolgt. Als Ergebnis der stimmungsanalytischen Betrachtung wird nun eine Kategorisierung der Emojis nach negativen, positiven und neutralen Stimmungen angestrebt. In Kap. 3.1 werden die Grundlagen der automatischen Stimmungsanalyse skizziert und heutige Anwendungsbereiche dargestellt. In

⁹⁸Vgl. Stürmer und Schmidt (2014): 62; Ekman und Friesen (2003): 23f; Merten (2003): 126; Euler (2000): 47; Kaiser und Wehrle (2000): 420.

⁹⁹Vgl. Ekman und Friesen (2003): 23f.

¹⁰⁰Vgl. Kiesler et al. (1984): 1125; Plutchik (1980): 96.

¹⁰¹Vgl. Derks et al. (2007): 843; Ekman und Friesen (1969): 56.

¹⁰²Vgl. Derks et al. (2007): 843; Kaiser und Wehrle (2000): 420; Ekman und Friesen (1969): 56.

¹⁰³Vgl. Short et al. (1976).

¹⁰⁴Vgl. Draft und Lengel (1986).

¹⁰⁵Vgl. Byrne et al. (2012): 56.

¹⁰⁶Vgl. Rutter (1987).

¹⁰⁷Vgl. Byrne et al. (2012): 56; Rice und Love (1987): 88.

¹⁰⁸Vgl. Walther und D'Addario (2001): 324.

¹⁰⁹Vgl. Byrne et al. (2012): 56.

¹¹⁰Vgl. Walther und D'Addario (2001): 325; Rezabek und Cochenour (1998): 201f; Thompsen und Foulger (1996): 230.

¹¹¹Vgl. Novak et al. (2015): 1; Huang et al. (2008): 466; Thompsen und Foulger (1996): 226, 229f.

¹¹²Vgl. Web Analytics Tools (2014).

¹¹³Vgl. Liu (2015): xi; Ghiassi et al. (2013): 6267; Pang und Lee (2008): 7.

¹¹⁴Vgl. Liu (2015): 1; Zhang et al. (2014): 262; Kontopoulos et al. (2013): 4065; Guenther und Furrer (2013): 328.







¹¹⁵Vgl. Liu (2015): 1; Kontopoulos et al. (2013): 4065.

¹¹⁶Vgl. Aman und Szpakowicz (2007): 196.

¹¹⁷Vgl. Liu (2015): 67.

¹¹⁸Vgl. ebd.: 87.

Tabelle 7: Vergleich einiger AU's mit der Mimik der Emojis (Quelle: in Anlehnung an o. V. (2016a))

Beschreibung der AU	Gesichtspartie	Beispiel	Emoji
Zwinkern	Augenpartie		
Heben des oberen Augenlides	Augenpartie		
Kusssmund	Mundpartie		

Kap. 3.2 wird anschließend die Eignung des Microblogging-Dienstes Twitter als Datengrundlage für stimmungsanalytische Betrachtungen von Kurznachrichten begründet. Zum Abschluss wird in Kap. 3.3 ein Überblick zu dem aktuellen Forschungsstand hinsichtlich der emotionalen Aussagekraft von Emojis in der computergestützten Kommunikation gegeben.

3.1. Stimmungsanalytische Verfahren und ihre Anwendungsbereiche

Liu unterscheidet drei Komplexitätsebenen, auf denen Stimmungsanalysen durchgeführt werden können: die dokumentbasierte, die satzbasierte und die objekt- bzw. attributbasierte Stimmungsanalyse.¹¹⁹ Diese werden im Folgenden kurz erläutert.

Im Rahmen der dokumentbasierten Stimmungsanalyse wird untersucht, ob eine Stellungnahme oder auch Meinungsäußerung im Ganzen betrachtet, wie z. B. eine Produktrezension, eine positive oder negative Stimmung gegenüber einem Objekt zum Ausdruck bringt. Hierbei wird die Annahme getroffen, dass die im Dokument implizierte Stimmung auf ein einziges Objekt ausgerichtet ist. Für Stellungnahmen bzw. Meinungsäußerungen, in denen mehrere Objekte evaluiert oder verglichen werden, ist diese Art der stimmungsanalytischen Betrachtung somit nicht ausreichend.¹²⁰

Die satzbasierte Stimmungsanalyse verfolgt das Ziel, die in einem Satz implizierte Stimmung zu untersuchen und eine entsprechende Klassifizierung vorzunehmen. Im Gegensatz zu der dokumentbasierten Stimmungsanalyse wird bei der satzbasierten Stimmungsanalyse neben den Klassen Positiv und Negativ meistens auch eine neutrale Klasse berücksichtigt. Es gilt die Annahme, dass der zu analysierende Satz entweder eine polare oder eine neutrale Stimmung ausdrückt. Sätze, die der neutralen Klasse zugeordnet werden, implizieren i. d. R. keine Stimmung und können als objektiv betrachtet werden. Für komplexe Sätze, in denen mehrere unterschiedliche Stimmungen zum Ausdruck kommen, ist dieser

Ansatz nicht geeignet. Des Weiteren können die in einem Satz enthaltenen Stimmungen nicht objektspezifisch zugeordnet werden.¹²¹

Im Gegensatz zu den ersten beiden Komplexitätsebenen versucht die objekt- bzw. attributbasierte Stimmungsanalyse Objekte und deren Attribute in Stellungnahmen oder Meinungsäußerungen zu identifizieren und darauf aufbauend zu bestimmen, ob die mit diesem Objekt bzw. Attribut verbundene Stimmung als negativ, positiv oder neutral einzuordnen ist. Sie ermöglicht somit eine stimmungsanalytische Betrachtung auf einer deutlich höheren Komplexitätsebene. Aufgrund der differenzierten Ergebnisse ist dieser Ansatz der Stimmungsanalyse für eine Vielzahl von Forschungsaufgaben besser geeignet und findet auch in der Praxis breite Anwendung.¹²²

Für die vorliegende Arbeit ist die Verwendung eines objekt- bzw. attributbasierten Stimmungsanalyseverfahrens nicht erforderlich. Wie bereits in Kap. 1 erwähnt, soll eine stimmungsanalytische Betrachtung von Tweets durchgeführt werden. Diese sind i. d. R. wenig komplex und umfassen nicht mehr als einen Satz. Eine Stimmungsanalyse auf Satzebene scheint daher ausreichend zu sein. Da zudem im Folgenden der Arbeit weitestgehend sichergestellt werden kann, dass sich die zu analysierenden Tweets auf ein bestimmtes, vorher definiertes Objekt beziehen, ist davon auszugehen, dass die für einen Tweet identifizierte Stimmung die Stimmung gegenüber dem entsprechenden Objekt widerspiegelt.¹²³

Unabhängig von der Komplexitätsebene lassen sich die Verfahren der automatischen Stimmungsanalyse in Abhängigkeit von der Idee und Konzeption des zugrundeliegenden Algorithmus in die Ansätze des maschinellen Lernens sowie die lexikonbasierten Ansätze unterscheiden.¹²⁴

Bei den Ansätzen des maschinellen Lernens werden Textklassifikatoren trainiert, um zu erkennen, ob eine negative, positive oder neutrale Stimmung vorliegt.¹²⁵ Hierfür erlernen sie klassenspezifische Merkmale mithilfe von gelabelten

¹¹⁹Vgl. Liu (2015): 9.

¹²⁰Vgl. ebd..

¹²¹Vgl. ebd.: 9, 70f.

¹²²Vgl. Liu (2015): 9f.

¹²³Vgl. ebd.: 71.

¹²⁴Vgl. Ortigosa et al. (2014): 529; Zhang et al. (2014): 262f.

¹²⁵Vgl. Zhang et al. (2014): 262.

Daten, bspw. mit einer großen Menge an Tweets, die bereits manuell den Klassen Negativ, Positiv und Neutral zugeordnet wurden.¹²⁶ Da bei diesen Ansätzen die Klassenzuordnungen der entsprechenden Trainingsdaten bekannt sind, wird auch von einem überwachten Lernen gesprochen.¹²⁷ Die erlernten Merkmale werden im Englischen als Features bezeichnet und können in lexikalische sowie syntaktische Features unterschieden werden.¹²⁸ Features, die bei der Klassifizierung zum Einsatz kommen, sind u. a. einzelne Wörter, Wortarten, spezifische Stimmungswörter (z. B. gut oder schlecht), Redewendungen oder auch Negierungen.¹²⁹ Bereits vor dem Trainieren des Klassifikators wird bestimmt, welche Arten von Features erlernt und somit für die spätere Stimmungsklassifizierung berücksichtigt werden sollen.¹³⁰ Die Auswahl der Features beeinflusst die Qualität der Klassifikation wesentlich.¹³¹ Nach Abschluss der Trainingsphase findet die Testphase statt. Hierbei werden Testdaten, die ebenfalls gelabelt und nicht identisch mit den Trainingsdaten sind, mithilfe des trainierten Klassifikators in die entsprechenden Klassen eingeordnet.¹³² Anschließend wird die Qualität der Klassifikation mithilfe von bestimmten Kennziffern evaluiert.¹³³ Hierzu zählen üblicherweise die Korrektklassifikationsrate sowie die Genauigkeit.¹³⁴ Bei Bedarf kann das Klassifikationsergebnis durch Anpassungen in der Datenbasis, bspw. durch das Entfernen von Stoppwörtern sowie durch die Hinzunahme weiterer Features, optimiert werden.¹³⁵ Zu den in der Stimmungsanalyse meist verwendeten Klassifikatoren zählen der Naive-Bayes-Klassifikator, die Stützvektormaschine sowie der Maximum-Entropie-Klassifikator.¹³⁶

Bei den lexikonbasierten Ansätzen wird für die Durchführung einer Stimmungsklassifizierung auf sog. Emotions- bzw. Stimmungslexika zurückgegriffen. Diese führen eine Vielzahl von Emotions- bzw. Stimmungswörtern auf und geben Hinweise auf deren Stimmungsorientierung sowie -intensität.¹³⁷ Bei der stimmungsanalytischen Betrachtung der zu untersuchenden Daten, z. B. eines Tweets, kann es zur Identifizierung mehrerer Emotions- bzw. Stimmungswörter mit verschiedenen Stimmungsorientierungen bzw. -intensitäten kommen. Um eine eindeutige Stimmungsklassifizierung vorzunehmen, erfordert der lexikonbasierte Ansatz für diese Erscheinung eine polarisierende Abwägung. So kann zur Ermittlung der Polarität z. B. die Summe der Stimmungsintensitäten der negativen Stimmungswörter mit der Summe der Stimmungsintensitäten der positiven Stimmungswörter verglichen werden. Überwiegt die positive (negative) Stim-

mungsintensität, findet eine Zuordnung in die Klasse Positiv (Negativ) statt. Ergibt sich ein ausgeglichenes Verhältnis, wird in die neutrale Klasse eingeordnet.¹³⁸

Vor- und Nachteile beider Ansätze

Beide Klassifikationsansätze weisen Vor- und Nachteile auf (s. Tab. 8).

Welche der beiden Methode zum Einsatz kommt, ist von den entsprechenden Datengrundlagen sowie den spezifischen Anwendungsbereichen abhängig. Grundsätzlich gilt jedoch, dass der Einsatz von lexikonbasierten Methoden vor allem als sinnvoll erscheint, wenn das Erheben von Trainingsdaten nicht möglich ist.¹⁴⁰ Falls allerdings eine große Menge an Trainingsdaten zur Verfügung steht, erzielen die Methoden des maschinellen Lernens generell deutlich bessere Klassifikationsergebnisse.¹⁴¹ Da mit der wachsenden Bedeutung des Social Webs eine Vielzahl an heterogenen, domänenübergreifenden Daten zum Trainieren und Testen von Klassifikatoren bereitsteht, messen Forscher den Methoden des maschinellen Lernens größere Bedeutung für die Zukunft bei.¹⁴² Im späteren Verlauf der vorliegenden Arbeit kommt sowohl ein Verfahren, das auf dem Ansatz des maschinellen Lernens beruht, als auch ein lexikonbasiertes Verfahren zur Anwendung. Im Rahmen eines Pretests (s. Kap. 4.2) erfolgt die Entscheidung, welches Verfahren sich für die Stimmungsklassifizierung der zugrundeliegenden Datenbasis besser eignet.

Anwendungsbereiche der Stimmungsanalysen

Stimmungsanalysen finden bereits vielfältige Anwendung in verschiedenen Bereichen der Computer-, Betriebs- sowie Sozialwissenschaften.¹⁴³ So werden sie in der Politik u. a. dazu genutzt, um Stimmungen und Meinungen der Bevölkerung zu innen- und außenpolitischen Themen zu identifizieren und zu untersuchen. Mit ihrer Hilfe können Politiker auf Veränderungen des gesellschaftlichen Klimas reagieren.¹⁴⁴ In der Finanzbranche können Stimmungsanalysen genutzt werden, um bspw. Kursentwicklungen am Aktienmarkt zu prognostizieren.¹⁴⁵ Im Bereich des Marketings kommen stimmungsanalytische Betrachtungen insbesondere im Rahmen des Social Media Monitorings¹⁴⁶ zum Einsatz.¹⁴⁷ Die Kommunikation der Konsumenten bei Microblogging-Diensten wie Twitter kann die Wahrnehmung bzw. das Image einer Marke stark beeinflussen.¹⁴⁸ Das Markenimage¹⁴⁹ gilt als verhaltenswirksames Konstrukt, das Präferenzen schafft

¹²⁶Vgl. Han et al. (2012): 328; Chaovalit und Zhou (2005): 3.

¹²⁷Vgl. Han et al. (2012): 330.

¹²⁸Vgl. Becker et al. (2013): 333; Chaovalit und Zhou (2005): 3.

¹²⁹Vgl. Liu (2015): 49f; Pang und Lee (2008): 35-39.

¹³⁰Vgl. Chaovalit und Zhou (2005): 3.

¹³¹Vgl. Sharma und Dey (2012): 1.

¹³²Vgl. Han et al. (2012): 330.

¹³³Vgl. Chaovalit und Zhou (2005): 3.

¹³⁴Vgl. Han et al. (2012): 364.

¹³⁵Vgl. Chaovalit und Zhou (2005): 3.

¹³⁶Vgl. Rosenthal et al. (2015): 461; Pang et al. (2002): 81.

¹³⁷Vgl. Liu (2015): 59; Zhang et al. (2014): 263; Mohammad et al. (2013): 322.

¹³⁸Vgl. Liu (2015): 59.

¹⁴⁰Vgl. Ortigosa et al. (2014): 529.

¹⁴¹Vgl. Liu (2015): 61; Gezici et al. (2013): 472.

¹⁴²Vgl. Rosenthal et al. (2015): 461; Liu (2015): 97.

¹⁴³Vgl. Liu (2015): xi.

¹⁴⁴Vgl. ebd.: 4f.

¹⁴⁵Vgl. Bollen et al. (2011): 91.

¹⁴⁶Im Social Media Monitoring werden die Dialoge in sozialen Netzwerken, die Erwähnungen der Marke eines Unternehmens und die von Social Media ausgehenden Verlinkungen überwacht.“ Heymann-Reder (2011): 256.

¹⁴⁷Vgl. Alßmann und Röbbeln (2013): 366.

¹⁴⁸Vgl. Jansen et al. (2009b): 2172.

¹⁴⁹“Brand image is consumer perceptions of and preferences for a brand, measured by the various types of brand associations held in memory.” Es besteht aus „[...] lower-level considerations, related to consumer perceptions

Tabelle 8: Vor- und Nachteile der Ansätze des maschinellen Lernens sowie der lexikonbasierten Ansätze (Quelle: Liu (2015): 61, 96f; Zhang et al. (2014): 262; Marchand et al. (2013): 421f; Ortega et al. (2013): 501; Chaovalit und Zhou (2005): 2)

Ansätze	Vor- (+) und Nachteile (-)
Ansätze des maschinellen Lernens	<ul style="list-style-type: none"> + Eine Vielzahl von Merkmalen kann erlernt und für die Klassifizierung berücksichtigt werden. + Über die Quantität der Trainingsdaten lassen sich bessere Klassifikationsergebnisse erzielen. - Merkmale, die nur selten in den Trainingsdaten auftreten, können i. d. R. nicht verlässlich erlernt werden. Daher kann es zu Problemen bei der Stimmungsidentifizierung kommen. - Existierende Regeln und gelernte Merkmale können nur schwer angepasst bzw. verbessert werden. - Bei der Verwendung domänenspezifischer¹³⁹ Trainingsdaten kann es zum Erlernen von domänenspezifischen Merkmalen kommen. Ein domänenübergreifender Einsatz des Klassifikators ist somit nicht bedenkenlos möglich.
Lexikonbasierte Ansätze	<ul style="list-style-type: none"> + Trainingsdaten und somit eine zeitaufwendige Labelung der Daten sind nicht notwendig. + Existierende Regeln und Merkmale können unkompliziert und schnell durch den Nutzer manuell korrigiert bzw. ergänzt werden. Daher gelten diese Ansätze als flexibler. - Neben den aufgeführten Emotionswörtern können weitere Regeln und Merkmale kaum bzw. nur schwer berücksichtigt werden. - Der Auf- und Ausbau von lexikonbasiertem Wissen bedarf einiger Zeit. - Grundsätzlich liegt eine geringere Domänenabhängigkeit vor. Jedoch gibt es eine Vielzahl an domänen- bzw. kontextabhängigen Emotions- und Stimmungswörtern, die eine bedenkenlose Übertragung des Klassifikators in eine andere Domäne nicht zulassen.

und Kaufentscheidungen der Konsumenten beeinflusst.¹⁵⁰ Für Unternehmen ist es daher relevant, die in den Textbeiträgen geäußerten Stimmungen zu ihren Marken und Produkten mithilfe von Stimmungsanalysen zu erfassen, auszuwerten und im Zeitverlauf zu beobachten. So können negative und kritische Äußerungen der Konsumenten identifiziert und gegensteuernde Kommunikationsmaßnahmen eingeleitet werden, die den Aufbau eines positiven Images fördern.¹⁵¹ Automatische Stimmungsanalysen stellen somit eine neue Methode für die Überwachung und Messung des Markenimages dar. Sie ermöglichen es zudem, die Kundenzufriedenheit zu untersuchen und wertvolle Informationen für den Aufbau sowie den Erhalt von Kundenbeziehungen zu erlangen.¹⁵²

3.2. Kurznachrichten des Microblogging-Dienstes Twitter als geeignete Datenquelle für Stimmungsanalysen

Twitter ist ein im Jahr 2006 gegründeter, kostenloser Microblogging-Dienst.¹⁵³ Konsumenten nutzen die computergestützte Informations- und Kommunikationsplattform, um ihre persönlichen und spontan empfundenen Emotionen zu kommunizieren sowie Einschätzungen zu weltweiten Ereignissen in Echtzeit zu diskutieren.¹⁵⁴ Nachrichten auf Twitter werden als Tweets bezeichnet. Der Begriff leitet sich

aus dem Englischen „to tweet“, zu Deutsch „zwitschern“, ab und steht für eine kompakte, auf 140 Zeichen beschränkte Kurznachrichte.¹⁵⁵ Schätzungsweise werden pro Minute 347.222 Tweets gesendet.¹⁵⁶ Dies impliziert ein bedeutsames Datenvolumen, welches für umfangreiche Analysen genutzt werden kann. Da die Nutzer aufgrund des vorgegebenen Formats gezwungen sind, kurze und präzise Einschätzungen abzugeben und ihre Gefühle zu pointieren, sind Tweets in besonderem Maße für Stimmungsanalysen geeignet.

Zudem ist Twitter eine öffentlich zugängliche Datenquelle, die mithilfe der Twitter API¹⁵⁷ relativ einfach und kostenlos für Stimmungsanalysen verwendet werden kann.¹⁵⁸ Schätzungen zufolge sind rund 92 Prozent der Twitter-Accounts nicht durch Privatsphäre-Einstellungen geschützt und damit zugänglich.¹⁵⁹ Ein ReTweet ermöglicht die Weiterverbreitung eines, durch einen anderen Nutzer bereits abgesendeten und inhaltlich unveränderten Tweets im Twitter-Netzwerk.¹⁶⁰ Die @reply Fkt. ermöglicht es einem Nutzer, sich mit seinem Tweet direkt an einen anderen Nutzer zu wenden. Diese öffentlich sichtbaren Twitter-Aktivitäten gelten als Indikatoren für soziale Verbindungen. Hashtags ermöglichen hingegen Orientierung und ein schnelles Auffinden von Informationen zu spezifischen Themen oder Begriffen

of specific performance and imagery attributes and benefits, and higher-level considerations related to overall judgments, feelings, and relationships.” Keller (2008): 379, 636.

¹⁵⁰Vgl. Schweiger (1995): 919.

¹⁵¹Vgl. Heymann-Reder (2011): 100.

¹⁵²Vgl. Kiritchenko et al. (2014): 723; Mostafa (2013): 4241; Go et al. (2009): 1.

¹⁵³Vgl. Fischer (2015): 38; Weinberg (2014): 173; Barash und Golder (2011): 143f; Jansen et al. (2009a): 3861.

¹⁵⁴Vgl. Weinberg (2014): 173; Hassan et al. (2013): 357; Pak und Paroubek (2010): 1320; Jansen et al. (2009a): 3860.

¹⁵⁵Vgl. Twitter Leitfaden (2015b); Ghiassi et al. (2013): 6268; Barash und Golder (2011): 144; Go et al. (2009): 2.

¹⁵⁶Vgl. o. V. (2016b): 11.

¹⁵⁷Eine API (Application-Programming-Interface) ist eine Schnittstelle, die von einem Softwaresystem bereitgestellt wird. Mithilfe dieser Schnittstelle ist es anderen Programmen möglich, sich an das Softwaresystem anzubinden. APIs werden vermehrt von Webdiensten verwendet und ermöglichen es, Daten und Inhalte zu extrahieren, auszutauschen und weiterzuverbreiten. Vgl. Gründerszene (2016).

¹⁵⁸Vgl. Culotta und Cutler (2016): 343, 345; Barash und Golder (2011): 164.

¹⁵⁹Vgl. Cha et al. (2010): 12.

¹⁶⁰Vgl. Twitter Leitfaden (2015a); Barash und Golder (2011): 148f.

fen. Hashtags sind Schlüssel- oder Schlagwörter, die durch das Hash-Zeichen (#) eingeleitet werden und als eine Art Verschlagwortung von Tweets fungieren.¹⁶¹ Follower sind Nutzer, die Tweets anderer Twitter-Accounts abonnieren. Die Anzahl der Follower einer Marke deutet auf den sozialen Status und die Beliebtheit einer Marke hin und gilt daher auch als Indikator für das Markenimage.¹⁶²

Ein weiteres Argument für die Nutzung von Twitter als Datenquelle ist die mediale Reichweite.¹⁶³ Twitter verzeichnet im Jahr 2016 weltweit rund 310 Millionen aktive Nutzer, Tendenz steigend, und belegt damit Rang neun der größten sozialen Netzwerke und Nachrichtendienste.¹⁶⁴ Allein knapp 20 Prozent der volljährigen US-Amerikaner waren im Jahr 2014 auf Twitter aktiv.¹⁶⁵ Die Twitter-Nutzer weltweit verteilen sich mit je rund 20 Prozent gleichmäßig auf die Altersklassen zwischen 18 und 54 Jahren bzw. älter als 54 Jahre.¹⁶⁶ Neben der hohen Altersdiversität sind auf Twitter auch eine Vielzahl von Nutzern unterschiedlicher sozialer Schichten und Interessensgruppen vertreten.¹⁶⁷ Die Heterogenität der Twitter-Nutzer ermöglicht es, die Ergebnisse der mit Tweets durchgeführten Stimmungsanalyse zu verallgemeinern.

Es gibt jedoch sprachliche Besonderheiten in der Twitter-Kommunikation, die als Herausforderung für eine automatische Stimmungsanalyse zu betrachten sind. Der sprachliche Ausdruck in den Tweets ist informell und entspricht meist nicht den lexikalischen und syntaktischen Normen.¹⁶⁸ Rechtschreib- und Grammatikfehler, Umgangssprache, Neologismen, Abkürzungen, Akronyme und Hashtags sind keine Seltenheit.¹⁶⁹ Dies begründet sich zum einen durch die Zeichenbeschränkung. Die Kenntlichmachung von ReTweets verringert die verbleibende Zeichenanzahl um ein weiteres und hat wiederum fehlende Artikel und neue Abkürzungen zur Folge.¹⁷⁰ Zum anderen sind Tweets oft spontaner Natur und werden von verschiedenen Geräten abgesetzt.¹⁷¹ Bspw. sind 82 Prozent der Nutzer per Smartphone auf Twitter aktiv.¹⁷² Die sprachlichen Besonderheiten können die Zuordnung von Tweets in die Klassen Negativ, Positiv und Neutral erschweren und zu Verzerrungen der Ergebnisse führen. Daher gilt es, sie bei der Entwicklung und Anwendung von Stimmungsanalyseverfahren zu berücksichtigen.

3.3. Forschungsstand zur emotionalen Aussagekraft von Emojis in Tweets

Wie bereits in den vorherigen Kapiteln angeführt, werden Emojis in der computergestützten Konsumentenkommunikation immer häufiger genutzt.¹⁷³ Allein auf Twitter wurden seit 2014 mehr als 110 Milliarden Emojis verwendet.¹⁷⁴ Die wissenschaftliche Erforschung der Verwendung von Emojis im Social Web ist allerdings noch recht jung. Erstmals analysierten Novak et al. Stimmungen von Tweets und leiteten daraus Stimmungswerte für die 751 am häufigsten auftretenden Emojis ab. Als Datengrundlage dienten 1,6 Millionen Tweets in 13 verschiedenen europäischen Sprachen, die von professionellen Bewertern manuell in die Stimmungskategorien Negativ, Positiv und Neutral eingeordnet wurden. Die Autoren erzielten folgende Kernergebnisse:

- Nutzungshäufigkeit: Nur vier Prozent der Tweets enthalten Emojis.
- Auftreten der Emojis: Das mit Abstand am häufigsten verwendete Emoji ist das *Face with tears of joy* 😄, gefolgt von dem Emojis *Heavy Black Heart* ❤️ und *Black Heart Suit* ♥.
- Verständlichkeit: Emojis erleichtern das Textverständnis, sodass die Zuordnung von Tweets mit Emojis in eine Stimmungskategorie eine höhere Beurteiler-Übereinstimmung erzielt als Tweets ohne Emojis.
- Textstruktur: Emojis treten vorwiegend nach zwei Dritteln der Satzlänge auf.
- Stimmungswerte: Die meisten Emojis weisen einen positiven Stimmungswert auf, insbesondere die am häufigsten verwendeten Emojis. Die Polarität des Stimmungswertes eines Emojis steigt mit zunehmender Distanz zum Satzanfang.
- Interkulturalität der Ergebnisse: In Bezug auf unterschiedliche Sprachräume existieren keine signifikanten Unterschiede in den einzelnen Stimmungswerten der Emojis.¹⁷⁵

Analog zum Vorgehen von Novak et al. schließen Vidal et al. in ihrer Arbeit von der manuell zugeordneten Stimmungskategorie eines Tweets auf den Stimmungswert des in dem Tweet vorkommenden Emojis. Jedoch beziehen sich die Tweets im Gegensatz zu der Datenbasis von Novak et al. inhaltlich ausschließlich auf den Lebensmittelbereich. So werden für die Analyse 12.260 Tweets verwendet, die eines der englischen Schlagwörter „Frühstück“, „Mittagessen“, „Snack“ oder „Abendessen“ enthalten und ungefähr gleichverteilt auf die vier Esssituationen sind. Die Autoren beziehen in ihre Analyse auch Emoticons ein.

¹⁶¹Vgl. Heymann-Reder (2011): 130

¹⁶²Vgl. Naylor et al. (2012): 105; Barash und Golder (2011): 146, 149.

¹⁶³Vgl. Heymann-Reder (2011): 127.

¹⁶⁴Vgl. Statista (2016): 7, 18.

¹⁶⁵Vgl. Duggan et al. (2015).

¹⁶⁶Vgl. Statista (2016): 26.

¹⁶⁷Vgl. Hassan et al. (2013): 357f; Pak und Paroubek (2010): 1320.

¹⁶⁸Vgl. Hassan et al. (2013): 357; Boiy und Moens (2009): 529.

¹⁶⁹Vgl. Mostafa (2013): 4241; Kiritchenko et al. (2014): 723; Ghiassi et al. (2013): 6268; Go et al. (2009): 2; Boiy und Moens (2009): 529.

¹⁷⁰Vgl. Barash und Golder (2011): 149.

¹⁷¹Vgl. Go et al. (2009): 1f.

¹⁷²Vgl. Twitter (2016).

¹⁷³Vgl. Novak et al. (2015): 1.

¹⁷⁴Vgl. Shah (2016).

¹⁷⁵Vgl. Novak et al. (2015): 1-13.

- Nutzungshäufigkeit: 24 Prozent der Tweets enthalten Emojis/Emoticons.
- Auftreten der Emojis: Von den 631 zu untersuchenden Emojis wurden rund 40 Prozent (254 Emojis) in den Tweets identifiziert. Die am häufigsten verwendeten Emojis sind das *Face savoring delicious food* 😋, das *Smiling face with heart-shaped eyes* 😍 und das *Face with tears of joy* 😂. Bzgl. der Nutzungshäufigkeit ist jedoch keine Dominanz bestimmter Emojis zu erkennen.
- Textstruktur: Mehrfachnennungen sind selten. In 76 Prozent der Fälle tritt nur ein Emoji/Emoticon pro Tweet auf.
- Stimmungswerte: 67 Prozent der Emojis bzw. Emoticons weisen einen positiven Stimmungswert auf.
- Zweck der Emojis/Emoticons: 92 Prozent der Emojis/Emoticons übermitteln zusätzliche Informationen, die nicht sprachlich im Tweet ausgedrückt werden.
- Acht Prozent der Emojis/Emoticons haben den Zweck, Informationen zu betonen, die im Text enthalten sind.¹⁷⁶

Auch Twitter führte in den Jahren 2014 und 2015 eine Studie bzgl. der Nutzung von Emojis durch. Untersucht wurde deren Verwendung in Tweets zu ausgestrahlten TV-Sendungen.

- Nutzungshäufigkeit: Rund 14 Prozent der Tweets enthalten mindestens ein Emoji. Damit ist ein leichter Anstieg um vier Prozentpunkte seit der Einführung von Emojis auf Twitter zu verzeichnen. In Bezug auf verschiedene TV-Genres zeigen sich Unterschiede in der Nutzungshäufigkeit von Emojis.
- Auftreten der Emojis: Das mit Abstand am häufigsten verwendete Emoji ist das *Face with tears of joy* 😂 (24 Prozent), gefolgt vom *Smiling face with heart-shaped eyes* 😍 (zwölf Prozent) und dem *Loudly crying face* 😭 (acht Prozent).
- Emoji-Nutzer: 86 Prozent der Emoji-Nutzer sind 24 Jahre oder jünger. Knapp mehr als die Hälfte aller Emoji-Nutzer sind weiblich.¹⁷⁷

Die vorliegende Arbeit knüpft an die hier vorgestellten Studien an. Anders als bisher soll die Emotionalität der Emojis jedoch mithilfe einer automatischen Stimmungsanalyse untersucht werden. Der Fokus liegt somit auf Auswahl und Konfiguration eines Verfahrens zur Ermittlung von Stimmungswerten bzw. der Entwicklung einer Emoji-Stimmungskategorisierung. Allgemeine Erkenntnisse zur Verwendung von Emojis in der Konsumentenkommunikation, die sich auf die Textstruktur, die Interkulturalität der Emojis sowie ihren Verwendungszweck beziehen, sind für die vorliegende Arbeit von geringerer Bedeutung.

¹⁷⁶Vgl. Vidal et al. (2016): 119-127.

¹⁷⁷Vgl. Cruse (2015).

4. Entwicklung einer Stimmungskategorisierung für Emojis

Im Zentrum des folgenden Kap. steht die Entwicklung einer Stimmungskategorisierung. Hierfür werden zunächst die Datengrundlage sowie das methodische Vorgehen im Rahmen der durchzuführenden Stimmungs- und Datenanalyse beschrieben. Im Anschluss sollen die Ergebnisse vorgestellt und validiert werden. Für die Erhebung der Datengrundlage sowie für ausgewählte statistische Berechnungen und Auswertungen kommen die frei zugängliche Software R und die hierzugehörige open-source Entwicklungsumgebung RStudio zur Anwendung.¹⁷⁸ Mithilfe der Softwaremodule *twitteR*, *tm*, *Sentiment140* und *Syuzhet* wird die Software für die analysespezifischen Bedürfnisse konfiguriert.

4.1. Bestimmung einer Datenbasis

Wie bereits in Kap. 3.2 aufgezeigt, nutzen Sozialforscher für die Identifikation sowie für die Analyse von affektiven Konsumenteneinstellungen zunehmend den Microblogging-Dienst Twitter.¹⁷⁹ Eines der populärsten Themen bei Twitter ist der Konsum von Lebensmitteln. Wöchentlich werden weltweit mehrere Millionen Tweets zu diesem Themenbereich abgesetzt. Nutzer berichten darüber, was, wo und mit wem sie essen, sowie welche Lebensmittelmarken bzw. -händler sie bevorzugen.¹⁸⁰ Die Literatur geht von einer reziproken Beziehung zwischen Emotionen und dem Konsum von Lebensmitteln aus. Demnach beeinflusst das emotionale Befinden der Konsumenten ihren Lebensmittelkonsum und der Konsum von Lebensmitteln wiederum das emotionale Befinden der Konsumenten.¹⁸¹ Dies legt die Vermutung nahe, dass insbesondere Tweets zu Marken bzw. Unternehmen aus diesem Themenbereich einen stark emotionalen Charakter aufweisen und sich daher für die Durchführung einer Stimmungsanalyse besonders gut eignen. In Tab. 9 werden, gemessen an der Anzahl der Follower, die zehn erfolgreichsten Twitter-Profilen in der Kategorie Lebensmittelhandel dargestellt.¹⁸² Das Unternehmen Starbucks führt mit seinem Twitter-Profil Starbucks Coffee das Ranking an und erst mit deutlichem Abstand folgen Marken wie McDonald's, Subway oder auch Burger King.

Die Starbucks Corporation, ansässig in Seattle (USA), ist ein international agierender Systemgastronom, der sich auf den Vertrieb von Kaffeeprodukten in konzerneigenen und lizenzierten Kaffeehäusern spezialisiert hat. Mit einem Markenwert von 29,31 Milliarden US-Dollar ist Starbucks nach McDonald's die wertvollste Fast-Food-Marke weltweit.¹⁸³ Mittlerweile betreibt das Unternehmen über 23.000 Filialen, wobei sich mehr als die Hälfte davon in den USA befindet. Mit einem jährlichen Nettoumsatz von rund 19 Milliarden

¹⁷⁸Vgl. RStudio (2016); R Foundation (2016).

¹⁷⁹Vgl. Ghiassi et al. (2013): 6266.

¹⁸⁰Vgl. Vidal et al. (2015): 1; MacMillan (2014).

¹⁸¹Vgl. Macht (2008): 1; Canetti et al. (2002): 157.

¹⁸²Vgl. Socialbakers Twitter Statistics (2016b).

¹⁸³Vgl. Schept (2015): 123.

Tabelle 9: Top 10 der Twitter-Profilen in der Kategorie Lebensmittelhandel gemessen an der Anzahl der Twitter-Follower (Quelle: Socialbakers Twitter Statistics (2016b))

Rang	Twitter-Profilen	Anzahl der Follower
1.	Starbucks Coffee (@Starbucks)	11.740.031
2.	McDonald's (@McDonalds)	3.279.112
3.	スターバックス コーヒー (@Starbucks_J)	3.168.463
4.	Subway (@SUBWAY)	2.397.256
5.	Starbucks Indonesia (@SbuxIndonesia)	1.843.329
6.	Taco Bell (@tacobell)	1.761.468
7.	Nando's (@NandosUK)	1.555.472
8.	Pizza Hut (@pizzahut)	1.461.648
9.	Burger King (@BurgerKing)	1.417.247
10.	マクドナルド (@McDonaldsJapan)	1.119.608

US-Dollar im Jahr 2015 ist Starbucks heute einer der größten Kaffeeröster und -anbieter der Welt.¹⁸⁴

Auch im Social Web ist es Starbucks gelungen, eine starke Markenpräsenz mit einer hohen medialen Reichweite aufzubauen. Selbst in einem branchenübergreifenden Vergleich der erfolgreichsten Twitter-Profilen belegt das Profil Starbucks Coffee hinter Chanel, Samsung Mobile und PlayStation den vierten Platz.¹⁸⁵ Twitter-Nutzer weltweit verfolgen die Nachrichten und Neuigkeiten über das Unternehmen und werden angeregt, selbst polarisierende Tweets zum Thema Starbucks zu publizieren. Die Vielzahl und Vielfalt dieser abgesetzten Tweets bietet somit eine breite sowie solide Datengrundlage und stellt eine hinreichende Aussagekraft für die zu entwickelnde Emoji-Stimmungskategorisierung sicher.

Da im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht sämtliche Emojis berücksichtigt werden können ist die Auswahl relevanter Emojis erforderlich. Hierfür wird auf die von Twitter unterstützte Version Twemoji 1.0¹⁸⁶ zurückgegriffen. Diese wurde im November 2014 veröffentlicht und stellt den Nutzern 874 verschiedene Emojis zur Verfügung.¹⁸⁷ Laut des SwiftKey Emoji Reports aus dem Jahr 2015 enthalten die Emoji-Gruppen Happy faces, Sad faces, Hearts und Hand gestures die am häufigsten verwendeten Emojis (s. Abb. 3).¹⁸⁸

Die Emoji-Gruppen Happy faces und Sad faces bilden bereits 59 Prozent der meist verwendeten Emojis ab. Als eine Form des Gesichtsausdrucks werden, bis auf zwei Ausnahmen¹⁸⁹, alle Happy faces und Sad faces der Version Twemoji 1.0 in die Auswahl aufgenommen. Auch drei Herz-Emojis,

die in den Top 10 der meist genutzten Emojis gelistet sind, werden mit einbezogen.¹⁹⁰ Hierzu gehören die Emojis *Two Hearts* ❤️, *Black Heart Suit* ♥️ und *Heavy Black Heart* 🖤. Zusätzlich finden die Handgesten *Thumbs up* 👍 und *Thumbs down* 👎 sowie die Emojis *See-no-evil monkey* 🙈, *Hear-no-evil monkey* 🙉 und *Speak-no-evil monkey* 🙊 zum Ausdruck von Stimmungen Berücksichtigung. Insgesamt beinhaltet die Auswahl somit 66 verschiedene Emojis, die im Anhang A (S. 85) eingesehen werden können.

Extraktion von Tweets zur Marke Starbucks

Zur Extraktion und späteren Analyse der Tweets zur Marke Starbucks kommt das Modul *twitterR* zur Anwendung. Dieses ermöglicht den Aufbau einer Verbindung zwischen der Software R und der Twitter API.¹⁹¹ Über diese Verbindung können, nach Authentifizierung bei Twitter (Skript B.2, S. 90), Tweets des Vortages mithilfe der Fkt. *searchTwitter* gezielt gesucht und abgerufen werden. Abb. 4 erläutert die Vorgehensweise.

Mithilfe des Skripts B.3 (S. 91) werden Tweets extrahiert, die den Suchtext Starbucks¹⁹² enthalten und in englischer Sprache¹⁹³ formuliert sind. Da Twitter eine gewisse Zugriffsbegrenzung für das Abrufen von Tweets vorsieht, kann es beim Übersteigen dieser Begrenzung zum Funktionsabbruch kommen. Um den Abfragezeitraum vollständig zu erfassen und sicherzustellen, dass alle Tweets eines Tages abgerufen und gespeichert sind, müssen daher mehrere Suchabfragen durchgeführt werden. Dies erleichtert eine hierfür programmierte While-Schleife. Diese ermöglicht, Tweets eines definierten Abfragedatums rückwärtsschreitend, also von 24:00 Uhr bis 00:00 Uhr, abzurufen. Beim Ausführen des Skripts wird zunächst geprüft, ob bereits eine Datei für das vorher definierte Abfragedatum besteht. Ist dies der Fall, wird die

¹⁸⁴Vgl. Statista (2015): 13, 16.

¹⁸⁵Vgl. Socialbakers Twitter Statistics (2016a).

¹⁸⁶Es sei angemerkt, dass Twitter seit Dezember 2015 auch die Version Twemoji 2.0 unterstützt. Diese enthält insgesamt 1.657 verschiedene Emojis. Allerdings werden die entsprechenden Neuerungen nicht von allen online zur Verfügung stehenden Add-on-Tastaturen unterstützt, die erforderlich sind, um Emojis zu twittern. Es wird davon ausgegangen, dass eine Vielzahl der Nutzer die neuen Emojis nicht verwendet. Daher werden die Emojis der Version Twemoji 2.0 in der vorliegenden Arbeit nicht berücksichtigt.

¹⁸⁷Vgl. Emojipedia (2016b).

¹⁸⁸Vgl. SwiftKey (2015): 2.

¹⁸⁹Es entfallen lediglich die Emojis *Slightly smiling face* und *Slightly frowning face*, da diese Emojis auf der verwendeten Add-on-Tastatur nicht zur Verfügung stehen.

¹⁹⁰Vgl. Emojitracker (2016).

¹⁹¹Vgl. Gentry (2015): 1.

¹⁹²Der Suchtext Starbucks ermöglicht die Extraktion von Tweets, die das Wort Starbucks in Groß- oder Kleinschreibung enthalten sowie die Extraktion von Tweets die #Starbucks oder @Starbucks aufweisen.

¹⁹³Da die später verwendeten Stimmungsanalyseverfahren vor allem für englischsprachige Texte entwickelt wurden, werden lediglich in Englisch formulierte Tweets berücksichtigt.



Abbildung 2: Logo der Starbucks Corp. (Quelle: Wikipedia (2016))

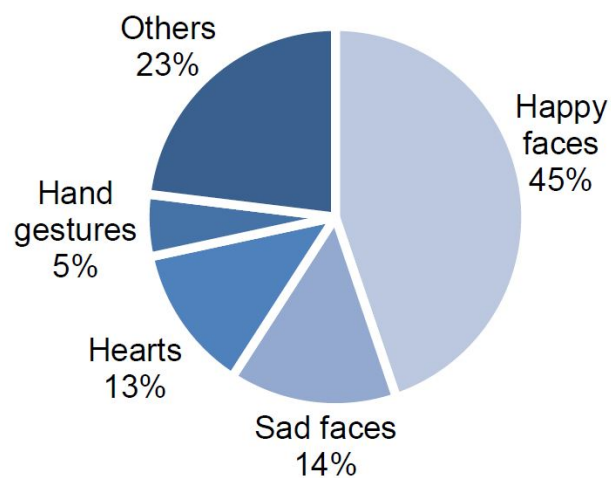


Abbildung 3: Die am häufigsten verwendeten Emoji-Gruppen (Quelle: in Anlehnung an SwiftKey (2015))

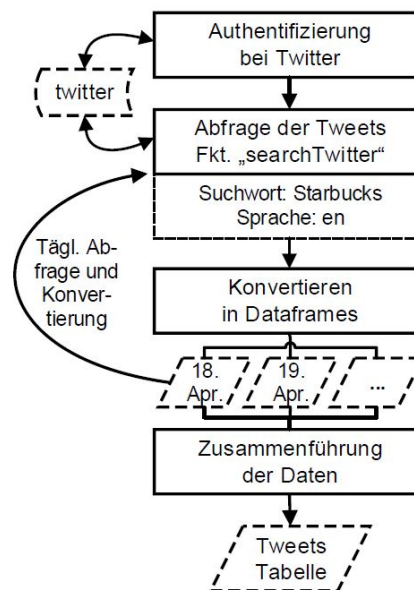


Abbildung 4: Extraktion der Starbucks-Tweets

ID des ältesten abgespeicherten Tweets ausgelesen. Von dieser ausgehend werden nun weitere 5.000 Tweets abgerufen und der bestehenden Datei hinzugefügt.¹⁹⁴ Dieser Vorgang wird so lange wiederholt, bis für das gewünschte Datum keine weiteren Tweets gefunden werden bzw. die Zugriffsbegrenzung von Twitter erreicht ist.¹⁹⁵ Für den Fall, dass noch keine Datei für das Abfragedatum erstellt wurde, wird der jüngste Tweet des Tages zum Suchwort Starbucks bei Twitter identifiziert. Hiervon ausgehend werden rückwärtsschreitend Tweets in 5.000er-Schritten so lange extrahiert, bis keine weiteren Tweets gefunden bzw. die Zugriffsbegrenzung erreicht ist. Abschließend werden die jeweiligen tagesspezifischen Datensätze, die im sog. Listenformat vorliegen, in Dataframes konvertiert (Skript B.4, S. 92) und in einem Datensatz zusammengefasst (Skript B.5, S. 92), um so in den folgenden Bearbeitungsschritten einen wiederholten Zugriff sowie eine schnelle Be- und Verarbeitung der Daten zu ermöglichen.

Im Zeitraum vom 18. April 2016 bis zum 18. Mai 2016 konnten mithilfe dieses Verfahrens 996.197 Tweets extrahiert werden. Neben den Textnachrichten stellt Twitter den Nutzernamen, ID, Datum, Uhrzeit und Geocode des Tweets sowie die Information, ob es sich um einen ReTweet handelt, zur Verfügung. Da diese zusätzlichen Informationen jedoch häufig nicht vollständig vorliegen, bleiben sie bei der späteren Auswertung weitgehend unberücksichtigt.

Selektion der Tweets mit Emojis

Für die vorliegende Arbeit werden ausschließlich die Tweets selektiert, die mindestens einen der zuvor ausgewählten Emojis enthalten. Die Software R bildet Emojis jedoch nicht als Piktogramme, sondern in Form von spezifischen Zeichenabfolgen ab, nachfolgend als Emoji-Code bezeichnet. Es bedarf somit einer Zuordnung der Codes zu den ausgewählten Emojis (Skript B.6, S. 93). Abb. 5 erläutert die Vorgehensweise. Zunächst werden die 66 ausgewählten Emojis gemeinsam mit ihrer offiziellen Benennung in einem hierfür angelegten Twitter-Account getwittert. Die Tweets dieses Accounts können nach der Authentifizierung bei Twitter mithilfe der Fkt. `userTimeline` abgerufen und der Emoji-Code, der sich an Textposition 1 und 2 befindet, sowie die Emoji-Benennung, die bei Textposition 3 beginnt, extrahiert werden. Da die Software R Emojis nicht als einzelne Symbole, sondern fälschlicherweise als zwei, zudem ungültige Zeichen codiert, ist eine Transformation der Textnachrichten in native Encodierung für die eindeutige Identifizierung sowie Zuordnung der Emoji-Codes erforderlich. Die unten aufgeführte Tab. 10 stellt einen exemplarischen Auszug des erstellten Dataframes dar.¹⁹⁶ Unter Anwendung dieses Dataframes lassen sich die zum Suchwort Starbucks extrahierten

Tweets gezielt nach den relevanten Emojis durchsuchen und diesen zuordnen.

4.2. Auswahl und Durchführung eines stimmungsanalytischen Verfahrens

Für die vorliegende Arbeit ist aus den kostenlosen, frei zugänglichen und mit der Software R kompatiblen automatischen Stimmungsanalysen ein geeignetes Verfahren auszuwählen. Die Eignung wird auf Basis der Übereinstimmungsquote zwischen manueller und automatischer Stimmungsanalyse ermittelt. Es wird deshalb ein Pretest anhand einer kleineren, zufällig gebildeten Stichprobe konzipiert, für die sowohl eine manuelle als auch eine automatische Stimmungsanalyse durchgeführt wird. Zur Bewertung der Übereinstimmung und Eignung der Verfahren werden Kennziffern definiert und ermittelt.

Durchführung eines Pretests zur Auswahl eines geeigneten stimmungsanalytischen Verfahrens

Für die Software R stehen im Rahmen der vorliegenden Arbeit zwei Stimmungsanalyseverfahren, `Sentiment140` und `Syuzhet`, zur Auswahl zur Verfügung.¹⁹⁷ `Sentiment140` wurde an der Stanford Universität (USA) speziell für Tweets entwickelt und ist ein Verfahren, das auf dem Ansatz des maschinellen Lernens beruht.¹⁹⁸ Es ermöglicht eine Zuordnung von englischen sowie spanischen Tweets in die Klassen Negativ, Positiv und Neutral.¹⁹⁹ Hierfür wird ein, in der Sprachverarbeitung häufig eingesetzter, Maximum-Entropie-Klassifikator verwendet.²⁰⁰ Dieser ermittelt klassenspezifische Gewichtungsfaktoren für das Vorkommen einzelner Features, wie Wörter (Unigram) und Zwei-Wort-Sequenzen (Bigram). Mit der Höhe des Gewichtungsfaktors steigt die Eignung eines Features als spezifischer Klassenindikator an. Die Wahrscheinlichkeit für eine Klassenzugehörigkeit wird gemäß folgender Formel berechnet:

$$P_{ME}(c|d, \lambda) = \frac{\exp[\sum_i \lambda_i f_i(c, d)]}{\sum_{c'} \exp[\sum_i \lambda_i f_i(c', d)]} \quad (1)$$

c steht für die entsprechende Klasse, d für den jeweiligen Tweet und λ gibt den ermittelten Gewichtungsfaktor an. Für das Trainieren und Testen des Maximum-Entropie-Klassifikators wurden ausschließlich positive und negative Tweets berücksichtigt, sodass die Zuordnung in die Klasse Neutral zu hinterfragen ist.²⁰¹

Das Modul `Syuzhet` beruht auf einem lexikonbasierten Ansatz. Dem Nutzer stehen drei verschiedene Emotionslexika zur Auswahl, die nicht spezifisch für eine Klassifizierung von Twitter-Daten entwickelt wurden. Hiervon wird in der vorliegenden Arbeit das NRC-Emotionslexikon²⁰² verwendet. Es

¹⁹⁴Diese Vorgehensweise führt dazu, dass einige Tweets doppelt abgespeichert werden. Um diese Doppelungen zu beheben, wird einer der entsprechenden Tweets im Nachhinein gelöscht.

¹⁹⁵Sollte es aufgrund der Zugriffsbegrenzung zu einem Abbruch kommen, wird der Zugriff durch die Twitter-API für 15 Minuten gesperrt. Danach kann das Skript erneut ausgeführt werden.

¹⁹⁶Die vollständige Tab. kann im Anhang A (S. 85) eingesehen werden. Die dort abgebildeten Piktogramme wurden händisch hinzugefügt.

¹⁹⁷Das Modul `Syuzhet` ist zum Zeitpunkt der Arbeit als offizielles R-Softwaremodul gelistet. Das Modul `Sentiment140` hingegen wird von dem Online-Dienst Github zur Verfügung gestellt.

¹⁹⁸Vgl. Go et al. (2013a).

¹⁹⁹Vgl. Go et al. (2013c).

²⁰⁰Vgl. Go et al. (2013b); Nigam et al. (1999): 1.

²⁰¹Vgl. Go et al. (2009): 1-4.

²⁰²Das NRC Emotionslexikon ist dem Zusatzmaterial (USB-Stick) beigelegt.

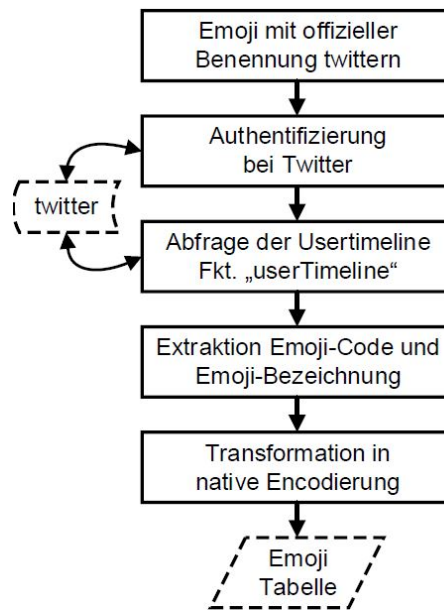


Abbildung 5: Extraktion des Emoji-Codes

Tabelle 10: Auszug aus der Emoji-Tab.

Emoji-Code	Emoji-Benennung
<ed><U+00A0><U+00BD><ed><U+00B8><U+0080>	Grinning face
<ed><U+00A0><U+00BD><ed><U+00B8><U+00A2>	Crying face
<U+2764><U+FE0F>	Heavy black heart
<ed><U+00A0><U+00BD><ed><U+00B9><U+0088>	See-no-evil monkey
<ed><U+00A0><U+00BD><ed><U+00B1><U+008D>	Thumbs up sign

listet 14.182 englischsprachige Wörter auf und ordnet diese im Sinne des Emotion Minings den acht Emotionsklassen Angst, Erwartung, Ärger, Ekel, Freude, Traurigkeit, Überraschung und Vertrauen, aber auch den Polaritätsklassen Negativ und Positiv zu.²⁰³ Enthält ein zu analysierender Tweet ein im Emotionslexikon gelistetes Wort, gibt das Verfahren der zu diesem Wort zugehörigen Emotions- bzw. Polaritätsklasse einen Punkt. Folglich ist der jeweilige Emotions- bzw. Polaritätswert eines Tweets von der Anzahl der gelisteten Wörter abhängig.²⁰⁴ Tab. 11 verdeutlicht das Vorgehen. Der hier aufgeführte Tweet enthält die im NRC-Lexikon gelisteten Wörter „happy“ und „friend“. Beide Wörter werden den Emotionen Freude und Vertrauen sowie der Polaritätsklasse Positiv zugeordnet. Das Wort „happy“ wird zudem auch der Emotion Erwartung zugeschrieben. So ergeben sich in der Summe der Zuordnungen die unten dargestellten Emotions- bzw. Polaritätswerte.

Für die Vergleichbarkeit der Ergebnisse beider stimmungsanalytischer Verfahren ist es erforderlich, auf Basis der Polaritätswerte analog zu Sentiment140 eine Zuordnung der

Tweets in die Klassen Negativ, Positiv und Neutral zu ermöglichen (Skript B.8, S. 94). Die vorliegende Arbeit ermittelt dafür einen Wert, der die Klassenzuordnung ermöglicht, und hier Gesamtpolarität $G_{Polaritaet}$ genannt wird.

$$G_{Polaritaet} = Pos_{Polaritaet} - Neg_{Polaritaet} \quad (2)$$

Bei der Berechnung der Gesamtpolarität $G_{Polaritaet}$ wird der negative Polaritätswert $Neg_{Polaritaet}$ von dem positiven Polaritätswert $Pos_{Polaritaet}$ subtrahiert. Ist die Gesamtpolarität kleiner als null, wird der Tweet der Klasse Negativ, im Falle eines Wertes von null der Klasse Neutral und bei einem Wert größer als null der Klasse Positiv zugeschrieben. Die Ergebnisse zu der Emotionsklassifizierung bleiben entsprechend unberücksichtigt.

Die Ergebnisse beider Verfahren können nun mit den Stimmungszuordnungen einer manuellen Analyse im Rahmen des Pretests (s. Abb. 6) verglichen werden.

Die zufällig gebildete Stichprobe²⁰⁵ besteht aus 100

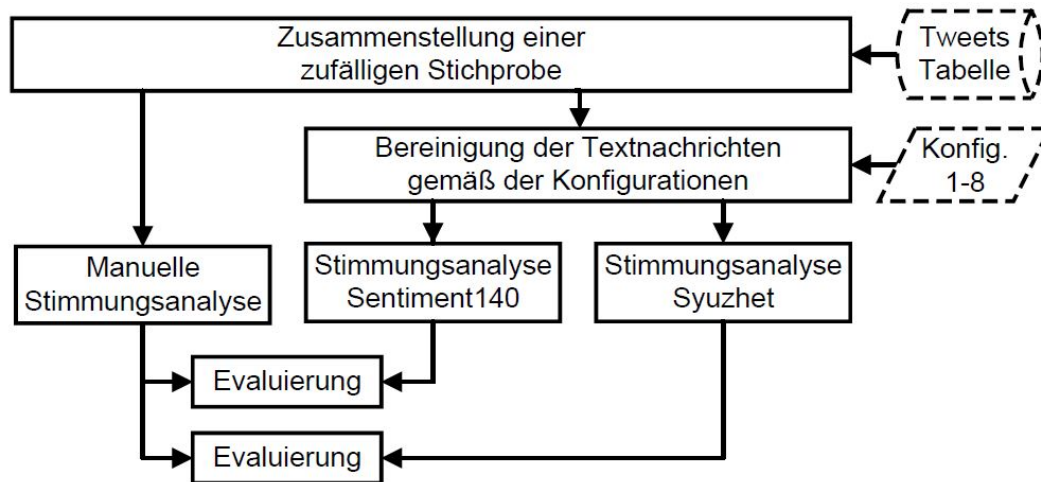
²⁰³Vgl. Jockers (2016): 1; Mohammad (2013b).

²⁰⁴Vgl. Mohammad (2012): 588.

²⁰⁵Die Stichprobe wurde aus der Grundgesamtheit von Tweets generiert, die im Zeitraum vom 18. bis zum 25. April abgerufen wurden. Die vollständige Stichprobe ist im Anhang C (S. 104) beigefügt. Zur Generierung einer zufälligen Stichprobe wird das Skript B.7 (S. 94) verwendet.

Tabelle 11: Ergebnis der Stimmungsanalyse Syuzhet an einem Beispiel-Tweet

Tweet	Angst	Erwartung	Ekel	Ärger	Freude	Traurigkeit	Überraschung	Vertrauen	Negativ	Positiv
It Is Starbucks date!! 😊 Happy Friday my friend!	0	1	0	0	2	0	0	2	0	2

**Abbildung 6:** Durchführung des Pretests

Tweets der zuvor beschriebenen Datenbasis. Zur Qualitätssicherung analysieren zwei unabhängige Beurteiler diese Tweets manuell und ordnen sie den drei genannten Stimmungsklassen zu. Es ergibt sich eine Beurteiler-Übereinstimmung von 80 Prozent. Bei den übereinstimmenden Tweets werden 33 in die Klasse Negativ, drei in die Klasse Neutral und 44 in die Klasse Positiv eingeordnet. Für den Vergleich mit den Analyseverfahren Sentiment140 und Syuzhet werden lediglich diese 80 Tweets herangezogen. An dieser Stelle ist ergänzend zu erwähnen, dass die Beurteiler bei durchschnittlich rund 45 Prozent der Tweets eine Veränderung der Klassifizierung vornahmen, nachdem zusätzlich die im Tweet verwendeten Emojis in die Beurteilung einbezogen worden waren.²⁰⁶

Aufgrund der in Kap. 3.2 beschriebenen syntaktischen und semantischen Besonderheiten von Tweets empfiehlt es sich für die Durchführung einer automatischen Stimmungsanalyse, die Kurznachrichten zunächst einer Textbereinigung zu unterziehen. Den Einfluss dieser Textbereinigung auf die Zuordnung der Tweets gilt es nun in einem weiteren qualitätssichernden Schritt zu analysieren und zu optimieren. Mithilfe des Text-Mining-Moduls tm werden verschiedene Textbereinigungs-Konfigurationen vor der Durchführung der

Stimmungsanalyse angewendet (Skript B.9, S. 95).²⁰⁷

Für die Evaluierung von Klassifikatoren werden, wie in Kap. 3.1 erwähnt, häufig die Korrektklassifikationsrate r und die Genauigkeit g als Kennzahlen herangezogen. Die Korrektklassifikationsrate r gibt das über alle Klassen gesehene Verhältnis zwischen der Anzahl der „richtig“²⁰⁸ klassifizierten Tweets zur Anzahl aller betrachteten Tweets n an und wird gemäß Formel (3) berechnet.²⁰⁹ K_i und B_i sind die Menge der durch den Klassifikator bzw. den Beurteilern der Klasse i zugeordneten Tweets.

$$r = \frac{1}{n} \sum_i |K_i \cap B_i| \quad (3)$$

mit $i \in \{neg, neutr, pos\}$.

Im Gegensatz dazu misst die Kennziffer Genauigkeit g jeweils klassenspezifisch die Übereinstimmung zwischen Beurteiler und Klassifikator. Diese ergibt sich somit z. B. für die Klasse Neutral gemäß Formel (4).

$$g_{neutr} = \frac{|K_{neutr} \cap B_{neutr}|}{|K_{neutr}|} \quad (4)$$

²⁰⁷Die verschiedenen Text-Bereinigungskonfigurationen können im Anhang C.1 (S. 110) nachgelesen werden.

²⁰⁸Ergebnisse, die mit denen der manuellen Analyse übereinstimmen werden als „richtig“ bezeichnet.

²⁰⁹Vgl. Han et al. (2012): 366.

²⁰⁶Die Ergebnisse der manuellen Stimmungsanalyse können im Anhang C (S. 104) eingesehen werden.

Sie ist das Verhältnis der Anzahl der Tweets, die, sowohl durch den Klassifikator als auch durch die Beurteiler, als neutral klassifiziert werden zur Anzahl aller durch den Klassifikator als neutral klassifizierten Tweets.²¹⁰

Im Folgenden werden die entscheidenden Evaluierungsergebnisse vorgestellt und in den Tabellen 12 und 13 aufgeführt.²¹¹

Für beide Analyseverfahren ergeben sich über alle Konfigurationen der Textbereinigung niedrige Korrekturklassifikationsraten. Bei der Methode nach Syuzhet ist eine maximale Korrekturklassifikationsrate von 31,25 Prozent, bei Sentiment140 eine leicht bessere maximale Korrekturklassifikationsrate von 38,75 Prozent zu beobachten. Auffällig ist zudem die große Anzahl an neutral klassifizierten Tweets. Die Genauigkeit für diese Klasse beträgt über alle Konfigurationen der Textbereinigung jeweils nur ca. vier Prozent. Somit liegt eine große Anzahl an Fehlklassifizierungen in der Klasse Neutral vor. Dies erklärt die generelle schwache Übereinstimmung zwischen manueller und automatischer Stimmungsanalyse.

Zudem fällt auf, dass bei dem Verfahren Sentiment140 die Anzahl der neutralen Tweets von 48 (60%) in der Konfig. 6 auf bis zu 68 (85%) in der Konfig. 8 ansteigt. Insbesondere durch das Entfernen der Interpunktion und Zahlen ab Konfig. 7 scheinen für die Klassen Positiv und Negativ entscheidende und präzisierende Textelemente zu fehlen. Dieses Ergebnis lässt den Schluss zu, dass die Klasse Neutral, anders als in Kap. 3 beschrieben, weniger Tweets mit einer neutralen bzw. objektiven Stimmung repräsentiert, sondern eher als Restklasse für nicht identifizierbare bzw. nicht eindeutig zuzuordnende Tweets zu verstehen ist. Da die Klasse Neutral somit ihre Aussagekraft verliert und für die Entwicklung einer Emoji-Stimmungskategorisierung eher klar polarisierende Tweets von Bedeutung sind, beziehen die weiteren Analysen und Auswertungen ausschließlich die positiv und negativ klassifizierten Tweets ein. Die nun gemäß Formel (5) ermittelte Korrekturklassifikationsrate für die Klassen Negativ und Positiv $r_{neg,pos}$ erzielt für beide Klassifikatoren deutlich bessere Ergebnisse.

$$r_{neg,pos} = \frac{1}{n_{neg,pos}} (|K_{neg} \cap B_{neg}| + |K_{pos} \cap B_{pos}|) \quad (5)$$

Sentiment140 weist in Konfig. 3 einen Spitzenwert von 85,29 Prozent auf und erzielt damit einen um knapp 20 Prozentpunkte besseren Wert als das Verfahren Syuzhet. Eine mögliche Erklärung hierfür ist, dass Sentiment140 die in Kap. 3.2 beschriebenen Besonderheiten der Twitter-Kommunikation besser bewerten kann. Es verwendet einen Klassifikator, der gezielt für Twitter-Daten trainiert wurde. Dies ist bei dem Verfahren Syuzhet und dem hier zum Einsatz kommenden NRC-Emotionslexikon nicht der Fall.²¹² Mit Abschluss des

Pretests empfiehlt sich somit die Anwendung des Analyseverfahrens Sentiment140 für die im Folgenden durchzuführende Stimmungsanalyse. Ergänzend ist zu erwähnen, dass Syuzhet auch im Hinblick auf die mit diesem Verfahren mögliche Emotionsklassifizierung keine aussagekräftigen Ergebnisse erzielt. Dies verdeutlicht die im Anhang D (S. 111) aufgeführte Tab..²¹³

Durchführung der stimmungsanalytischen Betrachtung mit Sentiment140

Abb. 7 erläutert die Vorgehensweise der Stimmungsanalyse für die in Kap. 4.1 gebildete Datenbasis (Skript B.10/B.11/ B.12, S. 97-101). Da ReTweets die Ergebnisse verzerren würden, sind diese zunächst zu entfernen.²¹⁴ Hierfür steht das Modul twitterR mit der bereitgestellten Fkt. strip_retweets zur Verfügung. Diese Fkt. ist in ihrer ursprünglichen Form nur für Daten im Listenformat kompatibel. Weil der zu untersuchende Datensatz jedoch im Format eines Dataframes vorliegt, müssen zuvor leichte Anpassungen im Code der Fkt. vorgenommen werden. Durch das Entfernen der ReTweets reduziert sich die Datenbasis von 996.197 Tweets um ca. 34 Prozent auf 657.502 Tweets. Analog zur Extraktion der Emoji-Codes werden auch hier die Textnachrichten in native Encodierung transformiert und so sichergestellt, dass die in den Tweets enthaltenden Emojis im späteren Verlauf identifiziert werden können. Da für die Stimmungsanalyse nur Tweets berücksichtigt werden sollen, die mindestens einen der in Kap. 4.1 ausgewählten Emojis vorweisen, werden die Tweets anhand der Emoji-Code-Liste (s. Anhang A, S. 85) nach den entsprechenden Codes durchsucht, diesen zugeordnet und abgespeichert. Tweets, die keinen der 66 Emoji-Codes enthalten, werden aus der Datengrundlage entfernt. Damit reduziert sich die Datenbasis auf 86.205 Tweets. Laut Vidal et al. besteht ein deutlicher Trend, nur ein Emoji pro Tweet einzusetzen (s. Kap. 3.3). Die vorliegende Arbeit verzichtet deshalb auf eine nach Mehrfachnennungen differenzierte Analyse. Ein möglicher Einfluss auf die zu entwickelnde Emoji-Stimmungskategorisierung wird als gering angesehen.

Unter Berücksichtigung der Ergebnisse aus dem Pretest werden im Rahmen der Textbereinigung sämtliche Textnachrichten in Kleinbuchstaben transformiert und bestehende URLs gelöscht. Im Anschluss erfolgt die Durchführung der Stimmungsanalyse. Hierbei werden die den Emojis zugeordneten Tweets durch den Klassifikator in die Klassen Negativ, Positiv und Neutral eingeordnet. Die Klasse Neutral bleibt jedoch, wie oben beschrieben, unberücksichtigt. Tab. 14 zeigt einen Auszug der Ergebnisse der Stimmungsanalyse auf.²¹⁵

B. das NRC Hashtag Emotion Lexicon entwickelt wurden. Vgl. Mohammad (2013a). Dieses konnte jedoch in die vorliegende Arbeit nicht einbezogen werden.

²¹³Da nicht ausgeschlossen werden konnte, dass die mit Syuzhet mögliche Emotionsklassifizierung einen Beitrag für die Emoji-Stimmungskategorisierung leisten kann, wurde parallel zur folgenden Vorgehensweise für Sentiment140 auch das Verfahren Syuzhet durchgeführt. Das hierzu erforderliche Skript B.13 (S. 102) kann im Anhang eingesehen werden.

²¹⁴ReTweets sind Duplikate und als solche aus der Datenbasis zu entfernen.

²¹⁵Die vollständige Tab. kann im Anhang A (S. 85) eingesehen werden.

²¹⁰Vgl. Han et al. (2012): 368.

²¹¹Die vollständigen Evaluierungsergebnisse können dem Zusatzmaterial (USB-Stick) entnommen werden. Dateiname: Ergebnisvergleich manuelle und automatische Stimmungsanalyse.

²¹²Es sei angemerkt, dass bereits Twitter-spezifische Emotionslexika wie z.

Tabelle 12: Ergebnisse und Kennziffern zur Stimmungsanalyse mit Sentiment140

Sentiment140	Konfig.							
	1	2	3	4	5	6	7	8
Anzahl neg	12	12	13	13	13	13	14	7
Anzahl neutr	47	47	46	46	48	48	61	68
Anzahl pos	21	21	21	21	19	19	5	5
g_{neutr} in %	4,26	4,26	4,35	4,35	4,17	4,17	3,28	2,94
r in %	37,50	37,50	38,75	38,75	36,25	36,25	22,50	15,00
$r_{\text{neg,pos}}$ in %	84,85	84,85	85,29	85,29	84,38	84,38	84,21	83,33

Tabelle 13: Ergebnisse und Kennziffern zur Stimmungsanalyse mit Syuzhet

Syuzhet	Konfig.							
	1	2	3	4	5	6	7	8
Anzahl neg	11	11	11	11	11	11	11	11
Anzahl neutr	44	44	44	44	46	46	45	45
Anzahl pos	25	25	25	25	23	23	24	24
g_{neutr} in %	4,55	4,55	4,55	4,55	4,35	4,35	4,44	4,44
r in %	31,25	31,25	31,25	31,25	28,75	28,75	30,00	30,00
$r_{\text{neg,pos}}$ in %	63,89	63,89	63,89	63,89	61,76	61,76	62,86	62,86

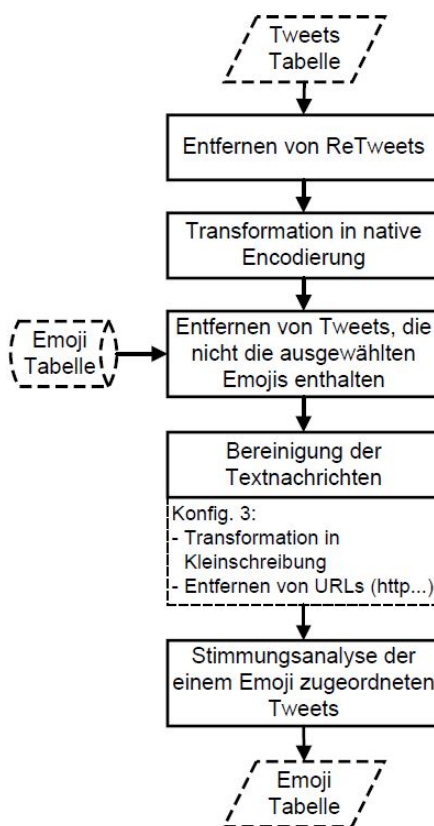


Abbildung 7: Vorgehensweise der Stimmungsanalyse

Dem Zusatzmaterial (USB-Stick) können zudem Emoji-spezifische Dateien, in denen sämtliche Tweets mit ihren ermittelten Stimmungen aufgeführt sind, entnommen werden. Das zur Erstellung dieser Dateien erforderliche Skript ist ebenfalls dem Zusatzmaterial zu entnehmen. Dateiname: 06a Tweets Text with Sentiment per Emoji for Starbucks-Tweets.

So tritt bspw. das Emoji *Grinning face* 😄 in 572 Tweets auf, von denen 34 als negativ und 229 als positiv klassifiziert werden.

Aufbauend auf diesen Ergebnissen kann nun mithilfe der negativ und positiv klassifizierten Tweets ein Emojispezifischer Stimmungswert ermittelt und eine Emojis-Stimmungskategorisierung entwickelt werden. Hierfür wird gemäß Formel (6) die Differenz aus der Anzahl der positiven Tweets n_{pos} und der Anzahl der negativen Tweets n_{neg} zur Summe der negativen und positiven Tweets ins Verhältnis gesetzt.²¹⁶

$$W_{Stimmung} = \frac{n_{pos} - n_{neg}}{n_{pos} + n_{neg}} \quad (6)$$

Wobei $W_{Stimmung} \in [-1, 1]$

Emojis mit einem Stimmungswert $W_{Stimmung}$ größer null sind der Stimmungskategorie Positiv zugeordnet. Ein Wert kleiner null hingegen symbolisiert die Zugehörigkeit zu der Stimmungskategorie Negativ. Auf Basis der möglichen Stimmungswerte von minus eins bis plus eins ergibt sich zudem eine intensitätsmessende Emojis-Polaritätsskala. Die ermittelten Stimmungswerte sowie weitere Ergebnisse werden im folgenden Kap. ausführlich dargestellt und näher erläutert.

4.3. Vorstellung und der Bewertung der Ergebnisse

Die Ergebnisvorstellung gliedert sich in zwei Abschnitte. Der Fokus liegt auf den Ergebnissen zur Entwicklung einer Emojis-Stimmungskategorisierung. Begleitend werden jedoch zunächst Ergebnisse skizziert, die den allgemeinen Hintergrund der Verwendung von Emojis in der Konsumentenkommunikation beleuchten.

Zuerst wird die Nutzungsintensität der Emojis untersucht. Wie zuvor dargestellt, enthalten 86.205 Tweets der für die Auswertung zu berücksichtigten Datenbasis (657.502 Tweets) mindestens eines der 66 ausgewählten Emojis. Dies entspricht einem prozentualen Anteil von 8,65 Prozent. Die Nutzungsintensität von Emojis liegt damit im Rahmen der Ergebnisse der in Kap. 3.3 vorgestellten Studien, die Werte von vier bis 14 Prozent berichten. Angesichts der wachsenden Bedeutung von Emojis erscheint dieser Wert dennoch als niedrig. Die Social-Media-Plattform Instagram, bei der Nutzer Bilder hochladen und teilen können, berichtet hingegen, dass bis zu 50 Prozent der Beiträge Emojis aufweisen.²¹⁷ Twitter-Nutzer scheinen Emojis derzeit eher selten in ihre Kommunikation einzubinden. Dies könnte historisch bedingt sein, da Twitter lange Zeit als ein klassischer, auf Textnachrichten fokussierter Nachrichtendienst galt, der erst im Jahr 2014 die Möglichkeit der Verwendung von Emojis einführte.²¹⁸

Aufgrund der möglichen Mehrfachnennung von Emojis pro Tweet weisen die 86.205 Textnachrichten insgesamt 101.341 Emojis auf, wobei identische Emojis bei Mehrfachnennung im selben Tweet nur einfach gezählt wurden. Die in Tab. 15 aufgeführten Ergebnisse bestätigen den von Vidal et al. identifizierten Trend, pro Tweet nur ein Emojis einzusetzen. Lediglich 14,87 Prozent der Tweets beinhalten Mehrfachnennungen. Hierbei dominiert der Einsatz von zwei Emojis mit 12,76 Prozent.

Die Analyse der Daten zeigt auf, dass nur wenige der 66 gelisteten Emojis häufig genutzt werden. In Abb. 8 werden die zehn meist verwendeten Emojis im Zusammenhang mit der Marke Starbucks dargestellt.

Im Vergleich mit den Top 10 der Emojis-Ranking-Liste der Webseite Emojitracker²¹⁹ ergeben sich deutliche Überschneidungen. So sind sechs der Emojis auch dort gelistet. Die Platzierungen eins und sechs sind sogar identisch.²²⁰ Die Top 10 der bei Starbucks am häufigsten genutzten Emojis entsprechen in Bezug auf die Anzahl aller getwitterten Emojis einem Anteil von 63,73 Prozent, wobei allein rund 36 Prozent auf die Top 3 der Emojis entfallen. Demgegenüber werden 42 der 66 Emojis weniger als 1.000-mal, also unter einem Prozent, in der Datenbasis verzeichnet. Das Emojis *Kissing face* 😘 ist mit 26 Zählungen das am wenigsten genutzte Emojis. Anders als bei der Studie von Vidal et al. zeigt sich somit in der Verwendung eine deutliche Dominanz von einzelnen Emojis.

Von der Vielfalt des zur Verfügung stehenden Angebots an Emojis wird somit nur wenig Gebrauch gemacht. Eine mögliche Ursache hierfür ist, dass Konsumenten durch die große Auswahlmöglichkeit überfordert sind oder aus Zeitgründen gerne auf bewährte Muster bzw. Emojis zurückgreifen. Zudem ist es möglich, dass einige Emojis aufgrund fehlender prägnanter Merkmale kaum emotionale Aussagekraft besitzen. Ihre Verwendung wird vermieden, um Fehlinterpretationen bzw. Missverständnisse auszuschließen.

Analog zu den in Kap. 3.3 vorgestellten Studien wurde im Rahmen des Pretests (s. Kap. 4.2) festgestellt, dass Emojis das Textverständnis beeinflussen. Im Rahmen der manuellen Klassifizierung nahmen die Beurteiler Anpassungen hinsichtlich der Klassenzuordnung vor, nachdem sie die im Tweet verwendeten Emojis in ihre Beurteilung einbezogen hatten. Dies bestätigt die emotionale Ausdruckskraft der Emojis.

Im Folgenden werden nun die Ergebnisse mit Blick auf die zu entwickelnde Stimmungskategorisierung vorgestellt. Die Verteilung der 66 berücksichtigten Emojis auf die als positiv sowie negativ klassifizierten Tweets wird untersucht und die sich daraus ergebenden Stimmungswerte analysiert.²²¹ Zudem werden Auffälligkeiten hinsichtlich der ermittelten Stimmungswerte aufgezeigt, die für die Emojis-Stimmungskategorisierung von Bedeutung sind.

Insgesamt weisen 32 der Emojis einen negativen und 34

²¹⁶Berechnung in Anlehnung Novak et al. (2015): 16.

²¹⁷Vgl. Dimson (2015). Da es derzeit kein für die Software R kompatibles Modul gibt, mit dem Text nachrichten auf Instagram abgerufen werden können, kam diese Social-Web-Plattform im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht als Datenquelle in Frage.

²¹⁸Vgl. Cruse (2015).

²¹⁹Die Webseite Emojitracker verfolgt in Echtzeit die Verwendung sämtlicher Emojis bei Twitter und ermittelt die Nutzungshäufigkeit pro Emojis. Vgl. Emojitracker (2016).

²²⁰Vgl. Emojitracker (2016).

²²¹Die Stimmungswerte aller Emojis sind im Anhang A (S. 85) aufgelistet.

Tabelle 14: Auszug der Ergebnisse der Stimmungsanalyse. Die Häufigkeit umfasst neben der Anzahl der negativen und positiven Tweets auch die Anzahl der neutralen Tweets.

Emoji	Benennung	Häufigkeit	Negativ	Positiv
😊	Grinning face	572	34	229
😭	Crying face	1.198	295	103
❤️	Heavy black heart	5.295	209	1.971
🙄	See-no-evil monkey	982	105	227
👍	Thumbs up sign	1.706	65	661

Tabelle 15: Anzahl der Tweets, die Einfach- und Mehrfachnennung verschiedenartiger Emojis aufweisen

Emoji-Nennung	1	2	3	4	5	6	7	8	9	15	16
Anzahl Tweets	73.388	11.001	1.479	251	53	16	5	7	3	1	1

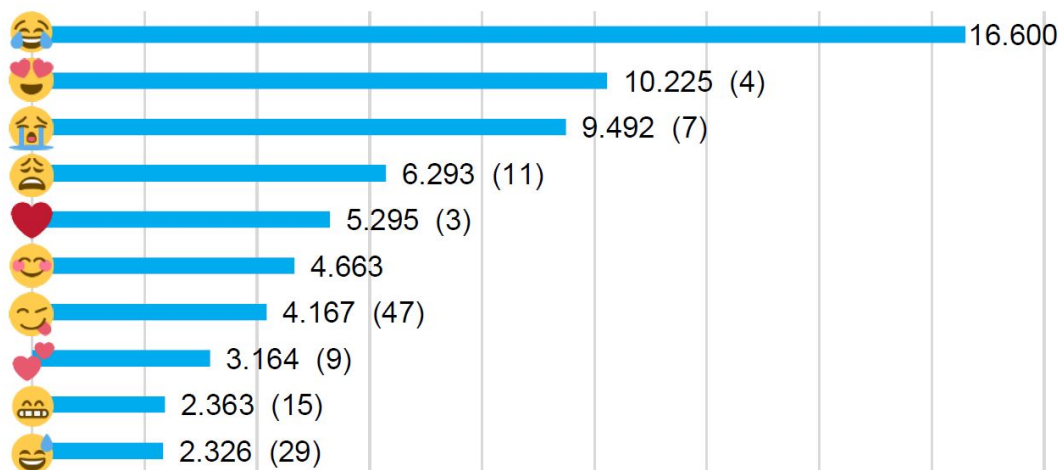


Abbildung 8: Top 10 der am häufigsten verwendeten Emojis (Starbucks). In Klammern sind die abweichenden Platzierungen zur Emoji-Ranking-Liste der Webseite Emojitracker aufgeführt.

der Emojis einen positiven Stimmungswert auf. Hervorzuheben ist, dass unter den zehn meist verwendeten Emojis überwiegend Emojis mit stark positiven Stimmungswerten vertreten sind (s. Tab. 16).

Die folgenden Abbildungen 9 und 10 bilden alle betrachteten Emojis mit negativen und positiven Stimmungswerten in Abhängigkeit von ihrer Nutzungshäufigkeit ab.

Über alle betrachteten Emojis weisen die Emojis *Persevering face* 😞 und *Face with look of triumph* 🙄 den niedrigsten Stimmungswert von -0,63 auf. Das Emoji *Kissing face with smiling eyes* 😘 hingegen erzielt mit 0,91 den höchsten Stimmungswert. Keines der betrachteten 66 Emojis erzielt einen Stimmungswert in Höhe von eins bzw. minus eins, d. h. kein Emoji wird ausschließlich in negativ bzw. positiv klassifizierten Tweets verwendet.

Der Mittelwert für die negativ bzw. positiv assoziierten Emojis liegt bei -0,41 bzw. 0,68. Emojis mit negativem Stimmungswert werden somit deutlich häufiger (zu rund 35 Pro-

zent) in positiv klassifizierten Tweets eingesetzt, als dies umgekehrt bei den Emojis mit positiven Stimmungswerten der Fall ist (zu rund 17%). Ein möglicher Grund hierfür könnte sein, dass negative Emojis auch zum Ausdruck von Ironie verwendet werden. Da Ironie durch die Stimmungsanalyse *Sentiment140* derzeit noch nicht erkannt werden kann, kommt es zu Fehlinterpretationen der Tweets. Diesen Aspekt verdeutlichen die in Tab. 17 dargestellten Textnachrichten.

Der Emoji-Report von *SwiftKey* ordnet Emojis mit einem spezifischen Gesichtsausdruck in die Gruppen *Happy faces* und *Sad faces* ein. Alle lächelnden, grinsenden, küssenden und zwinkernden Emojis zählen zur Gruppe *Happy faces*. Sämtliche Emojis, die diese Kriterien nicht erfüllen oder traurig bzw. verärgert wirken, werden hingegen in die Gruppe der *Sad faces* eingeordnet.²²² Für die vorliegende Arbeit wurde auf Basis dieser Beschreibung eine Zuordnung der aus-

²²²Vgl. *SwiftKey* (2015): 6.

Tabelle 16: Stimmungswerte der am häufigsten verwendeten Emojis

Rang	Emoji	Bezeichnung	Stimmungswert	Häufigkeit in %
1	😂	Face with tears of joy	0,33	16,38
2	😍	Smiling face with heart-shaped eyes	0,81	10,09
3	😭	Loudly crying face	-0,16	9,37
4	😓	Weary face	-0,25	6,21
5	❤️	Heavy Black Heart	0,81	5,22
6	😊	Smiling face with smiling eyes	0,78	4,6
7	😋	Face savouring delicious food	0,81	4,11
8	💕	Two Hearts	0,84	3,12
9	😄	Grinning face with smiling eyes	0,71	2,33
10	😅	Smiling face with open mouth and cold sweat	-0,01	2,3

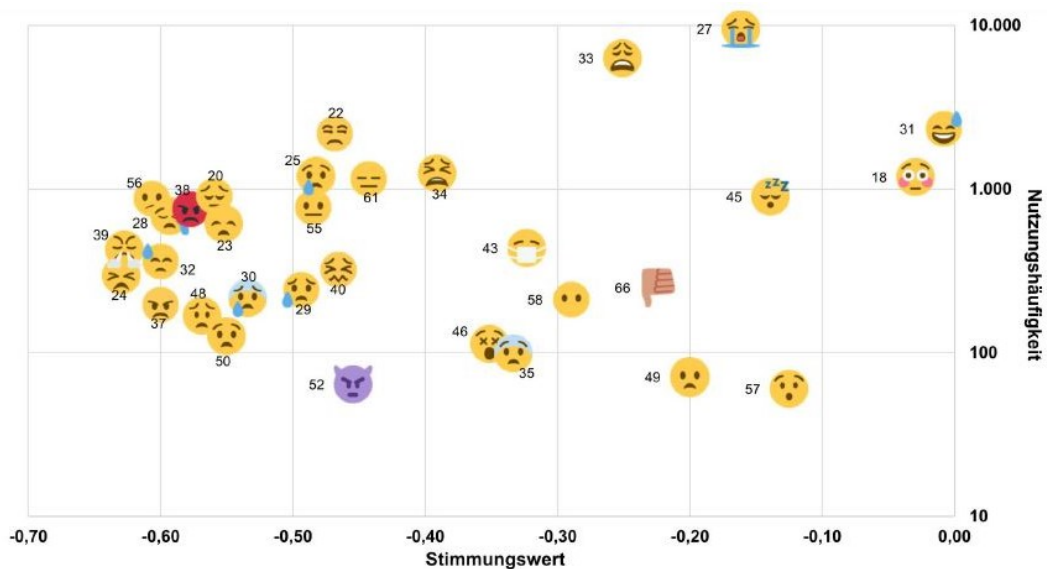


Abbildung 9: Negative Stimmungskategorie (Starbucks): Emojis mit negativem Stimmungswert in Abhängigkeit von ihrer Nutzungshäufigkeit. Die Häufigkeit ist aus Gründen der Übersichtlichkeit logarithmisch skaliert.

Tabelle 17: Darstellung von Ironie und Sarkasmus anhand von zwei Beispiel-Tweets

Nr.	Textnachricht	Klasse
1	When the Starbucks barista is cute but it's the female barista who calls out "next!" 😞 #rude	Positiv
2	You know it's a real friendship when she remembers your drink at Starbucks 🙄🙄🙄 @aliana	Positiv

gewählten 66 Emojis vorgenommen. Ein Abgleich mit den ermittelten Stimmungswerten bestätigt die Vermutung, dass überwiegend positive Stimmungswerte für die Happy faces und überwiegend negative Stimmungswerte für die Sad faces vorliegen.²²³ Ausnahmen hierbei bilden lediglich die in Tab. 18 aufgeführten Emojis.

So ist das Emoji *Sleeping face* 😴 der Gruppe Happy faces zugeordnet, weist aber einen leicht negativen Stimmungswert auf. Bei einer stichprobenartigen Überprüfung der entsprechenden Tweets wird deutlich, dass das Emoji häufig eingesetzt wird, um dem Gefühl der Übermüdung Ausdruck zu verleihen. Die Konsumenten berichten über ihren Schlafmangel und sind in einer quengelige[n] Verfassung. Dies erklärt den negativen Stimmungswert des Emojis. Gleichzeitig zei-

²²³Die Zuordnung aller Emojis ist im Anhang A (S. 85) dargestellt.

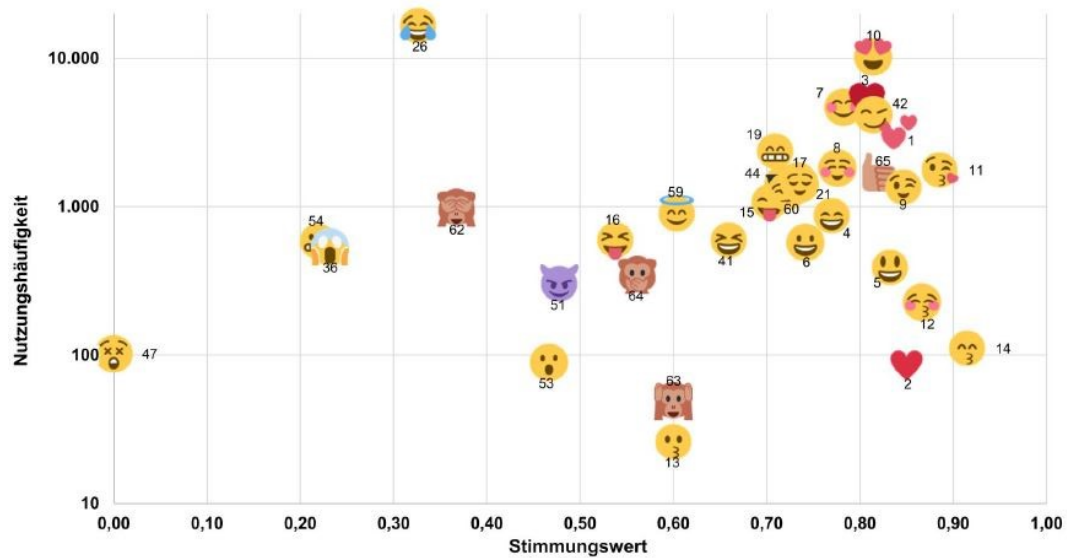


Abbildung 10: Positive Stimmungskategorie (Starbucks): Emojis mit positivem Stimmungswert in Abhängigkeit von ihrer Nutzungshäufigkeit. Die Häufigkeit ist aus Gründen der Übersichtlichkeit logarithmisch skaliert.

Tabelle 18: Emojis, bei denen die Zuordnung in die Emoji-Gruppen Happy faces und Sad faces nicht mit dem ermittelten Stimmungswert übereinstimmt. Die letzten beiden Spalten führen die Anzahl der dem Emoji zugeordneten negativen und positiven Tweets auf.

Emoji	Benennung	Emoji-Gruppe	Stimmungswert	Häufigkeit in %	Anz. Negativ	Anz. Positiv
	Sleeping face	Happy	-0,14	0,89	127	96
	Smiling face with open mouth and cold sweat	Happy	-0,01	2,3	376	370
	Astonished face	Sad	0	0,1	15	15
	Face screaming in fear	Sad	0,23	0,53	63	101
	Face with open mouth	Sad	0,47	0,09	8	22

gen die Textnachrichten in Tab. 19, dass die Verwendung eines Emojis mit negativem Stimmungswert nicht zwangsläufig auf ein negatives Markenimage schließen lässt. Im konkreten Fall scheinen die Konsumenten vielmehr von der Marke Starbucks überzeugt zu sein und zu glauben, dass nur ein Starbucks-Kaffee ihnen helfen kann, den negativ empfundenen Gefühlszustand der Übermüdung zu überwinden.

Das Emoji *Smiling face with open mouth and cold sweat* weist einen Stimmungswert von knapp unter null auf und wird somit gleichermaßen in negativ sowie positiv klassifizierten Tweets eingesetzt. Anhand der in Tab. 20 exemplarisch ausgewählten Tweets wird erkennbar, dass dieses Emoji eine Art Verlegenheit ausdrückt. Das Gefühl der Verlegenheit kann sowohl bei negativ wie auch positiv empfundenen Erlebnissen auftreten. Dies erklärt die schwache Polarität und den Stimmungswert nahe null.

Ähnlich verhält es sich für das Emoji *Astonished face* mit einem ermittelten Stimmungswert von null. Die in Tab. 21 dargestellten Tweets zeigen, dass das Emoji zum Einsatz

kommt, um dem Gefühl der Überraschung bzw. dem Erstaunen Ausdruck zu verleihen. Diese Gefühlsregungen können gleichermaßen in positiven sowie negativen Kontexten auftreten. Allerdings wird dieses Emoji in den Ergebnissen insgesamt nur 30-mal aufgeführt. Es ist somit fraglich, ob der neutrale Stimmungswert aussagekräftig ist. Die geringe Nutzung des Emojis deutet zudem darauf hin, dass es vielen Konsumenten nicht vertraut ist bzw. eine eindeutige Interpretation schwer fällt.

Dies gilt auch für das Emoji *Face with open mouth* , das ebenfalls nur 30 Nennungen aufweist. In den stichprobenartig überprüften Tweets drücken Konsumenten vorwiegend ihre freudige Überraschung bzw. Vorfreude aus (s. Tab. 22). Dies erklärt den stark positiven Stimmungswert von 0,47.

Das Emoji *Face screaming in fear* wird wider Erwarten vorherrschend in positiv klassifizierten Tweets verwendet. Anhand der Tweets in Tab. 23 wird deutlich, dass das Emoji weniger in angsterfüllten, für den Konsumenten als unangenehm wahrgenommenen Situationen Anwendung findet. Vielmehr wird es genutzt, um die angenehme, freudige

Tabelle 19: Exemplarische Tweets zu dem Emoji Sleeping face

Nr.	Textnachricht	Klasse
1	I got up way too early or stayed up way too late when my grande @Starbucks latte can't wake me up! 😴	Negativ
2	Need a Starbucks in my life 😴 4 hours sleep is not good	Negativ

Tabelle 20: Exemplarische Tweets zu dem Emoji Smiling face with open mouth and cold sweat

Nr.	Textnachricht	Klasse
1	Some days you go for a run, some days you go to Starbucks. It's called 😄 https://t.co/zXvv0113jx	Positiv
2	The lady at Starbucks not only knew my order but commented that I came in later than usual. I should probably stop going so much... 😓	Negativ

Tabelle 21: Exemplarische Tweets zu dem Emoji Astonished face

Nr.	Textnachricht	Klasse
1	Why is there no starbucks in Stephen's city?! 😞 😱 ?!	Negativ
2	Starbucks is fueling our s'mores obsession with their new S'mores Frappuccino with marshmallow infused whipped cream 😱	Positiv

Tabelle 22: Exemplarische Tweets zu dem Emoji Face with open mouth

Nr.	Textnachricht	Klasse
1	Can't believe a stranger in Starbucks just bought my drink for me as an act of kindness! There are nice people in the world 😱 #happymonday	Positiv
2	Nice! #starbucks in #suttoncoldfield 13th-22nd May. Frappuccinos are half price between 3 and 5pm 😱 I'll be back! 😄 https://t.co/Vo24RTrHA5	Positiv

Verwunderung auszudrücken. Zur Bekräftigung dieser Freude, evtl. auch um Missverständnisse zu vermeiden, wird in den aufgezeigten Beispielen ein zweites Emoji aus der Gruppe Happy faces verwendet.

An dieser Stelle bietet es sich somit an, zusätzlich einen Blick auf Emoji-Kombinationen zu richten.²²⁴ Tab. 24 zeigt die am häufigsten auftretenden Kombinationen.

Wie die in Tab. 25 exemplarisch aufgeführten Tweets verdeutlichen, bestätigt die stichprobenartige Überprüfung der Tweets die Vermutung, dass die Verwendung von jeweils gleichgerichteten polaren Emojis die Aussage des Tweets verstärkt (s. Textnachricht Nr. 1). Bei Emojis mit gegensätzlicher Polarität spielt einerseits der Aspekt der Ironie eine Rolle (s. Textnachricht Nr. 2). Andererseits wird, wie zuvor aufgezeigt, durch das zweite Emoji die Bipolarität der Emotion, d. h. ob sie als angenehm oder unangenehm empfunden wird, zum Ausdruck gebracht (s. Textnachricht Nr. 3).

²²⁴Das Skript zur Analyse der Mehrfachnennungen kann dem Zusatzmaterial (USB-Stick) entnommen werden. Dateiname: 05d Emoji-Co-Occurrence.

Obwohl Auffälligkeiten und Interpretationsbedarf zu den ermittelten Stimmungswerten vorliegen, lässt sich dennoch über alle Stimmungswerte eine ausgeprägte Polarität erkennen, die eine Kategorisierung der Emojis in eine positive oder negative Klasse rechtfertigt. Diese Polarität wird im dargestellten Histogramm verdeutlicht (s. Abb. 11). Hinsichtlich der Häufigkeitsverteilung der Emojis ergibt sich eine Lastigkeit im positiven Polaritätsbereich und damit ein erster Hinweis bzgl. des wahrgenommenen Markenimages durch die Konsumenten.

Der Mittelwert der im Rahmen der Stimmungsanalyse ermittelten Emoji-Stimmungswerte kann zusätzlich als Indikator für die Bewertung des Images einer Marke herangezogen werden. Da sich die Emojis in ihrer Nutzungshäufigkeit jedoch stark unterscheiden, ist ein um diese Komponente gewichteter Mittelwert erforderlich. Der gewichtete Mittelwert für die Stimmung zur Marke Starbucks beträgt 0,37. Somit besteht eine überwiegend positive Stimmung. Die in Abb. 12 dargestellte Wordcloud stützt diese Aussage. Unter den Wörtern, die mindestens 500-mal in den Textnachrichten der

Tabelle 23: Exemplarische Tweets zu dem Emoji Face screaming in fear

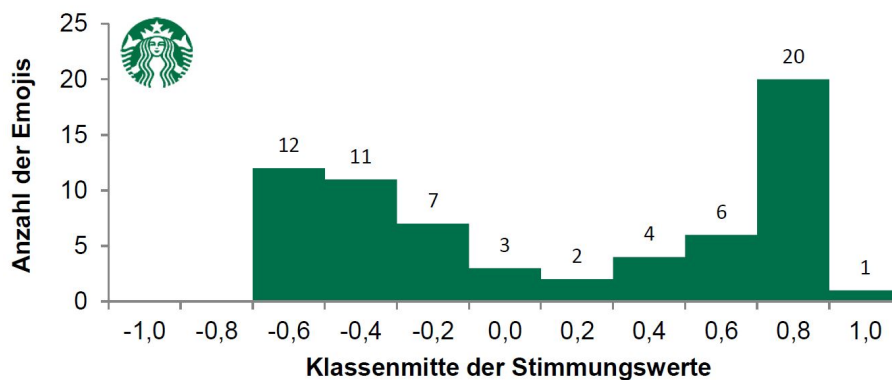
Nr.	Textnachricht	Klasse
1	I just got 2 frappes from @Starbucks for \$5 for happy hour 🙌😄 #LifeIsGood	Positiv
2	#starbucks green tea frap with hazelnut syrup 🙌 so bombdignity good https://t.co/O3FLw5XPHo	Positiv

Tabelle 24: Top 5 der am häufigsten verwendeten Emoji-Kombinationen (Starbucks)

Kombination	Auftreten	Emoji	Stimmungswert	Emoji	Stimmungswert
1	624	😭	-0,16	😂	0,33
2	469	😭	-0,16	😍	0,81
3	343	😭	-0,16	❤️	0,81
4	315	😭	-0,16	😞	-0,25
5	261	😞	-0,25	😍	0,81

Tabelle 25: Beispiel-Tweets mit mehreren verschiedenen Emojis

Nr.	Textnachricht	Klasse
1	If only Starbucks wasn't 20 minutes away 😞😭	Negativ
2	Now the line at Starbucks is forever long. What did I do to deserve such bad karma 😂😭	Negativ
3	The lady at Starbucks just made me so happy 😭😍	Positiv

**Abbildung 11:** Histogramm (Starbucks)

Stichprobe verzeichnet wurden, sind vor allem stark positive Emotionswörter wie love, happy, like, good und free zu verzeichnen. Negativ assoziierte Wörter kommen hingegen kaum vor.²²⁵ Auch die stichprobenartige Überprüfung sowie Interpretation der Tweets unterstreichen eine positive Einschätzung der Konsumenten und deuten auf ein gutes Image der Marke Starbucks hin.

²²⁵Das Skript zur Erstellung der Wordclouds ist dem Zusatzmaterial (USB-Stick) zu entnehmen. Dateiname: 08 Word frequency and word cloud.

4.4. Validierung der Ergebnisse

In diesem Kapitelabschnitt sollen die zuvor vorgestellten Ergebnisse nun mithilfe eines zweiten Datensatzes validiert werden. Hierfür werden Tweets zu dem Unternehmen McDonald's herangezogen. Die Marke McDonald's ist gemäß des Brandz Top 100 Report die wertvollste Marke im Fast-Food-Bereich.²²⁶ Bei Twitter belegt das Profil McDonald's in der Kategorie Lebensmittelhandel gemessen an der Anzahl der

²²⁶Vgl. Schept (2015): 123.

Tabelle 26: Top 5 der am häufigsten verwendeten Emoji-Kombinationen (McDonald's)

Kombination	Häufigkeit	Emoji	Stimmungswert	Emoji	Stimmungswert
1	454	😂	-0,04	😭	-0,58
2	154	😂	-0,04	😞	-0,57
3	103	😭	-0,58	😞	-0,57
4	91	😂	-0,04	😘	0,66
5	77	😂	-0,04	❤️	0,75

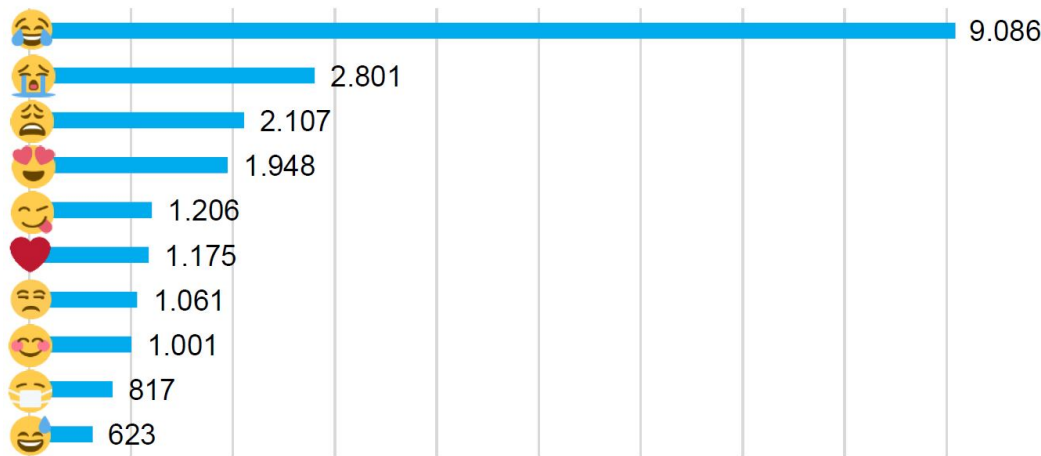


Abbildung 13: Top 10 der am häufigsten verwendeten Emojis (McDonald's)

liges Fast Food²²⁸ betitelt und kann damit den Trend eines gesunden, fleischfreien und individuellen Lebensmittelkonsums regionaler Produkte nicht bedienen. Neben sinkenden Umsätzen und schwindenden Marktanteilen gerät das Unternehmen bereits seit einiger Zeit in Kritik, genetisch verändertes und mit Chemikalien versetztes Fleisch zu vertreiben. Zudem führen ständige Preiserhöhungen und die angebliche Ausbeutung von Mitarbeitern zu negativen Schlagzeilen.²²⁹

Die folgenden beiden Abbildungen 14 und 15 zeigen die Stimmungswerte der 66 Emojis in Abhängigkeit ihrer Nutzungshäufigkeit. Das Emoji *Face with cold sweat* 😞 weist mit -0,85 den niedrigsten Stimmungswert auf. Mit einem Wert von 1,0 erzielen die Emojis *Kissing face* 😘 und *Black Heart Suit* ❤️ den höchsten Stimmungswert. Allerdings sei angemerkt, dass für die Berechnung des Stimmungswertes dieser beiden Emojis nur wenige Tweets herangezogen werden konnten. Der Wert ergibt sich auf Basis von einem (*Kissing face* 😘) bzw. auf Basis von fünf (*Black Heart Suit* ❤️) als positiv klassifizierten Tweet/s. Die Aussagekraft des Stimmungswertes ist daher als gering anzusehen. Der über alle Emojis gewichtete Mittelwert beträgt -0,04.

Im Folgenden liegt der Fokus auf der Übereinstimmung der Stimmungskategorien bzw. -werte im Hinblick auf alle

66 in der Arbeit berücksichtigten Emojis. Der Nachweis einer hohen Übereinstimmung deutet darauf hin, dass ein überwiegend einheitliches Verständnis in Hinblick auf die Stimmungskategorisierung der einzelnen Emojis vorliegt und sie zur Messung von Stimmungen markenübergreifend geeignet sind.

Die Ergebnisse zeigen, dass 62 von 66 Emojis derselben Stimmungskategorie zugewiesen sind. Bei lediglich vier Emojis werden unterschiedliche Stimmungskategorien ermittelt. Sie sind mit ihren jeweiligen Stimmungswerten und Nutzungshäufigkeiten in der Reihenfolge ihrer Abweichung in Tab. 28 aufgeführt.













Um die Unterschiedlichkeit und die sich dahinter abzeichnenden Tendenzen zu untersuchen, wurden die den Emojis zugeordneten Tweets stichprobenartig überprüft und hypothetische Erklärungsansätze für die abweichende Stimmungskategorie ausgearbeitet. Vorweg ist festzuhalten, dass für alle diese Emojis gilt, dass sie in ihrem emotionalen Ausdruck sowohl in positiven als auch in negativen Kontexten Anwendung finden können.

Das Emoji *Face with open mouth* 😱 weist die deutlichste Abweichung auf und wird als Ausdruck des Erschreckens bzw. Erstaunens genutzt, der sowohl positiv als auch negativ empfunden werden kann. Das schockierende Erlebnis scheint im Zusammenhang mit McDonald's, das freudige Ereignis hingegen im Zusammenhang mit Starbucks im Vordergrund

²²⁸Zdrzalek (2015).

²²⁹Vgl. Zdrzalek (2015); Esser (2014); Szarek (2012).

Tabelle 27: Gegenüberstellung der Top 10 Emojis bei McDonald's (McD) und Starbucks (Stb).

Emoji	Bezeichnung	Platzierung (l) Häufigkeit in % (r)				Stimmungswert	
		Stb	McD	Stb	McD		
	Face with tears of joy	1	16,38	1	26,54	0,33	-0,04
	Smiling face with heartshaped eyes	2	10,09	4	5,69	0,81	0,66
	Loudly crying face	3	9,37	2	8,18	-0,16	-0,58
	Weary face	4	6,21	3	6,16	-0,25	-0,57
	Heavy Black Heart	5	5,22	6	3,43	0,81	0,75
	Smiling face with smiling eyes	6	4,6	8	2,92	0,78	0,53
	Face savouring delicious food	7	4,11	5	3,52	0,81	0,65
	Two hearts	8	3,12	-	-	0,84	-
	Grinning face with smiling eyes	9	2,33	-	-	0,71	-
	Smiling face with open mouth and cold sweat	10	2,3	10	1,82	-0,01	-0,24
	Unamused face	-	-	7	3,1	-	-0,65
	Face with medical mask	-	-	9	2,39	-	-0,68

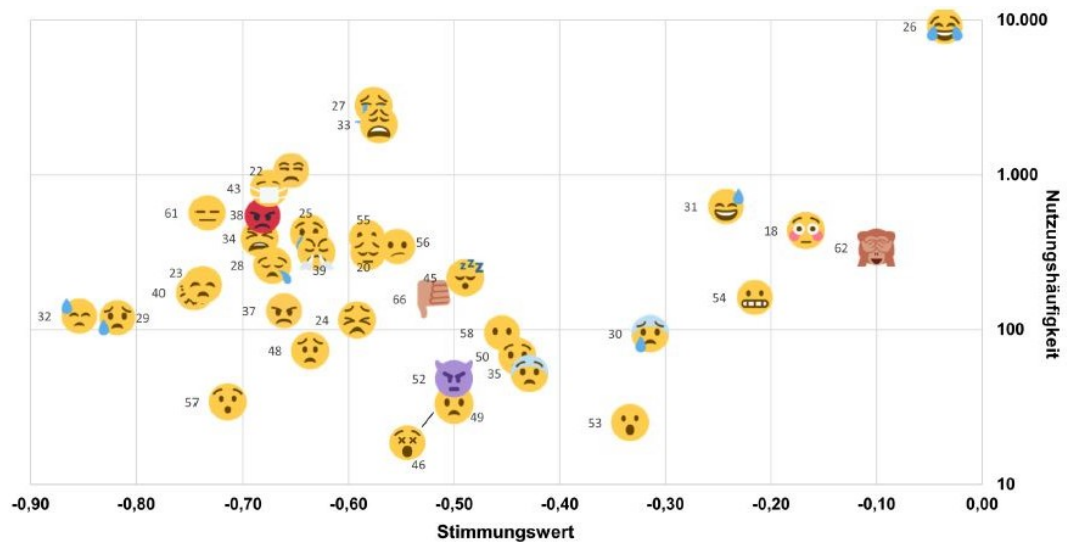


Abbildung 14: Negative Stimmungskategorie (McDonald's): Emojis mit negativem Stimmungswert in Abhängigkeit von ihrer Nutzungshäufigkeit. Die Häufigkeit ist aus Gründen der Übersichtlichkeit logarithmisch skaliert. Das Emoji *Dizzy face* hat denselben Koordinatenwert wie das Emoji *Frowning face with open mouth* und wird daher linksversetzt angezeigt.



Abbildung 15: Positive Stimmungskategorie (McDonald's): Emojis mit positivem Stimmungswert in Abhängigkeit von ihrer Nutzungshäufigkeit. Die Häufigkeit ist aus Gründen der Übersichtlichkeit logarithmisch skaliert. Das Emoji *Kissing face* hat denselben Koordinatenwert wie das Emoji *Black Heart Suit* und wird daher linksversetzt angezeigt.

Tabelle 28: Emojis in unterschiedlichen Stimmungskategorien

Emoji	Bezeichnung	Abweichung	Stimmungswert (l) und Häufigkeit in % (r)			
			Starbucks		McDonald's	
😱	Face with open mouth	0,80	0,47	0,1	-0,33	0,1
🙈	See-no-evil monkey	0,47	0,37	1	-0,1	1
😬	Grimacing face	0,44	0,22	0,6	-0,22	0,5
😭	Face with tears of joy	0,37	0,33	16,4	-0,04	26,5

zu stehen. Ähnlich verhält es sich bei dem Emoji-Affen *See-no-evil monkey* 🙈. Ein Erklärungsansatz ist, dass es zum Ausdruck von Peinlichkeit oder Scham verwendet wird. Im negativen Kontext genutzt, unterstreicht das Emoji das Erlebnis, während im positiven Kontext genutzt das peinliche Erlebnis humorvoll aufgenommen und als weniger schlimm empfunden wird. Auch hier überwiegt bei McDonald's die als negativ empfundene Peinlichkeit. Das *Grimacing face* 😬 fällt durch seine deutlich betonte Mundpartie auf. Diese weist Ähnlichkeit mit dem von Tieren gezeigten Zähneflecken auf, das Ärger ausdrückt. Der negative Stimmungswert erklärt sich dadurch, dass dieses Emoji tatsächlich von den Kunden verwendet wird, um ihre Verärgerung deutlich zu machen. Gleichzeitig kann die Mundpartie auch als grinsendes Lachen gedeutet werden. Von Starbucks-Kunden wird das Emoji daher zum Ausdruck von Freude verwendet. Dies erklärt die Einordnung in die positive Stimmungskategorie.

Die drei oben beschriebenen Emojis werden mit einer maximalen Nutzungshäufigkeit von einem Prozent nur selten verwendet. Damit ist sowohl die Aussagekraft des jeweiligen Stimmungswertes eingeschränkt als auch die Bedeutung dieser Emojis gering.

Die Einordnung eines Emojis in unterschiedliche Stimmungskategorien zeigt, dass es zu Interpretationsschwierigkeiten kommen kann. Die emotionale Bedeutung eines Emojis scheint nicht eindeutig zu sein und kann im schlimmsten Fall zu Missverständnissen in der computergestützten Konsumentenkommunikation führen. Auch das bei beiden Marken am häufigsten genutzte Emoji *Face with tears of joy* 😂 befindet sich unter den Emojis, die hinsichtlich ihrer Stimmungskategorie nicht übereinstimmen. Wie im vorangegangenen Kap. dargelegt, kann es zum Ausdruck von Ironie verwendet werden und findet sich deshalb sowohl in positiven als auch in negativen Textzusammenhängen wieder. Aufgrund des leicht negativen Stimmungswertes bei McDonald's scheint hier die bittere Ironie zu überwiegen.

Zusammenfassend zeichnet sich ab, dass Emojis in Tweets zu McDonald's einen geringeren positiven bzw. höheren negativen Stimmungswert aufweisen. Der Vergleich der gewichteten Stimmungsmittelwerte beider Marken zeigt einen deutlich niedrigeren Wert für McDonald's (-0,04) als für Starbucks (0,37) und deutet darauf hin, dass die Marke McDonald's von den Konsumenten negativer wahrgenommen wird. Der parallele Blick auf die Wordcloud (s. Abb. 16) sowie auf das Histogramm (s. Abb. 17) bestätigen diesen Eindruck. Zum einen treten in der Wordcloud zu McDonald's deutlich weniger positiv assoziierte Emotionswörter auf als in der Wordcloud zur Marke Starbucks. Zum anderen zeigt die Häufigkeitsverteilung der Emojis eine deutliche Lastigkeit im negativen Polaritätsbereich.

Für die vorliegende Arbeit von entscheidender Bedeutung ist jedoch die Feststellung, dass die Emoji-Stimmungskategorien beider Marken zu 94 Prozent übereinstimmen. 62 der 66 untersuchten Emojis werden nach Durchführung der Tweet-basierten Stimmungsanalyse sowohl für McDonald's als auch für Starbucks in dieselbe Stimmungskategorie (Positiv bzw.

Negativ) eingeordnet. Die durchschnittliche absolute Messabweichung der Stimmungswerte beträgt lediglich 0,21.²³⁰ Abschließend lässt sich somit festhalten, dass im Lebensmittelbereich vorherrschend ein markenübergreifendes einheitliches Verständnis zu den Emojis vorliegt und damit auch die Entwicklung einer Emoji-Stimmungskategorisierung möglich ist.

Auf Basis der ermittelten Stimmungswerte von minus eins bis plus eins ergibt sich zudem eine intensitätsmessende Emoji-Polaritätsskala. Hierfür wurde für jedes Emoji ein über beide Marken gemittelter Stimmungswert berechnet.²³¹ Eine sich ergebende Zuordnung der Emojis auf der Polaritätsskala zeigt Abb. 18. Die betrachteten Emojis sind in Abhängigkeit ihres Stimmungswertes (von -0,73 bis +1) angeordnet. Die Färbung der Balken (Polaritätsabstufung pro Farbe von 0,2) zeigt die Zugehörigkeit eines Emojis zu einer bestimmten Polaritätsstufe. Die Höhe der Balken gibt die Nutzungshäufigkeit der jeweiligen Emojis an und spiegelt damit deren Relevanz für die Konsumentenkommunikation wider.

5. Fazit

Obwohl Emojis als die am schnellsten wachsende Sprachform der Geschichte gelten, ist ihre emotionale Bedeutung empirisch bisher kaum untersucht. Auf Basis der theoretischen Grundlagen zur Emotionsforschung wurde deutlich, dass Emojis in der computergestützten Kommunikation bei der Übermittlung von Emotionen eine bedeutende Rolle einnehmen und das Textverständnis erhöhen. Ziel der vorliegenden Arbeit war es zu klären, ob in der Konsumentenkommunikation im Social Web ein einheitliches Verständnis für das jeweilig genutzte Emoji vorliegt und Emojis konkreten Emotionen und Stimmungen zuzuordnen sind. Hieraus würden sich neue Ansätze in der Emotions- und Marketingforschung ergeben. Neben den traditionellen Verfahren zur Emotionsklassifizierung und -messung intensivieren sich mit der Entwicklung des Social Webs die Forschungsbemühungen, Emotionen bzw. Stimmungen über textbasierte automatische Verfahren zu erfassen. In der Wissenschaft und Praxis haben sich automatische Stimmungsanalysen bewährt, die Texte hinsichtlich ihrer Polarität zu negativen, positiven und neutralen Stimmungsklassen zuordnen. Verfahren der Emotionsklassifizierung, die Texte auf zugrundeliegende konkrete Emotionskategorien analysieren, erzielen derzeit keine zufriedenstellenden Ergebnisse. Die vorliegende Arbeit fokussierte daher den Ansatz, Emojis über eine automatische stimmungsanalytische Betrachtung nach Polaritätsklassen zu kategorisieren. Untersucht wurden Emoji-enthaltende Kurznachrichten der Plattform Twitter.

²³⁰Für die Berechnung wurden zunächst die absoluten Differenzen der jeweiligen Emoji-Stimmungswerte zu beiden Marken berechnet. Nachfolgend wurde die Summe aller errechneten Differenzen gebildet und durch die Gesamtanzahl der Emojis (66) dividiert.

²³¹Die über beide Marken gemittelten Stimmungswerte der Emojis können dem Zusatzmaterial (USB-Stick) entnommen werden. Dateiname: Berechnung Polaritätsskala.



Abbildung 16: Wordcloud (McDonald's)

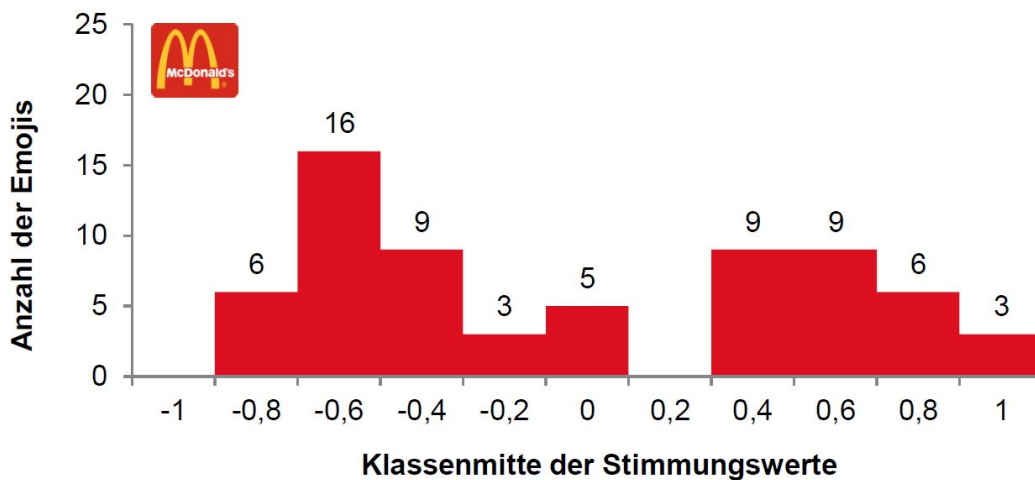


Abbildung 17: Histogramm (McDonald's)

Über die Klassifizierung der Texte in die Stimmungsklassen Negativ, Positiv und Neutral sollte eine entsprechende Emoji-Stimmungskategorisierung entwickelt werden.

Mithilfe der open-source Software R wurden die für die Datenerhebung, die Durchführung der automatischen Stimmungsanalyse sowie für die ersten statistischen Auswertungen erforderlichen Skripte eigens durch die Autoren programmiert. Innerhalb eines einmonatigen Datenerhebungszeitraumes konnten so 996.197 Tweets zur Marke Starbucks und zur Validierung der Ergebnisse 566.597 Tweets zur Marke McDonald's extrahiert werden. Die Wahl der beiden Marken begründet sich u. a. mit der reziproken Beziehung zwischen Emotionen und dem Konsum von Lebensmitteln sowie der Bedeutung beider Marken im Fast-Food-Bereich. Für die Entwicklung einer Stimmungskategorisierung wurden insgesamt 66 Emojis berücksichtigt. Auf Basis eines mit einer kleinen Stichprobe durchgeführten Pretests wurde ein Verfahren für die automatische Stimmungsanalyse ausgewählt.

Nach Durchführung der Stimmungsanalyse sowie der Emoji-basierten Auswertung der Starbucks-Tweets wurden die Ergebnisse mithilfe der Tweets zu McDonald's validiert und diskutiert. Dabei zeichnen sich die folgenden Kernergeb-

nisse ab: Die Nutzungshäufigkeit der ausgewählten Emojis in Tweets zu bekannten Marken aus dem Lebensmittelsektor ist mit durchschnittlich knapp sieben Prozent gering. Werden Emojis in Tweets verwendet, verzichten rund 85 Prozent der Nutzer auf eine Mehrfachnennung und drücken ihre Emotion lediglich mit einem einzigen Emoji aus. Des Weiteren zeigt sich eine deutliche Dominanz vereinzelter Emojis in der Konsumentenkommunikation. Der Anteil der zehn meist getwitterten Emojis in Bezug auf alle 66 untersuchten Emojis beträgt rund 60 Prozent. Ferner weisen die am häufigsten verwendeten Emojis überwiegend positive Stimmungswerte auf. Diese Ergebnisse decken sich größtenteils mit den in Kap. 3.3 vorgestellten Erkenntnissen. Zudem belegt die Arbeit, dass Emojis im Lebensmittelsektor markenübergreifend überwiegend einheitlich verstanden werden. Insgesamt konnten 94 Prozent der untersuchten Emojis bei beiden Marken in dieselbe Stimmungskategorie (Positiv bzw. Negativ) eingeordnet werden.

Emojis erlangen somit für die Emotions- und Marketingforschung Bedeutung. Die Aussagekraft von Stimmungsanalysen kann Emoji-basiert erhöht werden. Auf Basis der ermittelten Stimmungswerte ließ sich zudem eine Emoji-

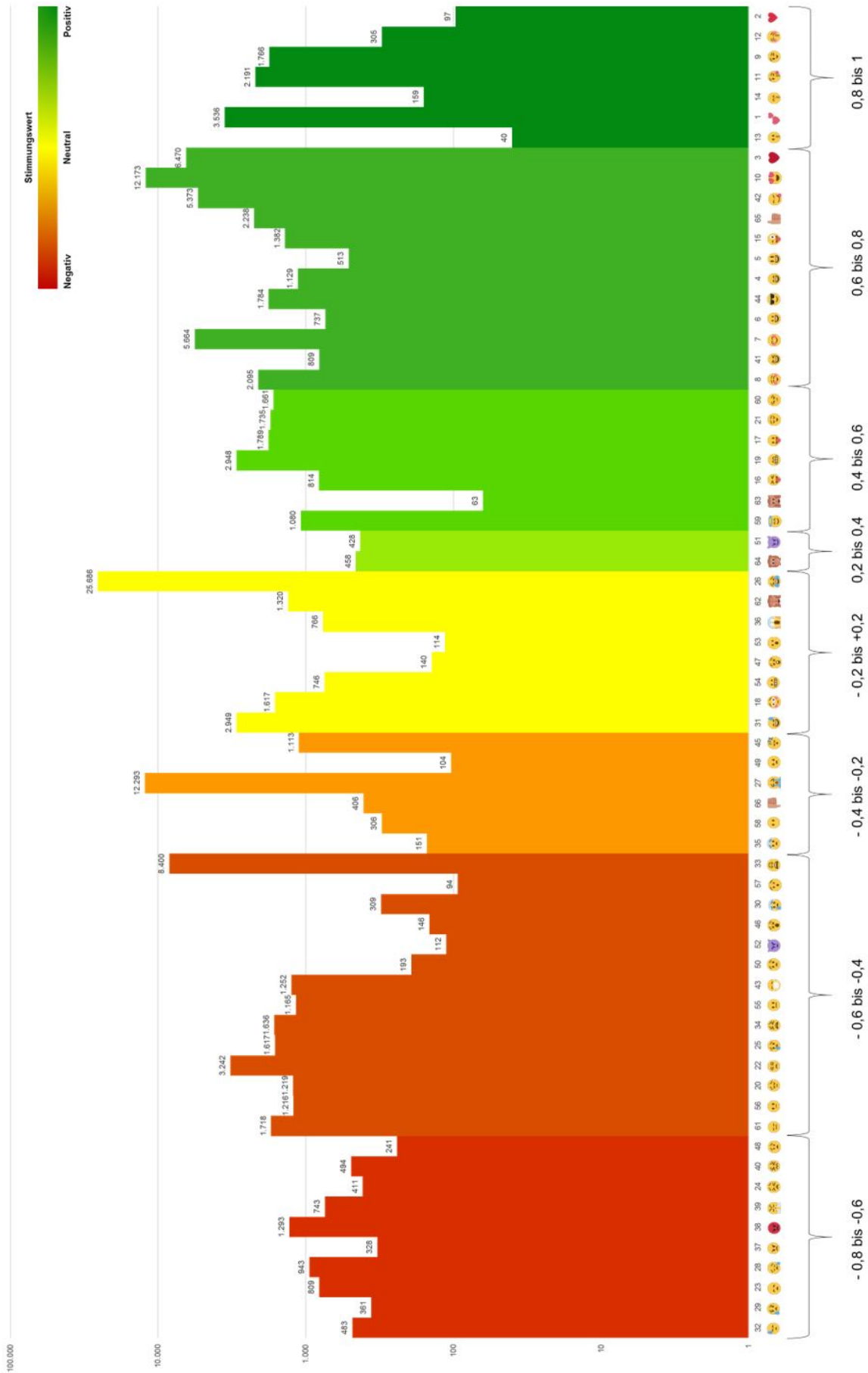


Abbildung 18: Emoji-Polaritätskala: Der Stimmungswert der Emojis entspricht dem über beide Marken gemittelten Stimmungswert. Die Häufigkeit ist aus Gründen der Übersichtlichkeit logarithmisch skaliert und entspricht dem Vorkommen der Emojis in Tweets beider Marken. Insgesamt treten die Emojis bei beiden Marken in 135.573 Tweets auf.

Polaritätsskala von minus eins bis plus eins ableiten. Der jeweils für die Marke berechnete gewichtete Stimmungsmittelwert bildet einen Indikator für das von den Konsumenten wahrgenommene Image einer Marke. In der Gesamtbeurteilung verzeichnet Starbucks einen deutlich positiveren gewichteten Stimmungsmittelwert (0,37) als McDonald's (-0,04).

5.1. Limitationen

Die identifizierten Limitationen beziehen sich auf drei Themenbereiche: die Eignung der Datenquelle Twitter, die Schwächen der für die Stimmungsanalyse zur Anwendung kommenden Verfahren sowie die vereinfachenden Schritte bzgl. des methodischen Vorgehens der Arbeit.

Trotz der in Kap. 3.2 genannten Vorzüge der Verwendung von Twitter als Datenquelle ergeben sich auch mit der Plattform verbundene Einschränkungen. So stellt Twitter keine nutzerbezogenen Informationen, wie bspw. Angaben zum Geschlecht und Alter, zur Verfügung. Der zu den Tweets angegebene Standort des Nutzers ist lückenhaft. Zum einen könnte es für das bessere Verständnis der Paraspache Emoji interessant sein, Unterschiede in der Nutzungshäufigkeit und der Stimmungskategorisierung eines Emojis in Bezug auf soziodemografische bzw. geografische Merkmale zu untersuchen. Vor dem Hintergrund markenpolitischer Aktionen und Reaktionen erschweren die fehlenden Daten zum anderen eine zielgruppenspezifische Ansprache. Ferner ist auf die Möglichkeit hinzuweisen, dass Tweets von sog. Fake-Profilen erstellt worden sein könnten, um damit die gegenüber einer Marke identifizierte Stimmung positiv oder negativ zu manipulieren.²³² Dies muss jedoch mit dem Argument des kostenlosen Zugangs zu einer großen und Vielfalt abbildenden Datenquelle abgewogen werden. Trotz der wachsenden Bedeutung von Twitter-Analysen in der Markt- und Verhaltensforschung ist zu beachten, dass die Daten nicht repräsentativ sind, da nicht jeder Konsument der beiden untersuchten Marken Twitter nutzt bzw. Tweets zu den Marken Starbucks oder McDonald's verfasst. Es wird jedoch angenommen, dass die in der Analyse nicht erfassten Konsumenten in Bezug auf die Emoji-Verwendung kein anderes Verhalten zeigen als die in der Analyse einbezogenen Konsumenten und somit eine Verallgemeinerung der Ergebnisse möglich ist.

Für die Durchführung der Stimmungsanalyse greift die vorliegende Arbeit auf das mit der Software R kompatible Softwaremodul Sentiment140 zurück. Der Quellcode dieses Moduls ist nicht frei zugänglich. Es bleibt somit teilweise intransparent, welche Features Sentiment140 für die Klassifizierung der Tweets berücksichtigt. Die Vorgehensweise des Klassifikators kann damit nicht vollständig nachvollzogen werden. So bleibt bspw. offen, ob der genauen Position eines für die Klassifizierung relevanten Wortes Bedeutung zugemessen wird. Einer Studie von Pang et al. zufolge nimmt auch die Wortposition Einfluss auf die Polarität eines Satzes²³³ und damit auch auf die Zuordnung eines Tweets in

eine Stimmungskategorie. Auch die in Kap. 4.2 aufgezeigte starke Einflussnahme der durchgeführten Textbereinigung auf die Klassifikation kann nicht näher untersucht werden. Die Intransparenz erschwert eine qualitätssichernde und optimierende Klassifizierung der Tweets und kann folglich die Qualität der Emoji-Stimmungskategorisierung beeinflussen. Eine klärende Kontaktaufnahme der Autoren mit den Entwicklern Go et al. blieb erfolglos.²³⁴ Generell ist festzuhalten, dass Stimmungen durch unzählige sprachliche Möglichkeiten zum Ausdruck kommen können. Technisch ist es sehr anspruchsvoll und derzeit noch nicht möglich, sämtliche Wörter, Regeln und Merkmale des Stimmungsausdrucks vollständig zu berücksichtigen.²³⁵ Daher kann es zu Fehlinterpretationen und Fehlklassifizierungen kommen. Zudem sind Stimmungsanalyseverfahren, trotz ihrer stetigen Weiterentwicklung, derzeit kaum in der Lage, Sprachphänomene wie Ironie und Sarkasmus zufriedenstellend zu identifizieren.²³⁶ Nicht korrekt zugeordnete Tweets verzerren die Emoji-Stimmungswerte.

Mit Blick auf die für die Arbeit zur Verfügung stehende Zeit sind die Limitationen bzgl. des methodischen Vorgehens der Arbeit größtenteils vereinfachenden Schritten geschuldet. Da die manuelle Stimmungsanalyse i. d. R. sehr zeitaufwendig ist, konnte im Rahmen des Pretests lediglich eine Stichprobe von 100 Tweets betrachtet werden. Diese ist nicht ausreichend, um qualitätssichernd ein optimales Stimmungsanalyseverfahren auszuwählen. Zudem sind die Beurteiler nicht geschult und keine englischen Muttersprachler, sodass sprachliche Besonderheiten in den Tweets, insbesondere Slang und Ironie, möglicherweise nicht richtig interpretiert wurden. Es besteht somit prinzipiell die Möglichkeit der falschen manuellen Zuordnung und einer Verzerrung der für die Auswahl des Verfahrens entscheidenden Kennziffern $r_{neg,pos}$ und g_{neutr} . Auch konnten hinsichtlich der Textbereinigung nicht alle 28 Konfigurationsmöglichkeiten getestet werden. Um mögliche Qualitätseinbußen einzugrenzen, wurde deshalb lediglich die Komplexität in sinnvoller Weise erhöht.

Ferner ist darauf hinzuweisen, dass die Arbeit Emoji-Mehrfachnennungen nicht differenziert betrachtet hat. Ein in eine Stimmungskategorie eingeordneter Tweet wurde somit mehreren Emojis zugeordnet und kann damit zu Verzerrungen der Ergebnisse führen. Da jedoch nur rund 15 Prozent der klassifizierten Tweets Mehrfachnennungen enthalten, wird der Einfluss als gering eingeschätzt. Dennoch empfiehlt es sich für nachfolgende Studien, eine nach Mehrfachnennungen differenzierte Stimmungsanalyse durchzuführen und zu prüfen, ob sich hierdurch evtl. Veränderungen in den Emoji-Stimmungskategorien ergeben. Zudem wird die Aussagekraft des Stimmungswertes von Emojis mit einer nur geringen Nutzungshäufigkeit in den untersuchten

²³⁴In ihrem Paper führen die Entwickler Go et al. auf, dass ihr Verfahren Unigrams und Bigrams berücksichtigt. Auf der Homepage ist jedoch vermerkt, dass der Klassifikator kontinuierlich weiterentwickelt wird. Welche Features bis dato verwendet werden, ist somit nicht nachvollziehbar.

²³⁵Vgl. Liu (2015): 135f.

²³⁶Vgl. Rosenthal et al. (2015): 459; Pang und Lee (2008): 38.

²³²Vgl. Mostafa (2013): 4248.

²³³Vgl. Pang et al. (2002): 83f.

Tweets angezweifelt. Diese Werte sollten in nachfolgenden Studien überprüft werden.

Die Aussage von Novak et al., die nach einer manuellen Inhaltsanalyse von Tweets zu dem Ergebnis kommen, dass die Positionierung eines Emojis am Satzende mit einer höheren Polarität des Emojis einhergeht,²³⁷ bleibt in der vorliegenden Arbeit unberücksichtigt. Der Grund hierfür ist die Komplexität der dafür notwendigen Programmierschritte in RStudio, die den vorgegebenen Rahmen der Arbeit überstiegen hätte.

Auch wenn die einmonatige Datenerhebung für beide in der Arbeit untersuchten Marken gleichzeitig erfolgte und sie damit den gleichen Umweltbedingungen unterliegt, ist es möglich, dass der Zeitraum der Erhebung in den Frühlingsmonaten Einfluss auf den Inhalt der Tweets hat. So könnte es sein, dass die ansteigende Temperatur zu einem höheren Konsum von to-go-Produkten, wie bspw. Starbucks-Kaffee, führt und sich gleichzeitig positiv auf die Grundstimmung der Menschen auswirkt. Folglich würden mehr Tweets in die positive Stimmungskategorie zugeordnet, als es in den Wintermonaten der Fall ist. Infolgedessen wäre es möglich, dass die Emoji-Polaritätsskala positiv verzerrt ist. Es empfiehlt sich für nachfolgende Studien deshalb, einen möglichen Einfluss des Erhebungszeitraumes auf die Emoji-Stimmungswerte empirisch zu überprüfen.

5.2. Implikationen für Wissenschaft und Praxis

Zunächst werden Implikationen für weitere Forschungsbemühungen aufgezeigt. Zum einen soll auf Verbesserungen der automatischen Stimmungsanalyseverfahren, zum anderen auf die Klärung der Allgemeingültigkeit des emotionalen Ausdrucks der Emojis eingegangen werden. Zum Abschluss werden Implikationen für die Praxis gegeben. Die vorliegende Arbeit hat gezeigt, dass eine Klassifizierung der Emojis zu den Stimmungskategorien Negativ und Positiv möglich ist. Die eindeutige Zuordnung der Emojis zu Emotionskategorien, bspw. Freude, Vertrauen oder Enttäuschung, scheint hingegen derzeit auf Basis von textbasierten Stimmungsanalysen kaum möglich. Dies zeigen auch der Auszug der Ergebnisse der Emotionsklassifizierung (s. Anhang D, S. 111). Eine aussagekräftige und differenzierte Messung von Emotionen ist aber sowohl für die Emotions- wie die Marketingforschung von Bedeutung, z. B. für die gezielte Analyse der emotionalen Wirkung von Marketingaktivitäten. Die Forschungsbemühungen im Bereich des automatischen Emotion Minings sollten daher intensiviert werden. Ein weiterer Aspekt bei stimmungsanalytischen Betrachtungen ist die Identifizierung von Ironie. Im Rahmen der Arbeit wurde deutlich, dass Emojis für das Textverständnis von Bedeutung sind und u. a. als Ausdruck von Ironie Anwendung finden. Daher empfiehlt es sich, Stimmungsanalysen bzw. Klassifikatoren zu entwickeln, die sowohl lexikalische und syntaktische Features als auch den Emoji-Code als Merkmal für eine entsprechende Klassenzuordnung berücksichtigen. Solch ein Verfahren sollte für

die zuverlässige Identifizierung von Ironie durch weitere Forschungsarbeiten erprobt werden.

Das Vorliegen eines größtenteils einheitlichen Verständnisses für Emojis bei den Konsumenten begründet die wachsende Bedeutung von Emojis für die Emotions- und Marketingforschung. Dennoch deuten die Ergebnisse des Pretests an, dass es bezüglich der Emojis zu Fehlinterpretationen kommen kann. Nachdem die Beurteiler die im Tweet verwendeten Emojis in ihre Beurteilung einbezogen hatten, nahm die Beurteiler-Übereinstimmung leicht ab. Des Weiteren zeigte sich im Rahmen der Ergebnisvorstellung, dass viele der betrachteten Emojis in der Social-Web-Kommunikation der Konsumenten kaum Anwendung finden. Hierfür könnten der mehrdeutige emotionale Ausdruck dieser Emojis und die mit ihrer Verwendung auftretenden Missverständnisse mögliche Erklärungsansätze sein. Für zukünftige Forschungsarbeiten empfiehlt es sich daher, den emotionalen Ausdruck und das Verständnis von Emojis differenzierter zu untersuchen. Da die vorliegende Arbeit sich lediglich auf Marken aus dem Lebensmittelsektor konzentriert, gilt es zum einen zu prüfen, ob sich die entwickelte Emoji-Stimmungskategorisierung mit Daten anderer, möglicherweise weniger emotionalen Sektoren bestätigen lässt. Zum anderen könnten die Ergebnisse mithilfe von anderssprachigen Tweets validiert werden. Dies bietet sich vor allem deshalb an, weil die Mimik der Emojis in verschiedenen Kulturkreisen aufgrund der sozialen Prägung möglicherweise unterschiedlich wahrgenommen wird. Allgemein sind die Erkenntnisse über kulturelle Gemeinsamkeiten und Unterschiede im Verständnis von Emojis noch unzureichend.²³⁸ Da jedoch vermutet wird, dass der Einfluss interkultureller Unterschiede hinsichtlich der Interpretation der Emojis deutlich geringer ist als der Einfluss kultureller Normen auf die sprachliche Äußerung von erlebten Emotionen, bietet eine Emoji-Skala dennoch einen vielversprechenden Fortschritt für die Emotionsmessung.²³⁹ In Kap. 2.2 wurden die Vorteile einer bildbasierten Skala zur Messung von Emotionen bereits dargelegt. Unter der Annahme, dass, zumindest für die meist verwendeten Emojis, ein kulturübergreifendes, universelles Verständnis bestätigt werden kann, könnte die Messung von Emotionen international und sprachenunabhängig Emoji-basiert durchgeführt werden.

Abschließend werden Implikationen für die Praxis vorgestellt. Neben der Durchführung Emoji-basierter Stimmungsanalysen können Unternehmen durch die Einbindung von Emojis in ihre Markenkommunikation profitieren. Emojis bieten als bildbetonte Kommunikationsmittel die Möglichkeit, Konsumenten in ihrer Wahrnehmung zu beeinflussen und den emotionalen Zusatznutzen einer Marke hervorzuheben.²⁴⁰ Insbesondere positive Emotionen begünstigten den Erfolg einer Marke und stellen den Unterschied zwischen starken und schwachen Marken dar.²⁴¹ Dem Beispiel von McDonald's folgend (s. Abb. ??), können Unternehmen

²³⁸Vgl. Vidal et al. (2016): 127.

²³⁹Vgl. van Zyl und Meiselman (2015): 212; Vidal et al. (2016): 127.

²⁴⁰Vgl. Kroeber-Riel und Esch (2011): 119, 216.

²⁴¹Vgl. Esch (2010): 70.

²³⁷Vgl. Novak et al. (2015): 1.

mit Emoji-geprägten Kommunikationsmaßnahmen außergewöhnliche und einzigartige Erlebnisse kreieren und sich damit von konkurrierenden, funktional gleichwertigen Marken differenzieren.

Auch die von Twitter seit kurzer Zeit angebotene Emoji-basierte Zielgruppenansprache unterstreicht die steigende Relevanz von Emojis in der Konsumentenkommunikation. Das Geschäftsmodell bietet Unternehmen die Möglichkeit, Twitter-Nutzer, gemäß ihrer jeweiligen durch Emojis ausgedrückten Stimmungen und Emotionen, gezielt durch Werbung anzusprechen. Dafür ist jedoch ein fundiertes Emoji-Verständnis unabdingbar, wofür die vorliegende Arbeit mit den ermittelten Emoji-Stimmungskategorien sowie der Emoji-Polaritätsskala eine gute Ausgangsbasis darstellt. Da Emojis neben Emotionen auch Interessen, Ideen und Konzepte ausdrücken, können Werbeanzeigen auch zu themenbasierten Emojis, wie bspw. Lebensmitteln, Kleidung, Schmuck oder Dienstleistungen, eingeblendet werden. Vor allem in Verbindung mit dem vom Konsumenten auf Twitter teilweise angegebenen Standort bietet sich personalisierte Werbung an.²⁴² So zeigte z. B. die detaillierte Analyse des Emojis *Sleeping face* 😴 in Kap. 4.3, dass es meistens genutzt wird, um das als negativ empfundene Gefühl der Übermüdung auszudrücken. Starbucks könnte denjenigen Konsumenten, die dieses Emoji twittern, bspw. einen Rabattgutschein für einen Kaffee in der nächstgelegenen Starbucks-Filiale einblenden lassen und so die Aufmerksamkeit auf die Marke lenken. Eine Werbedominanz in der Produktkategorie Kaffee kann zudem dazu führen, dass die Marke Starbucks beim Kunden top of mind angesiedelt wird. Dies impliziert wettbewerbsbezogene Vorteile und stellt eine Möglichkeit dar, die Marktposition langfristig zu festigen.²⁴³

²⁴²Vgl. Shah (2016); Bauer (2016).

²⁴³Vgl. Gabler Wirtschaftslexikon (2016).

Literatur

- Aman, S. und Szpakowicz, S. Identifying expressions of emotion in text. In Matoušek, V. und Mautner, P., editors, *Text, Speech and Dialogue*, pages 196–205. Springer, 2007.
- Aßmann, S. und Röbbeln, S. Social Media für Unternehmen. *Das Praxisbuch für KMU*. Bonn: Galileo Computing, 2013.
- Averill, J. R. The emotions. An integrative approach. In: Robert Hogan (Hg.): *Handbook of personality psychology*. San Diego u. a.: Academic Press: 513-541, 1997.
- Barash, V. und Golder, S. Twitter: Conversation, entertainment, and information, all in one network! In: Derek Hansen (Hg.): *Analyzing Social Media Networks with NodeXL. Insights from a Connected World*. Unter Mitarbeit von Ben Shneiderman und Marc A. Smith. Amsterdam u. a.: Morgan Kaufmann: 143-164, 2011.
- Bauer, T. Stimmungsbarometer für Werber: Twitter erfindet Emoji Targeting, 2016. URL <http://onlinemarketing.de/news/twitter-emoji-targeting>. Abruf am 20.08.2016.
- Becker, L., Erhart, G., Skiba, D., und Matula, V. AVAYA: Sentiment Analysis on Twitter with Self-Training and Polarity Lexicon Expansion. 2nd Joint Conference on Lexical and Computational Semantics, Vol. 2: Proceedings of the 7th International Workshop on Semantic Evaluation. Atlanta, GA: 333-340, 2013. URL <http://www.aclweb.org/anthology/S13-2055>. Abruf am 20.08.2016.
- Behrens, G. *Konsumentenverhalten. Entwicklung, Abhängigkeiten, Möglichkeiten*. 2. Aufl. Heidelberg: Physica-Verlag (Konsum und Verhalten, 18), 1991.
- Berger, J. und Heath, C. Where consumers diverge from others: Identity signaling and product domains. *Journal of Consumer Research*, 34(2): 121–134, 2007.
- Beutelsbacher, S. Wenn ein Shitstorm das Konzern-Image zerstört. In: *Die Welt*, 15.07.2011, 2011. URL <http://www.welt.de/wirtschaft/webwelt/article13488539/Wenn-ein-Shitstorm-das-Konzern-Image-zerstoert.html>. Abruf am 20.08.2016.
- Boiy, E. und Moens, M.-F. A machine learning approach to sentiment analysis in multilingual web texts. *Information Retrieval*, 12(5):526–558, 2009.
- Bollen, J., Mao, H., und Zeng, X.-J. Twitter mood as a stock market predictor. *Computer*, 44(10):91–94, 2011.
- Bradley, M. M. und Vrana, S. R. The startle probe in the study of emotion and emotional disasters. In: Niels Birbaumer und Arne Öhman (Hg.): *The Structure of Emotion. Psychophysiological, cognitive and clinical aspects*. Seattle u. a.: Hogrefe & Huber: 270-287, 1993.
- Bradley, M. M. und Lang, P. J. Measuring emotion: The self-assessment manikin and the semantic differential. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, 25(1):49–59, 1994.
- Bruhn, M. *Integrierte Unternehmens- und Markenkommunikation. Strategische Planung und operative Umsetzung*. 6. Aufl. Stuttgart: Schäffer-Poeschel, 2014.
- Byrne, Z. S., Masterson, S. S., und Hurd, B. M. Fairness in a virtual world: The implications of communication media on employees' justice and trust perceptions. In: Chester Schriesheim und Linda L. Neider (Hg.): *Perspectives on justice and trust in organizations*. Charlotte, NC: IAP (Research in management, 9): 45-75, 2012.
- Canetti, L., Bachar, E., und Berry, E. M. Food and emotion. *Behavioural Processes*, 60(2):157–164, 2002.
- Cha, M., Haddadi, H., Benevenuto, F., und Gummadi, K. P. Measuring user influence in Twitter: The million follower fallacy. Proceedings of the 4th international AAAI conference on Weblogs and Social Media. Washington, DC: 10-17, 2010. URL <https://www.aaai.org/ocs/index.php/ICWSM/ICWSM10/paper/download/1538/1826>. Abruf am 20.08.2016.
- Chaovalit, P. und Zhou, L. Movie review mining: a comparison between supervised and unsupervised classification approaches. 38th Hawaii International Conference on System Sciences: 1-9, 2005. URL <https://www.computer.org/csdl/proceedings/hicss/2005/2268/04/22680112c.pdf>. Abruf am 20.08.2016.
- Ciuk, D., Troy, A., und Jones, M. Measuring emotion: Self-reports vs. physiological indicators. Annual Meeting of the Midwest Political Science Association: 1-28, 2015. URL http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2595359. Abruf am 20.08.2016.
- Cruse, J. Emoji usage in TV conversation, 2015. URL <https://blog.twitter.com/2015/emoji-usage-in-tv-conversation>. Abruf am 20.08.2016.
- Culotta, A. und Cutler, J. Mining brand perceptions from Twitter social networks. *Marketing Science*, 35(3):343–362, 2016.
- Derks, D., Bos, A. E., und Von Grumbkow, J. Emoticons and social interaction on the internet: the importance of social context. *Computers in Human Behavior*, 23(1):842–849, 2007.
- Dery, M. Flame wars. *The South Atlantic Quarterly*, 92:559–568, 1993.
- Dieckmann, A., Hupp, O., Gröppel-Klein, A., Broeckelmann, P., und Walter, K. Beyond verbal scales: Measurement of emotions in advertising effectiveness research. *Yearbook of Marketing and Consumer Research*, 6(4): 72–99, 2008.
- Dimson, T. Emojineering part 1: Machine learning for emoji trends, 2015. URL <http://instagram-engineering.tumblr.com/post/117889701472/emojineering-part-1-machine-learning-for-emoji>. Abruf am 20.08.2016.
- Draft, R. L. und Lengel, R. H. Organizational information requirements, media richness and structural design. *Management Science*, 32(5):554–571, 1986.
- Duden. Emoticon, 2016. URL <http://www.duden.de/rechtschreibung/Emoticon>. Abruf am 20.08.2016.
- Duggan, M., Ellison, N. B., Lampe, C., Lenhart, A., und Madden, M. Social media update 2014. In: Pew Research Center, 09.01.2015, 2015. URL <http://www.pewinternet.org/2015/01/09/social-media-update-2014/>. Abruf am 20.08.2016.
- Ekman, P. Universals and cultural differences in facial expressions of emotions. Hg. v. J. Cole. University of Nebraska Press. Lincoln, 1972.
- Ekman, P. und Friesen, W. V. Facial action coding system. Palo Alto, CA: Consulting Psychologists Press, 1978.
- Ekman, P. und Friesen, W. V. Unmasking the face. A guide to recognizing emotions from facial clues. Cambridge, MA: Malor Books, 2003.
- Ekman, P., Friesen, W. V., und Ellsworth, P. What emotion categories or dimensions can observers judge from facial behavior? In: Paul Ekman (Hg.): *Emotion in the human face*. 2. Aufl. Cambridge u. a.: Cambridge University Press (Studies in emotion and social interaction): 39-55, 1982.
- Ekman, P., Levenson, R. W., und Friesen, W. V. Autonomic nervous system activity distinguishes among emotions. *Science*, (221):1208–1210, 1983.
- Ekman, P., Friesen, W. V., und Hager, J. C. Facial action coding system. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54:414–420, 2002.
- Ekman, P. und Friesen, W. V. The repertoire of nonverbal behavior: Categories, origins, usage, and coding. *Semiotica*, 1(1):49–98, 1969.
- Emoji Research Team. 2015 Emoji Report. Hg. v. Emogi - The Emotion Engine, 2015. URL http://emogi.com/documents/Emoji_Report_2015.pdf. Abruf am 20.08.2016.
- Emojipedia. How many emoji characters are there?, 2016a. URL <http://emojipedia.org/faq/>. Abruf am 20.08.2016.
- Emojipedia. Twitter Twemoji 1.0, 2016b. URL <http://emojipedia.org/twitter/twemoji-1.0/>. Abruf am 20.08.2016.
- Emojipedia. Unicode version 6.0, 2016c. URL <http://emojipedia.org/unicode-6.0/>. Abruf am 20.08.2016.
- EmojiTracker. Realtime emoji use on Twitter, 2016. URL <http://emojitracker.com/>. Abruf am 20.08.2016.
- Esch, F.-R. *Strategie und Technik der Markenführung*. 6. Aufl. München: Vahlen, 2010.
- Esser, C. Ammoniumhydroxid. Starkoch Jamie Oliver gewinnt langen Kampf gegen McDonalds, 2014. URL http://www.business-on.de/ammoniumhydroxid-starkoch-jamie-oliver-gewinnt-langen-kampf-gegen-mcdonalds_id45890.html. Abruf am 20.08.2016.
- Euler, H. A. Evolutionstheoretische ansätze. In: Jürgen H. Otto (Hg.): *Emotionspsychologie. Ein Handbuch*. Weinheim: Beltz, Psychologie-Verlags-Union: 45-63, 2000.
- Ewert, O. Ergebnisse und Probleme der Emotionsforschung. In: Hans Thoma (Hg.): *Theorien und Formen der Motivation*. Göttingen u. a.: Verlag für Psychologie Hogrefe (Enzyklopädie der Psychologie: Themenbereich C, Serie IV, 1): 398-452, 1983.
- Fischer, D. Social Media Marketing und Strategien Facebook, Twitter, Xing & Co. erfolgreich nutzen. Berlin: E. Schmidt, 2015.
- Franke, M.-K. Der Konsument. Homo Emoticus statt Homo Oeconomicus? Hamburg: Springer Gabler, 2014.
- Gabler Wirtschaftslexikon. Stichwort: Top of mind, 2016. URL <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/57506/top-o>

- f-mind-v5.html. Abruf am 20.08.2016.
- Gentry, J. Package 'twitter'. R Based Twitter Client, 2015. URL <https://cran.r-project.org/web/packages/twitter/twitter.pdf>. Abruf am 27.04.2016.
- Gezici, G., Dehkarghani, R., Yanikoglu, B., Tapucu, D., und Saygin, Y. SU-Sentilab: A Classification System for Sentiment Analysis in Twitter. 2nd Joint Conference on Lexical and Computational Semantics. Vol 2: Proceedings of the 7th International Workshop on Semantic Evaluation. Atlanta, GA: 471-477, 2013. URL <http://www.aclweb.org/anthology/S13-2078>. Abruf am 20.08.2016.
- Ghiassi, M., Skinner, J., und Zimbra, D. Twitter brand sentiment analysis: A hybrid system using n-gram analysis and dynamic artificial neural network. *Expert Systems with Applications*, 40(16):6266–6282, 2013.
- Go, A., Bhayani, R., und Huang, L. Twitter sentiment classification using distant supervision. Technical Report. Stanford University, 2009. URL <http://www-cs.stanford.edu/people/alecmgo/papers/TwitterDistantSupervision09.pdf>. Abruf am 28.08.2016.
- Go, A., Bhayani, R., und Huang, L. Sentiment 140, 2013a. URL <http://help.sentiment140.com/>. Abruf am 20.08.2016.
- Go, A., Bhayani, R., und Huang, L. Sentiment 140. For Academics, 2013b. URL <http://help.sentiment140.com/for-students>. Abruf am 20.08.2016.
- Go, A., Bhayani, R., und Huang, L. Sentiment 140. Site Functionality, 2013c. URL <http://help.sentiment140.com/site-functionality>. Abruf am 20.08.2016.
- Gründerszene. Application-Programming-Interface (API), 2016. URL <http://www.gruenderszene.de/lexikon/begriffe/application-programming-interface-api>. Abruf am 20.08.2016.
- Guenther, T. und Furrer, L. GU-MLT-LT: Sentiment analysis of short messages using linguistic features and stochastic gradient descent. 2nd Joint Conference on Lexical and Computational Semantics, Vol. 2: Proceedings of the 7th International Workshop on Semantic Evaluation. Atlanta, GA: 328-332, 2013. URL <http://www.aclweb.org/anthology/S13-2054>. Abruf am 20.08.2016.
- Haimerl, E. Emotionale oder rationale Werbung? über einen verhängnisvollen Irrtum in Kommunikation und Werbeforschung. *Jahrbuch der Absatz- und Verbrauchsforschung*, (1):4–30, 2007.
- Han, J., Pei, J., und Kamber, M. *Data mining: Concepts and techniques*. 3. Aufl. Elsevier, Amsterdam, 2012.
- Hassan, A., Abbasi, A., und Zeng, D. Twitter sentiment analysis: A bootstrap ensemble framework. International Conference on Social Computing Alexandria, VA: 357-364, 2013. URL https://www.researchgate.net/publication/261123105_Twitter_Sentiment_Analysis_A_Bootstrap_Ensemble_Framework. Abruf am 20.08.2016.
- Heymann-Reder, D. Social-Media-Marketing. Erfolgreiche Strategien für Sie und Ihr Unternehmen. München u. a.: Addison-Wesley, 2011.
- Huang, A. H., Yen, D. C., und Zhang, X. Exploring the potential effects of emoticons. *Information & Management*, 45(7):466–473, 2008.
- Isen, A. M. Toward understanding the role of affect in cognition. *Robert S. Wyer (Hg.): Handbook of Social Cognition*. Hillsdale, NJ u. a.: Erlbaum (3), pages 179–236, 1984.
- Izard, C. E. The psychology of emotions. New York, NY: Plenum Press (Emotions, personality, and psychotherapy), 1991.
- Izard, C. E. Die Emotionen des Menschen: eine Einführung in die Grundlagen der Emotionspsychologie. 2. Aufl. Weinheim u. a.: Psychologie-Verlags-Union, 1994.
- Izard, C. E. The many meanings/aspects of emotion: Definitions, functions, activation, and regulation. *Emotion Review*, 2(4):363–370, 2010.
- Jansen, B., Zhang, M., Sobel, K., und Chowdury, A. Micro-blogging as online word of mouth branding. CHI'09 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems. Boston, MA: 3859-3864, 2009a. URL https://faculty.ist.psu.edu/jjansen/academic/pubs/jansen_Micro_blogging_as_Online_Word_of_Mouth_Branding.pdf. Abruf am 28.08.2016.
- Jansen, B. J., Zhang, M., Sobel, K., und Chowdury, A. Twitter power: Tweets as electronic word of mouth. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 60(11):2169–2188, 2009b.
- Jockers, M. Package 'syuzhet'. Extracts sentiment and sentiment derived plot arcs from text, 2016. URL <https://cran.r-project.org/web/packages/syuzhet/syuzhet.pdf>. Abruf am 27.04.2016.
- Kaiser, S. und Wehrle, T. Ausdruckspsychologische Methoden. In: Jürgen H. Otto (Hg.): Emotionspsychologie. Ein Handbuch. Weinheim: Beltz, Psychologie-Verlags-Union: 419-428, 2000.
- Kaplan, A. M. und Haenlein, M. The early bird catches the news: Nine things you should know about micro-blogging. *Business Horizons*, 54(2):105–113, 2011.
- Keller, K. L. Strategic brand management. Building, measuring, and managing brand equity. 3. Aufl. Upper Saddle River, NJ: Pearson/Prentice Hall, 2008.
- Keltner, D., Oatley, K., und Jenkins, J. M. Understanding emotions. 3. Aufl. Hoboken, NJ: Wiley, 2014.
- Kenning, P. Consumer neuroscience. Ein transdisziplinäres Lehrbuch. Stuttgart: Kohlhammer, 2014.
- Kiesler, S., Siegel, J., und McGuire, T. W. Social psychological aspects of computer-mediated communication. *American Psychologist*, 39(10): 1123–1134, 1984.
- Kim, A. J. und Ko, E. Do social media marketing activities enhance customer equity? an empirical study of luxury fashion brand. *Journal of Business Research*, 65(10):1480–1486, 2012.
- Kiritchenko, S., Zhu, X., und Mohammad, S. M. Sentiment analysis of short informal texts. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 50:723–762, 2014.
- Kleinginna, P. R. und Kleinginna, A. M. A categorized list of emotion definitions, with suggestions for a consensual definition. *Motivation and Emotion*, 5(4):345–379, 1981.
- Kontopoulos, E., Berberidis, C., Dergiades, T., und Bassiliades, N. Ontology-based sentiment analysis of Twitter posts. *Expert Systems with Applications*, 40(10):4065–4074, 2013.
- Kroeber-Riel, W. und Esch, F.-R. Strategie und Technik der Werbung. Verhaltens- und neurowissenschaftliche Erkenntnisse. 7. Aufl. Stuttgart: Kohlhammer, 2011.
- Kroeber-Riel, W. und Gröppel-Klein, A. Konsumentenverhalten. 10. Aufl. München: Vahlen, 2013.
- Kroeber-Riel, W. und Weinberg, P. Konsumentenverhalten. 6. Aufl. München: Vahlen, 1996.
- Kroeber-Riel, W. und Weinberg, P. Konsumentenverhalten. 7. Aufl. München: Vahlen, 1999.
- Leahu, L., Schwenk, S., und Sengers, P. Subjective objectivity: Negotiating emotional meaning. Proceedings of the 7th ACM Conference on Designing Interactive Systems. Cape Town, South Africa: 425-434, 2008. URL <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1394491&dl=ACM&coll=DL&CFID=661693401&CFTO-KEN=19043322>. Abruf am 30.08.2016.
- Liu, B. Sentiment analysis. Mining Opinions, Sentiments, and Emotions. New York u. a.: Cambridge University Press, 2015.
- Macht, M. How emotions affect eating: a five-way model. *Appetite*, 50(1): 1–11, 2008.
- MacMillan, G. Foodie tweets. 10 facts about Twitter, restaurants and food, 2014. URL <https://blog.twitter.com/en-gb/2014/foodie-tweets-10-facts-about-twitter-restaurants-and-food>. Abruf am 20.08.2016.
- Marchand, M., Ginsca, A. L., Besancon, R., und Mesnard, O. [LVIC-LIMSI]: Using syntactic features and multi-polarity words for sentiment analysis in Twitter. 2nd Joint Conference on Lexical and Computational Semantics, Vol. 2: Proceedings of the 7th International Workshop on Semantic Evaluation. Atlanta, GA: 418-424, 2013. URL <https://aclweb.org/anthology/S/S13/S13-2069.pdf>. Abruf am 30.08.2016.
- Mattscheck, M. Definition Microblogs/Microblogging, 2016. URL <http://www.onlinemarketing-praxis.de/glossar/microblogs-microblogging>. Abruf am 20.08.2016.
- Mau, G. Die Bedeutung der Emotionen beim Besuch von Online-Shops. Messung, Determinanten und Wirkungen. Wiesbaden: Gabler, 2009.
- McDougall, W. Introduction to social psychology. London: Meuthen & Co, 1924.
- Mehrabian, A. und Russell, J. A. An approach to environmental psychology. Cambridge, Mass. u. a.: MIT Press, 1974.
- Merten, J. Einführung in die Emotionspsychologie. Stuttgart: Kohlhammer, 2003.
- Meyer, W.-U., Schützwohl, A., und Reisenzein, R. Einführung in die Emotionspsychologie. Band 1. Bern u. a.: Hans Huber, 1993.
- Michaeli, R. Competitive intelligence. Strategische Wettbewerbsvorteile erzielen durch systematische Konkurrenz-, Markt- und Technologieanaly-

- sen. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006.
- Mohammad, S. M. Portable features for classifying emotional text. 2012 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics. Montréal, Canada: 587-591, 2012. URL <http://www.aclweb.org/anthology/N12-1071>. Abruf am 20.08.2016.
- Mohammad, S. M. NRC Hashtag Emotion Lexicon, 2013a. URL <http://saifmohammad.com/WebPages/lexicons.html>. Abruf am 05.08.2016.
- Mohammad, S. M. NRC Word-Emotion Association Lexicon, 2013b. URL <http://saifmohammad.com/WebPages/NRC-Emotion-Lexicon.htm>. Abruf am 20.08.2016.
- Mohammad, S. M., Kiritchenko, S., und Zhu, X. NRC-Canada: Building the state-of-the-art in sentiment analysis of tweets. 2nd Joint Conference on Lexical and Computational Semantics, Vol. 2: Proceedings of the 7th International Workshop on Semantic Evaluation. Atlanta, GA: 321-327, 2013. URL <http://www.aclweb.org/anthology/S13-2053>. Abruf am 30.08.2016.
- Möll, T. und Esch, F.-R. Emotionen machen den Unterschied. *Absatzwirtschaft*, 7:34-37, 2008.
- Moore, A., Steiner, C. M., und Conlan, O. Design and development of an empirical smiley-based affective instrument. 1st Workshop on Emotions and Personality in Personalized Services will be organized in conjunction with UMAP Rome, Italy, 2013. URL http://ceur-ws.org/Vol-997/empire2013_paper_4.pdf. Abruf am 20.08.2016.
- Mori, K. und Mori, H. Another test of the passive facial feedback hypothesis: When your face smiles, you feel happy. *Perceptual and Motor Skills*, 109(1):76-78, 2009.
- Mostafa, M. M. More than words: Social networks' text mining for consumer brand sentiments. *Expert Systems with Applications*, 40(10):4241-4251, 2013.
- Naylor, R. W., Lamberton, C. P., und West, P. M. Beyond the "like" button: The impact of mere virtual presence on brand evaluations and purchase intentions in social media settings. *Journal of Marketing*, 76(6):105-120, 2012.
- Neibecker, B. Konsumentenemotionen: Messung durch computergestützte Verfahren. Eine empirische Validierung nicht-verbaler Methoden. Würzburg u. a.: Physica-Verlag (Konsum und Verhalten, 8), 1985.
- Nigam, K., Lafferty, J., und McCallum, A. Using maximum entropy for text classification, 1999. URL <http://www.kamalnigam.com/papers/maximum-entropy-ijcaiws99.pdf>. Abruf am 20.08.2016.
- Novak, P. K., Smailović, J., Sluban, B., und Mozetič, I. Sentiment of emojis. *PLoS One*, 10(12):1-22, 2015.
- o. V. Emoji is Britain's fastest growing language as most popular symbol revealed. The Telegraph, 19.05.2015, 2015. URL <http://www.telegraph.co.uk/news/newstopping/howaboutthat/11614804/Emoji-is-Britains-fastest-growing-language-as-most-popular-symbol-revealed.html>. Abruf am 20.08.2016.
- o. V. FACS - Facial Action Coding System, 2016a. URL <http://www.cs.cmu.edu/~face/facs.htm>. Abruf am 20.08.2016.
- o. V. Digitalisierung. Eine Minute im Internet. *Wirtschaftswoche*, (19):10-11, 2016b.
- Ortega, R., Fonseca, A., und Montoyo, A. SSA-UO: Unsupervised Twitter sentiment analysis. In *Second joint conference on lexical and computational semantics, Vol. 2: Proceedings of the 7th International Workshop on Semantic Evaluation. Atlanta, GA*, volume 2, pages 501-507, 2013. URL <http://www.aclweb.org/anthology/S13-2083>. Abruf am 20.08.2016.
- Ortigosa, A., Martín, J. M., und Carro, R. M. Sentiment analysis in Facebook and its application to e-learning. *Computers in Human Behavior*, 31:527-541, 2014.
- Otto, J., Euler, H. A., und Mand, H. Begriffsbestimmungen. *Jürgen H. Otto (Hg.): Emotionspsychologie. Ein Handbuch. Weinheim: Beltz, Psychologie-Verlags-Union*, pages 11-18, 2000.
- Oxford Dictionaries. Emoji, 2016. URL <http://www.oxforddictionaries.com/de/definition/englisch/emoji>. Abruf am 20.08.2016.
- Pak, A. und Paroubek, P. Twitter as a corpus for sentiment analysis and opinion mining. Proceedings of the 7th Conference on International Language Resources and Evaluation. Malta: 1320-1326, 2010. URL http://www.lrecconf.org/proceedings/lrec2010/pdf/385_Paper.pdf. Abruf am 20.08.2016.
- Pang, B., Lee, L., und Vaithyanathan, S. Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques. EMNLP '02 Proceedings of the ACL-02 conference on Empirical methods in natural language processing. Philadelphia, PA: 79-86., 2002. URL <http://www.cs.cornell.edu/home/llee/papers/sentiment.pdf>. Abruf am 30.08.2016.
- Pang, B. und Lee, L. Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2(1-2):1-135, 2008.
- Parrott, W. G. *Emotions in social psychology: Essential readings*. Psychology Press, 2001.
- Pauli, P. und Birbaumer, N. Psychophysiologische Ansätze. *Emotionspsychologie. Ein Handbuch. Weinheim: Beltz, Psychologie-Verlags-Union*, pages 75-84, 2000.
- Plutchik, R. *Emotion: A psychoevolutionary synthesis*. New York u. a.: Harper & Row, 1980.
- Plutchik, R. *Emotions and life: Perspectives from Psychology, Biology, and Evolution*. American Psychological Association, Washington, DC, 2003.
- Postinett, A. Starbucks als Paradebeispiel für das Einbinden der Kunden. *Handelsblatt*, 14.06.2011., 2011. URL <http://www.handelsblatt.com/unternehmen/management/soziale-netze-starbucks-als-paradebeispiel-fuer-das-einbinden-der-kunden/4282544.html>. Abruf am 20.08.2016.
- R Foundation. The R Project for Statistical Computing, 2016. URL <https://www.r-project.org/>. Abruf am 20.08.2016.
- Rezabek, L. L. und Cochenour, J. J. Visual cues in computer-mediated communication: Supplementing text with emoticons. *Journal of Visual Literacy*, 18(2):201-215, 1998.
- Rice, R. E. und Love, G. Electronic emotion: Socioemotional content in a computer-mediated communication network. *Communication Research*, 14(1):85-108, 1987.
- Richins, M. L. Measuring emotions in the consumption experience. *Journal of Consumer Research*, 24(2):127-146, 1997.
- Rosenthal, S., Nakov, P., Kiritchenko, S., Mohammad, S., Ritter, A., und Stoyanov, V. SemEval-2015 task 10: Sentiment analysis in Twitter. In *Proceedings of the 9th International Workshop on Semantic Evaluation. Denver, CO*, pages 451-463, 2015. URL <http://www.aclweb.org/S/S15/S15-2078.pdf>. Abruf am 20.08.2016.
- RStudio. Take control of your R code, 2016. URL <https://www.rstudio.com/products/rstudio/>. Abruf am 20.08.2016.
- Rutledge, L. L. und Hupka, R. B. The facial feedback hypothesis: Methodological concerns and new supporting evidence. *Motivation and Emotion*, 9(3):219-240, 1985.
- Rutter, D. R. *Communicating by telephone*. Oxford: Pergamon Press, 1987.
- Schept, K. BRANDZ Top 100. Most Valuable Global Brands 2015. Hg. v. Millward Brown., 2015. URL https://www.millwardbrown.com/BrandZ/2015/Global/2015_BrandZ_Top100_Report.pdf. Abruf am 20.08.2016.
- Scherer, K. R. Theorien und aktuelle Probleme der Emotionspsychologie. K. R. Scherer (Hg.): *Psychologie der Emotion. Göttingen u. a.: Verlag für Psychologie Hogrefe (Enzyklopädie der Psychologie, Themenbereich C, Serie IV, 3)*, pages 1-38, 1990.
- Schiel, S. Entwicklung einer Bilderskala zur Messung markenrelevanter Emotionen. Christian Bosch, Stefan Schiel und Thomas Winder (Hg.): *Emotionen im Marketing. Verstehen - Messen - Nutzen*. Nachdruck. Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag (Gabler Edition Wissenschaft: Werbe- und Markenforschung): 161-321, 2007.
- Schmidt-Atzert, L. *Emotionspsychologie*. Stuttgart u. a.: Kohlhammer, 1981.
- Schmidt-Atzert, L. Struktur der Emotionen. *Jürgen H. Otto (Hg.): Emotionspsychologie. Ein Handbuch. Weinheim: Beltz, Psychologie-Verlags-Union*, pages 30-44, 2000.
- Schönplflug, W. Geschichte der Emotionskonzepte. *J. H. Otto (Hg.): Emotionspsychologie. Ein Handbuch. Weinheim: Beltz, Psychologie-Verlags-Union*, pages 19-29, 2000.
- Schweiger, G. Image und Imagetransfer. B. Tietz (Hg.): *Handwörterbuch des Marketing. 2. Aufl. Stuttgart: Schäffer-Poeschel (4)*, pages 915-928, 1995.
- Schweiger, G. und Schrattenecker, G. *Werbung: Eine Einführung*. 8. Aufl. Konstanz: UVK Verlagsgesellschaft., 2013.
- Shah, N. Introducing emoji targeting, 2016. URL <https://blog.twitter.com/2016/introducing-emoji-targeting>. Abruf am 20.08.2016.
- Sharma, A. und Dey, S. A comparative study of feature selection and machine learning techniques for sentiment analysis. In *Proceedings of the 2012 ACM research in applied computation symposium*, pages 1-7, San Antonio, TX, 2012.
- Short, J., Williams, E., und Christie, B. The social psychology of telecommu-

- nications. London u. a.: Wiley, 1976.
- Socialbakers Twitter Statistics. Twitter profiles stats. Largest audience, 2016a. URL <http://www.socialbakers.com/statistics/twitter/profiles/brands/>. Abruf am 20.08.2016.
- Socialbakers Twitter Statistics. Twitter profiles stats. Largest audience retail food, 2016b. URL <http://www.socialbakers.com/statistics/twitter/profiles/brands/retail-food/>. Abruf am 20.08.2016.
- Statista. Starbucks - Statista-Dossier. Hamburg, 2015.
- Statista. Twitter - Statista-Dossier. Hamburg, 2016.
- Strack, F., Martin, L. L., und Stepper, S. Inhibiting and facilitating conditions of the human smile: A nonobtrusive test of the facial feedback hypothesis. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54(5):768-777, 1988.
- Stürmer, R. und Schmidt, J. Erfolgreiches Marketing durch Emotionsforschung. Messung, Analyse, Best Practice. Freiburg u. a.: Haufe, 2014.
- SwiftKey. SwiftKey Emoji Report, 2015. URL http://www.aargauerzeitung.ch/asset_document/i/129067827/download. Abruf am 20.08.2016.
- Szarek, D. ARD-„Markencheck“. Die unappetitlichen Geheimnisse von McDonald's. In: Focus, 17.01.2012., 2012. URL http://www.focus.de/finan-zen/news/markencheck-in-der-ard-die-unappetitlichen-geheimnisse-von-mcdonalds_aid_703056.html. Abruf am 20.08.2016.
- Thayer, R. E. *The biopsychology of mood and arousal*. Oxford University Press, New York, 1989.
- Thompsen, P. A. und Foulger, D. A. Effects of pictographs and quoting on flaming in electronic mail. *Computers in Human Behavior*, 12(2):225-243, 1996.
- Tomkins, S. S. Affect, imagery, consciousness. Vol. 1: The positive effects. New York: Springer, 1962.
- Traunmüller, H. Paralinguale Phänomene/Paralinguistic phenomena. Ulrich Ammon (Hg.): *Sociolinguistics. An international handbook of the science of language and society*. 2. Aufl. Berlin u. a.: Gruyter (Handbücher zur Sprach- und Kommunikationswissenschaft, 3,1): 653-665, 2004.
- Twitter. Twitter usage: Company facts, 2016. URL <https://about.twitter.com/company>. Abruf am 20.08.2016.
- Twitter Leitfaden. Was ist ein ReTweet?, 2015a. URL <http://www.twitter-leitfaden.de/fragen/was-ist-ein-retweet>. Abruf am 20.08.2016.
- Twitter Leitfaden. Was ist ein Tweet?, 2015b. URL <http://www.twitter-leitfaden.de/fragen/was-ist-ein-tweet>. Abruf am 20.08.2016.
- van Zyl, H. und Meiselman, H. L. The roles of culture and language in designing emotion lists: Comparing the same language in different English and Spanish speaking countries. *Food Quality and Preference*, 41:201-213, 2015.
- Vidal, L., Ares, G., Machín, L., und Jaeger, S. R. Using Twitter data for food-related consumer research: A case study on “what people say when tweeting about different eating situations”. *Food Quality and Preference*, 45: 58-69, 2015.
- Vidal, L., Ares, G., und Jaeger, S. R. Use of emoticon and emoji in tweets for food-related emotional expression. *Food Quality and Preference*, 49: 119-128, 2016.
- Walther, J. B. und D'Addario, K. P. The impacts of emoticons on message interpretation in computer-mediated communication. *Social Science Computer Review*, 19(3):324-347, 2001.
- Watson, L. und Spence, M. T. Causes and consequences of emotions on consumer behaviour: A review and integrative cognitive appraisal theory. *European Journal of Marketing*, 41(5/6):487-511, 2007.
- Web Analytics Tools. Stimmungsanalyse, 2014. URL <https://web-analytics-tools.com/glossar/155-stimmungsanalyse.html>. Abruf am 20.08.2016.
- Weinberg, P. Nonverbale Marktkommunikation. Heidelberg: Physica-Verlag (Konsum und Verhalten, 11), 1986.
- Weinberg, T. Social Media Marketing. Strategien für Twitter, Facebook & co. Unter Mitarbeit von Wibke Ladwig und Corina Pahrman. 4. Aufl. Peking u. a.: O'Reilly, 2014.
- Wikipedia. Starbucks, 2016. URL https://de.wikipedia.org/wiki/Starbucks#/media/File:Starbucks-Logo_2011.svg. Abruf am 20.08.2016.
- Wildner, R. und Jäncke, L. Validierung von Messinstrumenten für die Markenstärke mit bildgebenden Verfahren. In: Manfred Bruhn (Hg.): *Wie Marken wirken. Impulse aus der Neuroökonomie für die Markenführung*. München: Vahlen: 93-107, 2010.
- Winder, T. Emotionen im Marketingkontext. In: Christian Bosch, Stefan Schiel und Thomas Winder (Hg.): *Emotionen im Marketing. Verstehen - Messen - Nutzen*. Nachdruck. Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag (Gabler Edition Wissenschaft: Werbe- und Markenforschung): 1-157, 2007.
- Zdrzalek, L. Ich liebe es (nicht mehr). In: Zeit Online, 17.03.2015., 2015. URL <http://www.zeit.de/wirtschaft/unternehmen/2015-03/mc-donalds-deutschland-krise/komplettansicht>. Abruf am 20.08.2016.
- Zentner, M. R. und Scherer, K. R. Partikuläre und integrative Ansätze. J. H. Otto (Hg.): *Emotionspsychologie. Ein Handbuch*. Weinheim: Beltz, Psychologie Verlags Union, pages 151-164, 2000.
- Zhang, H., Gan, W., und Jiang, B. Machine learning and lexicon based methods for sentiment classification: A survey. 11th Web Information System and Application Conference. Tianjin, China: 262-265., 2014. URL <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=7058024>. Abruf am 20.08.2016.