

Hahn, Alexander; Maier, Marco

**Article**

## Affective Computing - Potenziale für empathisches digitales Marketing

Marketing Review St.Gallen

**Provided in Cooperation with:**

Universität St. Gallen, Institut für Marketing und Customer Insight

*Suggested Citation:* Hahn, Alexander; Maier, Marco (2018) : Affective Computing - Potenziale für empathisches digitales Marketing, Marketing Review St.Gallen, ISSN 1865-7516, Thexis Verlag, St.Gallen, Vol. 35, Iss. 4, pp. 52-65

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/275991>

**Standard-Nutzungsbedingungen:**

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

**Terms of use:**

*Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.*

*You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.*

*If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.*

# Marketing Review St. Gallen



4 | 2018 **SCHWERPUNKT** Interview mit Marcel Tietjen, Experte für Data & Analytics bei Bearing Point • Monetarisierungsmodelle • Voice Touchpoint Management • Machine Learning im Absatzgeschäft • Fin Sales Tech • Emotionsanalyse • Affective Computing **SPEKTRUM** Marken als wirtschaftliche Assets • Nudging **INSIGHTS** Die Post: Fundraising in einer digitalisierten Welt • THE CIRCLE: Neue Destination **KOMMENTAR** Dem Kunden gefallen – oder den Kunden zum Handeln bewegen?

[www.marketing-review.ch](http://www.marketing-review.ch)

A portrait of a man in a black hat and white ruff collar, likely a historical figure, set against a dark background.

## Marketing & Artificial Intelligence

# Affective Computing

## Potenziale für empathisches digitales Marketing

---

Machine Learning automatisiert und optimiert unterschiedlichste Bereiche des digitalen Marketings wie Targeting oder Content-Personalisierung. Während „harte Kundenfaktoren“ – also wie sich Kunden digital verhalten – hierzu bereits gut als Datenquelle erhoben werden können, fehlen zuverlässige Daten zu „weicheren Faktoren“ wie Emotionen. Diese geben aber oftmals erst Aufschluss über das „Warum“, also, aus welchen Gründen Nutzer Kaufentscheidungen treffen. Affective Computing zielt auf automatisierte, echtzeitbasierte Messung und Erkennung von Emotionen durch Sensoren und lernende Algorithmen ab, um darauf angepasste Reaktionen von Computern zu ermöglichen. Affective Computing gilt als notwendige Bedingung, um Mensch-Computer-Interaktionen, wie Conversational Interfaces oder Virtual Personal Assistants, empathisch zu gestalten. Ziel ist es, Künstliche Intelligenz mit Emotionaler Intelligenz anzureichern. Der vorliegende Beitrag zeigt den Stand bestehender Messmethoden hinsichtlich ihrer heutigen Umsetzbarkeit und Skalierbarkeit auf, schildert exemplarische Einsatzbereiche und bietet eine Checkliste für Unternehmen, um die Relevanz und Bedeutung von Affective Computing einzuschätzen.

**Prof. Dr. Alexander Hahn, Dr. Marco Maier**

**A**ffective Computing hat zum Ziel, Mensch-Computer-Interaktionen empathischer zu machen (Picard 1997). Computer sollen nicht nur explizite Signale des Menschen wie Touch-Gesten, Clicks, Texteingabe oder den Inhalt eines Sprachkommandos verarbeiten können, sondern auch den Kontext einer Interaktion verstehen (Bartl 2018). Kontextfaktoren wie Ort, Zeit und vergangenes Nutzerverhalten finden im digitalen Marketing im Rahmen von Targeting, Programmatic Advertising oder in der Content-Personalisierung bereits heute automatisiert Einzug in Marketingentscheidungen.

Neue Interaktionsformen wie die Sprachsteuerung von Smart-Home-Devices oder textnachrichtbasierte Kommunikation mit Chatbots erhöhen derzeit die Nutzererwartungen an empathische Mensch-Computer-Interaktionen drastisch (Devlin 2017). Nutzer verzweifeln vor Siri, Cortana oder einer grafischen Benutzeroberfläche, weil der Computer nicht versteht, dass der Nutzer negativ gestresst ist und schnell und einfach einen Flug buchen möchte anstatt Hunderte Optionen zu filtern (Bartl 2018).

Andere Nutzer wischen gelangweilt über ihr Smartphone, weil Newsfeed-Algorithmen immer gleichartige Nachrichten und Posts wiederholen – eigentlich wäre der Nutzer entspannt und bereit für neue Eindrücke, inspirierenden Content für unbekannte Reiseziele, Eventvorschläge etc. (Champiri et al. 2015). Aus Sicht des digitalen Marketings würden solche kontextbasierten Stimmungsinformationen exzellente Ansatzpunkte für Targeting oder Personalisierung der Customer Experience bieten (Newman 2017).

Tabelle 1 veranschaulicht das derzeitige Dilemma der inflationären Nutzererwartungen systematisch. Die meisten Mensch-Computer-Interaktionen finden derzeit im Feld „Match 1“ statt: Computer

erfassen den emotionalen Ausdruck des Menschen nicht und zeigen auch keine Empathie (Picard 1997; McDuff 2018).

Digitale Marketingentwicklungen wie Sprachsteuerung, die Interaktion mit Chatbots und virtuelle persönliche Assistenten – also immer menschenähnlichere Interaktionen oder Konversationen – führen jedoch dazu, dass sich Nutzer subjektiv in Feld „Mismatch 1“ befinden. Sie vermuten oder erwarten sogar, dass ihr Computer implizite Kommunikationssignale wie Stimmlage oder -tonfall messen können sollte oder messen kann – der Computer zeigt aber keine dazu passende empathische Reaktion in der Interaktion. Alexa oder Cortana reagieren zwar auf explizite Gefühlsregungen, die sie aufgrund der Sprachinhalte dekodieren können („Alexa, ich liebe Dich!“) aber nicht auf implizite Signale wie Tonfall, Lautstärke oder Sprachtempo (Schmidt 2000).

Die steigenden Nutzererwartungen sind nicht nur auf das subjektive Empfinden der Nutzer zurückzuführen – Alexa oder Siri zeigen in der Interaktion mit Nutzern empathische Verhaltensweisen wie Humor. So antwortet Alexa auf die Nutzerfrage „Alexa, wie macht die Kuh?“: „Es tut mir leid, Tiersprachen muss ich noch lernen. Bisher kann ich nur wuff, wuff, miau, grunz, grunz.“ Dies führt dazu, dass Nutzer sich im Feld „Mismatch 1“ befinden: Die Maschine zeigt Empathie, kann aber weder die auslösende Emotion des Nutzers wie Langeweile noch die resultierende Emotion wie Freude messen.

Diese Einordnung verdeutlicht, dass Empathie in der Mensch-Computer-Interaktion sowohl aufgrund inflationär steigender Nutzererwartungen an die Customer Experience dieser Interaktion (Market Pull) als auch durch UX-Design und Branding persönlicher Assistenten bereits vorgezeichnet ist. Verkaufszahlen zeigen, dass diese persönlichen Assistenten in Form von Google Home und Amazon Alexa gerade quasi explosionsartig in die Haushalte

#### **Prof. Dr. Alexander Hahn**

Professor für Digital Marketing and Communication, Munich Business School  
alexander.hahn@munich-business-school.de

#### **Dr. Marco Maier**

Head of Artificial Intelligence bei HYVE, CTO von TAWNY.ai  
marco.maier@hyve.net

einziehen: Wurden im 4. Quartal 2017 fünf Millionen Smart-Home-Devices weltweit verkauft, so waren es im 4. Quartal 2018 bereits 20 Millionen Einheiten (Kinsella 2018). Darüber hinaus schreitet auch die technologische Entwicklung des Affective Computing als Teilgebiet des Context-aware Computing und der Künstlichen Intelligenz (KI) rapide voran (Technology Push; McDuff 2018). Rationale Künstliche Intelligenz macht den persönlichen virtuellen Assistenten clever – emotionale künstliche Intelligenz macht ihn sympathisch.

Für digitales Marketing ergeben sich hieraus interessante Möglichkeiten. Einerseits erfahren viele Nutzer einen Information Overload und folglich erlangen rein kognitive Werbebotschaften immer weniger Aufmerksamkeit (Teixeira et al. 2012; Teixeira 2014). Gerade zu Beginn einer Customer Journey spielen emotionale Werbebotschaften zur Generierung von Aufmerksamkeit und Interessen eine zentrale Rolle (Iansiti und Lakhani 2014; McDuff 2018). Emotionen sind mittlerweile notwendige Bedingung für den Erfolg von digitalem Marketing – Affective Computing bietet nun die Möglichkeit, nicht nur extern beobachtbares Verhalten der Nutzer und ihrer Clicks, sondern auch die internen Prozesse, also ihre Emotionen, zu messen (Picard 1997; Teixeira 2014 et al.). Dies kann im Rahmen datenbasierten Marketings nicht nur zur Ex-post-Conversion-Optimierung, sondern auch zu Ex-ante-Content-Personalisierung oder Targeting dienen.

Vor diesem Hintergrund ist Ziel dieses Beitrags, überblicksartig darzustellen, was Affective Computing ist und warum es gerade jetzt relevant wird, wie Emotionen gemessen werden können sowie welche Messmethoden digital skalierbar und gleichzeitig nutzerfreundlich sind. Darauf aufbauend, werden exemplarische Anwendungsfälle im digitalen Marketing gezeigt und schliesslich eine Checkliste bereitgestellt, mittels derer Unternehmen die

**Tabelle 1: Kategorien des Affective Computing**

Computer ...	... zeigt <i>keine Empathie</i> in der Mensch-Computer-Interaktion	... zeigt <i>Empathie</i> in der Mensch-Computer-Interaktion
... kann emotionalen Ausdruck des Nutzers <i>nicht erfassen</i>	Match 1	Mismatch 1
... kann emotionalen Ausdruck des Nutzers <i>erfassen</i>	Mismatch 2	Match 2

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Picard (1997).

Relevanz und Umsetzbarkeit von Affective Computing beurteilen können. Die Kernthesen zu diesen Fragestellungen sind in Tabelle 2 vorab dargestellt.

### 1. Was ist Affective Computing und warum wird es jetzt relevant?

#### 1.1 Was Affective Computing ist

Der Begriff Affective Computing wurde massgeblich von der Wissenschaftlerin Rosalind Picard im Rahmen ihrer Forschung am Massachusetts Institute of Technology Media Lab sowie der Grün-

dern auch auf die Beeinflussung der Emotionen der Nutzer. Emotion ist dabei definiert als „komplexes Muster von Veränderungen. Es umfasst physiologische Erregung, Gefühle, kognitive Prozesse und Verhaltensreaktionen als Antwort auf eine Situation, die als persönlich bedeutsam wahrgenommen wird“ (Zimbardo und Gerrig 2008, S. 547). Affective Computing ist der impliziten Mensch-Computer-Interaktion im Rahmen des Context-aware-Computing zuzuordnen. Wie Abbildung 1 zeigt, soll der Computer nicht nur explizite Impulse verarbeiten, sondern auch implizit den Kontext, also z.B. hier die Stimmung und Emotion, berücksichtigen und darüber hinaus implizite Reaktionen zeigen, also z.B. auf die Stimmung reagieren.

Emotionen sind dabei immer kontextbezogen – ein Mensch kann sehr unterschiedliche Emotionen in Bezug auf eine Situation oder ein Objekt haben – so kann für bestimmte Menschen im Urlaub ein lauer Sommerregen positive Emotionen auslösen, während ein Regenschauer im Herbst auf dem Weg zur Arbeit deutlich negativer wahrgenommen wird. Andere Menschen nehmen Regen immer negativ wahr. Somit können kaum allgemeingültige Aussagen über Stimulus-Organismus-Response-Ketten für emotionsauslösende Objekte getroffen werden – dies verdeutlicht wiederum, dass eine kontextbezogene Messung wichtig ist (Bagozzi, Gopinath und Nyer 1999).

Affective Computing zielt somit darauf ab, emotionale Veränderungsmuster

**„The question is not whether intelligent machines can have any emotions, but whether machines can be intelligent without any emotions.“**

MARVIN MINSKY, Mitschöpfer des Begriffs Artificial Intelligence, 1927–2016

derung des Unternehmens Affectiva geprägt. Affective Computing bezeichnet „[...] computing that relates to, arises from, or influences emotions.“ (Picard 1997, S. 1). Es bezieht sich also nicht nur auf die Messung und Verarbeitung, son-



korrekt zu erkennen und damit den emotionalen Kontext eines Nutzers richtig einzuordnen, um Mensch-Computer-Interaktionen empathischer zu gestalten. Hierzu bedient sich Affective Computing grundlegender Theorien und Modelle aus der Physiopsychologie, der Informatik und der Kognitionswissenschaften und wird anwendungsbezogen unter anderem in der Medizin, Psychologie, im Produktdesign und Marketing eingesetzt (Poels und Dewitte 2006). Obgleich vielfältige Anwendungsmöglichkeiten denkbar sind, konzentriert sich dieser Artikel auf digitale, marketingnahe Felder wie Programmatic Advertising oder Personalized-Content-Recommendation wie Collaborative Filtering.

## 1.2 Warum Affective Computing im digitalen Marketing relevant wird

Während im Bereich der Computer Sciences Emotionen und deren Messung lange als nicht rational und „unwissenschaftlich“ (Picard 1997) angesehen wurden, werden im Marketing bereits seit den 1980er-Jahren Emotionen als wichtige Determinante von Informationsverarbeitung, Markenwahrnehmung, Kaufabsicht und Kaufentscheidung un-

## Tabelle 2: Kernthesen dieser Studie

1. Affective Computing ist ein Schlüssel zu empathischen Mensch-Maschine-Interaktionen und damit zu einer flächendeckenden Akzeptanz Künstlicher Intelligenz durch Nutzer.
2. Affective-Computing-Technologie ist bereits jetzt in der Praxis einsetzbar. Verschiedene Emotionsmodelle und Messmethoden können dabei je nach Anwendungsfall eingesetzt werden.
3. Mit der zunehmenden Fokussierung auf kostengünstige und nutzerfreundliche Messmethoden sowie effizientere Algorithmen wird Affective Computing in zunehmendem Masse skalierbar.
4. Eine zentrale Herausforderung für Unternehmen und ihre Marken wird sein, Anwendungsfälle zu finden, in denen ihre Kunden empathische Mensch-Computer-Interaktionen nicht nur akzeptieren, sondern proaktiv adoptieren. Unternehmen können somit die Technologie-Push-Innovation Affective Computing in eine Market-Pull-Innovation transformieren.
5. Sobald Nutzer empathische Mensch-Computer-Interaktionen in ersten Anwendungsfällen kennengelernt haben, werden sie diese sprunghafte Verbesserung ihrer Customer Experience schnell in weiteren Verticals erwarten.
6. Somit sollten Unternehmen bereits jetzt vorhandene Affective-Computing-Technologien im Rahmen von Prototypen und Nutzertests einsetzen, um diesen zukünftigen zentralen Wettbewerbsvorteil nicht zu verpassen. Dabei ist zu beachten, dass Experten im Bereich Affective Computing (noch) sehr selten sind.

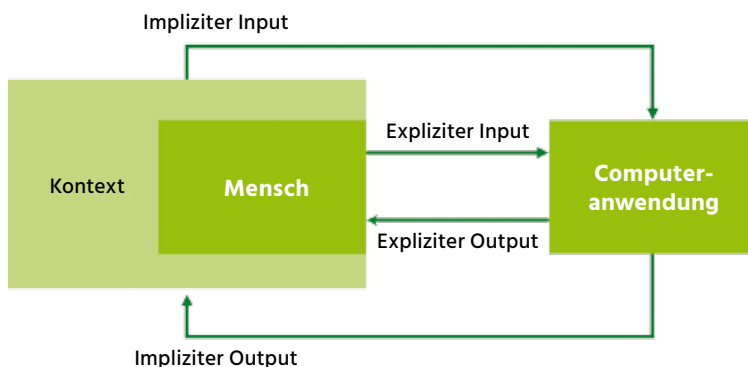
Quelle: Hahn/Maier 2018.

tersucht (Bagozzi, Gopinath und Nyer 1999). Emotionen werden aufgrund des kognitiven Information-Overload digitaler Nutzer immer notwendiger Bedingung für Kaufentscheidungen: Käufer fällen einfache Entscheidungen oftmals nur auf Basis ihrer Stimmungen und nehmen sie teilweise nicht einmal als Entscheidung wahr. Bei rationalen Entscheidungen sind Emotionen oftmals zwingende Voraussetzung für die Aktivierung von Nutzern, also dafür, dass der

Nutzer erstmals rationalere und komplexere Entscheidungsprozesse anstößt und damit von der Awareness-Phase in die Interest- oder Desire-Phase der Customer Journey migriert (Bagozzi, Gopinath und Nyer 1999; McDuff 2018). Während Emotionen also früher als „Beiwerk“ galten, so konzentriert sich nun ein grosser Teil der Werbepotschaften auf die Emotionalisierung der Inhalte, um in weiteren Schritten der Customer Journey dann auch mit kognitiven Argumenten zu arbeiten.

Diese Erkenntnisse beruhen auf unterschiedlichsten Messmethoden, die derzeit überwiegend in Laborstudien eingesetzt werden: Skalenbasierte Konstruktmessungen, visuelle Konstruktmessungen, psychobiologische Messungen (z.B. Herzraten- oder Hautwiderstandsmessung) des autonomen Nervensystems, Kodierung des Gesichtsausdrucks oder bildgebende Verfahren wie Magnetenzephalographie (MEG). Diese Arbeiten können Zusammenhänge zwischen Emotionen und Einstellung zu Werbemassnahmen, Einstellung zu Marken oder Kaufabsicht nachweisen (siehe Poels und Dewitte 2006 für einen Überblick).

## Abb. 1: Implizite und explizite Mensch-Computer-Interaktion



Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Schmidt (2000).

Während im digitalen Marketing automatisiertes Tracking soziodemografischer und Verhaltensdaten den Grundstein für in Echtzeit ausgesteuerte Inhalte wie Banner- und Videowerbung legt (Programmatic Advertising), wird der emotionale Kontext der Nutzer noch kaum einbezogen. Dies liegt vor allem an den Kosten traditioneller Emotions-Messmethoden, der Störung der Customer Experience durch diese Messmethoden sowie der Verzerrung der Messergebnisse durch Effekte wie soziale Erwünschtheit. Affective Computing sucht hier Ansätze, kostengünstige, nutzerfreundliche und objektive Daten in Echtzeit zu erheben und auszuwerten (McDuff 2018). Dies wird massgeblich unterstützt durch Methoden der Künstlichen Intelligenz (z.B. Machine Learning) in der Datenverarbeitung und -analyse.

Voraussetzungen für eine Skalierung der Technologie sind in erster Linie die Akzeptanz der Nutzer, niedrige Grenzkosten pro Messung durch die Nutzung vorhandener Hardware, möglichst fehlerfreie Messung durch in der jeweiligen Situation passende Sensoren sowie die zeitlich simultane Verarbeitung der Messdaten durch effiziente Algorithmen, um Echtzeitinteraktion zuzulassen. So stehen dezentrale, weit verbreitete Computersysteme wie Smartphones, Wearables und Laptops immer mehr im Fokus des Affective Computing, um Reichweite und da-

mit Skalierbarkeit zu erhöhen. In den folgenden Kapiteln wird der Stand dieser Voraussetzungen, derzeitige Einschränkungen sowie aktuelle Entwicklungen gezeigt, sodass der Leser die Umsetzbarkeit des Affective Computing für einzelne Anwendungsfälle einschätzen kann.

## 2. Welche Emotionen werden untersucht?

### 2.1 Wie Emotionen gemessen werden

Der Begriff Affekt umfasst Stimmungen, Emotionen und Einstellungen. Im Gegensatz zu Stimmungen sind Emotionen in der Regel kurzfristiger, intensiver sowie objektbezogener, während Stimmungen langfristiger, weniger intensiv sowie globaler und diffuser sind (Bagozzi, Gopinath und Nyer 1999). Darüber hinaus beziehen sich Emotionen auf Situationen, die für den Menschen als sehr bedeutsam wahrgenommen werden (Zimbardo und Gerrig 2008). Emotionen gelten somit als komplexere Prozesse und werden wiederum in einfachere Emotionen wie Angst oder Freude und vielschichtigeren Emotionen wie Zweifel oder Hoffnung eingeteilt, die auch mehr kognitive Prozesse umfassen (Poels und Dewitte 2006). Emotionen gehen oft Hand in Hand mit einem Stimmungswechsel: So kann Erleichterung

zum Beispiel den Übergang von einer negativen in eine positive Stimmungslage einleiten (Bagozzi, Gopinath und Nyer 1999).

Es gilt als gesichert, dass vor allem komplexere Emotionen sowohl physische als auch kognitive Prozesse umfassen. Ein Stimulus – also eine konkrete Situation oder ein Objekt – löst eine Emotion aus und diese Emotion verursacht eine Expression: Ein Gesichtsausdruck, Schwitzen, Herzschlagvariation etc. Bei komplexeren Emotionen wird die Expression von stärkeren kognitiven Prozessen (Abschätzung, Evaluation etc.) begleitet als bei Stimmungen oder einfachen Emotionen. Der genaue Entstehungsprozess und vor allem die Frage, ob physisches Emotionserleben der kognitiven Bewertung des Stimulus vorgelagert oder nachgelagert ist oder simultan abläuft, ist Gegenstand kontroverser Forschung (Norman, Necka und Berntson 2016).

Affective Computing misst nun das Auftreten der Expression, um die Emotion abzuleiten. Im Gegensatz zu traditionellen Methoden der Emotionsmessung wie Fragebögen hat dies den Vorteil, dass es weit weniger kognitiv anspruchsvoll für den Nutzer ist. Ebenso nehmen Menschen Emotionen sehr unterschiedlich und oft gar nicht bewusst wahr, was bei einer Selbstausskunft zu einer nicht validen Messung führen kann (McDuff 2018).

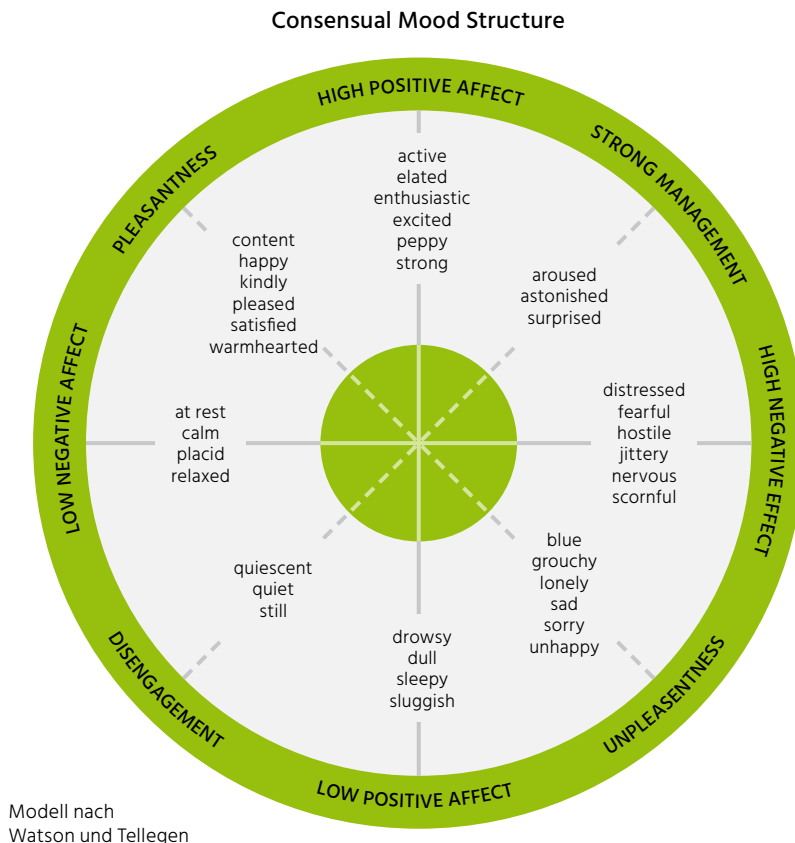
Somit ist eine zentrale Herausforderung des Affective Computing, zuverlässige, valide, objektive und vor allem skalierfähige Messmethoden zu entwickeln – immer unter Berücksichtigung teilweise limitierter vorhandener Rechenkapazitäten.

### 2.2 Welche Emotionen gemessen werden

Es existiert kein allgemein akzeptiertes Modell spezifischer Emotionen.

## Zusammenfassung

Im Marketing geben Emotionen Aufschluss über das „Warum“: Aus welchen Gründen treffen Nutzer Kaufentscheidungen? Affective Computing zielt auf die automatisierte und echtzeitbasierte Messung und Erkennung von Emotionen durch Sensoren und lernende Algorithmen ab. Ziel ist es, Künstliche Intelligenz mit Emotionaler Intelligenz anzureichern. Der vorliegende Beitrag zeigt den Stand bestehender Methoden hinsichtlich ihrer heutigen Umsetzbarkeit und Skalierbarkeit. Die Autoren beschreiben Anwendungsfälle und bieten eine Checkliste, um die Relevanz und Bedeutung von Affective Computing einzuschätzen.

**Abb. 2: Zwei-Faktor-Affekt-Modell**

Quelle: Watson, Clark und Tellegen (1988).

Quelle: Watson, Clark und Tellegen (1988).

Eine weit bestätigte Annahme der Emotionsforschung ist aber, dass diskrete Emotionszustände existieren (Zimbardo und Gerrig 2008). Im Rahmen des Affective Computing ist zu entscheiden, ob eher allgemeine Stimmungen oder diskrete Emotionen gemessen und ausgewertet werden sollen. Bei Emotionen ist zudem der Detailgrad zwischen Basisemotionen und komplexen Emotionen zu bestimmen. Komplexere Modelle basieren meistens auf diskreten Emotionen, während einfachere Modelle meist auf reduzierten, bipolaren Dimensionen beruhen.

Das Zwei-Faktor-Modell von Watson und Tellegen (1988) ist ein einfa-

ches, dimensionales Emotionsmodell auf Basis zweier zugrundeliegender bipolarer Stimmungsfaktoren: Valenz (positiv vs. negativ) und Stärke (hoch vs. niedrig). Abbildung 2 zeigt, dass sich viele Emotionen in dieses Kontinuum einordnen lassen. Ein Nachteil hierbei ist allerdings, dass Stimmungskombinationen wie stark-negativer Affekt recht unterschiedliche Emotionen wie z.B. „fearful“ / „angsterfüllt“ und „hostile“ / „feindselig“ umfassen können. Dies kann für eine Personalisierung der Mensch-Computer-Interaktion zu undifferenziert sein (Picard 1997).

Eine der bekanntesten diskreten Emotionstheorien nach Ekman (1972)

unterscheidet die sechs Basisemotionen Freude, Überraschung, Traurigkeit, Angst, Ekel und Wut. Die Expression dieser Emotionen, wie Lächeln bei Freude, ist initial weitestgehend kultur- und altersunabhängig, wird aber im Lebensverlauf kulturell geprägt. Dies deutet auf eine stabile und übergreifende Anwendbarkeit der Theorie hin (Ekman 1972; 1992).

Einen hohen Differenzierungsgrad der Emotionskonzeptualisierung weisen mittlerweile Arbeiten der psychobiologischen Forschung auf. Sie messen anhand des autonomen Nervensystems Emotionen negativer Valenz, positiver Valenz sowie unklarer Valenz. Abbildung 3 gibt einen Überblick über 18 Emotionen dieser Kategorien. Herausforderung hierbei ist aber eine stark ausdifferenzierte und nicht einheitlich angewandte Emotionsnomenklatur (Kreibitz 2010).

Im Rahmen des Affective Computing gibt es bisher keine eindeutige Priorisierung der Modelle. Oft beeinflusst auch die Messmethode die Auswahl des Emotionsmodells – so basieren viele Gesichtskodierungsstudien auf dem Facial Action Coding System (FACS) von Ekman und Friesen (Ekman 1992), welches wiederum auf dem Emotionsmodell von Ekman (1972) beruht.

Die Auswahl des Emotionsmodells ist nicht nur von technischen Messmöglichkeiten, sondern auch von der vorhandenen Rechenleistung abhängig. Finden die Messung, Verarbeitung und Nutzung der Daten in dezentralen, weniger leistungsfähigen Devices wie Wearables oder IoT-Devices statt, so sind einfachere Modelle komplexeren Modellen vorzuziehen. Darüber hinaus ist eine interessante Entwicklung, dass erste Studien kein Emotionsmodell a priori spezifizieren, sondern selbstlernende Algorithmen auf Basis vorhandener Messdaten selbstständig Optimierungsprobleme lösen.



### Abb. 3: Autonomes Nervensystem und Emotionsmessung in der Psychobiologie

<b>EMOTIONEN MIT NEGATIVER VALENZ</b> <ul style="list-style-type: none"><li>• Wut (Anger)</li><li>• Verunsicherung (Anxiety)</li><li>• Ekel (Disgust)</li><li>• Scham (Embarrassment)</li><li>• Angst (Fear)</li><li>• Traurigkeit (Sadness)</li></ul>	<b>EMOTIONEN MIT POSITIVER VALENZ</b> <ul style="list-style-type: none"><li>• Zuneigung (Affection)</li><li>• Erheiterung (Amusement)</li><li>• Zufriedenheit (Contentment)</li><li>• Glück (Happiness)</li><li>• Freude (Joy)</li><li>• Vorfreude (Pleasure, anticipatory)</li><li>• Stolz (Pride)</li><li>• Erleichterung (Relief)</li></ul>
<b>Emotionen ohne klare Valenz</b> <ul style="list-style-type: none"><li>• Überraschung (Surprise)</li><li>• Spannung (Suspense)</li></ul>	

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Kreibig (2010).

### 3. Wie werden die Emotionen gemessen?

#### 3.1 Überblick

Tabelle 3 gibt einen Überblick über die wichtigsten Messmethoden, deren grundlegendes Vorgehen, sowie eine Einschätzung hinsichtlich der Kriterien Labor-Bias, also externe Validität, sozialer Bias, d.h. keine Induzierung sozialer Erwünschtheitsverzerrungen der Antworten, Skalierbarkeit, Nutzerfreundlichkeit, Kosteneffizienz und technologischer Reifegrad. Diese Einschätzung basiert auf einer Aggregation der Übersichtsstudien von Calvo und D’Mello (2010), Kreibig (2010), McDuff (2018), Picard (1997) und Poels und Dewitte (2006) sowie Experteninterviews.

Auf Basis der heuristischen Einordnung fokussiert sich dieses Kapitel auf Methoden, die derzeit das Potenzial einer hohen Skalierbarkeit kombiniert mit einer hohen Nutzerfreundlichkeit haben und daneben mindestens mittlere externe Validität und geringe Verzerrung hinsichtlich sozial erwünschten Antwortverhal-

tens aufweisen. Dies gewährleistet, dass die betrachteten Methoden mittelfristig automatisierbar und skalierbar sind sowie objektive und zuverlässige Daten generieren, ohne dabei die digitale Customer Experience zu beeinträchtigen (McDuff et al. 2013; McDuff 2018). Der technologische Reifegrad dient nur als deskriptives Merkmal, da sich dieser Artikel auf derzeitige und zukünftige Einsatzgebiete fokussiert.

Diese Kriterien wurden aufgrund der Zielsetzung der Integrierbarkeit des Affective Computing in digitales Marketing gewählt. Sie sollen die digitale Skalierbarkeit der Messmethode sowie die Einfachheit der Technologienutzung durch Kunden gewährleisten (Iansiti und Lakhani 2014; Graf-Vlachy, Buhtz und König 2018). In Kapitel 5 und 6 wird darüber hinaus die zentrale Frage aufgeworfen, ob und wann Nutzer die Anwendungsfälle des Affective Computing so nützlich finden, dass sie in eine Messung ihrer Emotionsdaten einwilligen.

Im Folgenden werden die Vorteile und Nachteile kurz definiert, ausgewählte Messmethoden kurz beschrieben und ihre Vor- und Nachteile bewertet. Für vertie-

fende Betrachtungen sowie Analysen zu den hier nicht im Fokus stehenden Messmethoden sei auf Kreibig (2010), McDuff (2018), Picard (1997) sowie Poels und Dewitte (2006) verwiesen.

#### 3.2 Physiologische Daten von Wearables

Die Messung physiologischer Daten wie Hautwiderstand (Electro-dermal activity | EDA) oder Herzschlag (Heart Rate | HR) sowie dessen Derivate wie Herzschlagvariabilität (Heart Rate Variability | HRV) hat eine lange Tradition in der Emotionsmessung (Picard 1997). Sie zielt auf die Messung der Veränderungen des autonomen Nervensystems aufgrund erlebter Emotionen ab. Ein zentraler Vorteil ist, dass das autonome Nervensystem im Gegensatz zur Gesichtsmuskulatur oder Selbstauskünften nur schwer manipulierbar ist. Darüber hinaus können im Gegensatz zu Selbstauskünften auch nicht bewusste sowie nicht sozial erwünschte Emotionen erfasst werden (Kreibig 2010).

Traditionell erfolgten apparative Messungen in Laborsituationen. Handelsübliche Wearables wie Fitness-Tracker und Smartwatches können HR und EDA mittlerweile auch ausserhalb von Laboren sowie nutzerfreundlich messen, was eine Integration in digitales Marketing möglich machen würde. Dies begünstigt auch die Kosteneffizienz dieser Methode. Eine zentrale Herausforderung hierbei ist jedoch, dass viele der Wearables-Hersteller bewusst oder unbewusst kaum Datenschnittstellen für externe Anbieter bereitstellen (Richter und Bartl 2018).

#### 3.3 Kodierung der Gesichtsmuskulatur

Die Messung und Kodierung der Gesichtsmuskelbewegungen basiert oft auf dem Facial Acting Coding System (FACS nach Ekman und Friesen, 1978, sowie Cohn, Ambadar und Ekman 2007). Hier-

bei werden diskrete Emotionen anhand spezifischer Bewegungen sogenannter Action Units, also gewisser Gesichtsmuskelbewegungen, gemessen und auf Basis von Kodierungsschemata diskrete Emotionen abgeleitet: Freude, Traurigkeit, Überraschung, Angst, Wut, Ekel und Verachtung. Zur Erfassung der Videodaten sind mittlerweile Smartphone- und Laptop-Kameras geeignet, was die

Methode kosteneffizient, skalierbar und ausserhalb von Laborbedingungen einsetzbar macht. Nutzer müssen dabei ein Opt-in erteilen und sind sich damit tendenziell der Videoaufnahme bewusst, zeigen aber meist natürliches, unverzerrtes Verhalten (McDuff 2018). Die Methode wird somit in der Ex-ante-Werbewirkungsforschung bereits intensiv genutzt, wie im folgenden Kapitel näher beschrie-

ben wird. Für Echtzeitmessungen gestaltet sich das Opt-in der Nutzer für den Videozugriff derzeit noch schwierig und sehr anwendungsfallbezogen.

Eine weitere Herausforderung ist, dass grundlegende Gesichtsexpressionen angeboren und somit kulturell übergreifend identisch sind. Interkulturell kann aber die Sozialisierung zu Unterschieden führen. So werden in kollektivistischen

**Tabelle 3: Messmethoden im Affective Computing**

Methoden	Verfahren	Kein Labor Bias	Kein sozialer Bias	Skalierbarkeit	Nutzerfreundlichkeit	Kosteneffizienz	Technologischer Reifegrad
<b>Fokus dieses Artikels: Methode mit hoher Kosteneffizienz, hoher Nutzerfreundlichkeit und wenig Verzerrungen</b>							
<b>Kodierung Gesicht</b>	Messung der Gesichtsmuskelbewegungen und Klassifizierung emotionaler Gesichtsausdrücke	+++	++	++	+++	+++	+++
<b>Lichtreflektion Gesicht</b>	Messung der Lichtreflektionen des Gesichtsfelds und Ableitung der Heart Rate anhand der Schwankungen der Reflektion grünen Lichts	+++	++	++	+++	+++	+
<b>Bewegungen Gesicht</b>	Messung von Mikrobewegungen des Gesichts und Ableitung der Heart Rate	+++	++	++	+++	+++	+
<b>Text</b>	Analyse und Klassifizierung von Textinhalten hinsichtlich Sentiment	+++	++	+++	+++	+++	+++
<b>Physiologische Daten Wearables</b>	Messung von Hautwiderstand und herzratenbasierten Daten durch Wearables	++	+++	++	++	+++	++
<b>Bewegungsdaten</b>	Nutzung von Smartphone-Sensordaten (GPS, Beschleunigungssensor, Gyroskop und Magnetfeldsensor) zur Messung von Makro- und Mikrobewegungen	+++	+++	+++	+++	+++	+
<b>Stimme</b>	Messung der Stimmhöhe, -tonalität, Sprechtempo und Klassifizierung der Emotion	+++	++	++	++	+++	++
<b>Weitere verbreitete Methoden mit geringerem Skalierungspotenzial</b>							
<b>Selbstauskunft Fragebogen</b>	Messung der Emotionen durch Fragebögen mittels bestehender Skalen	+	+	++	+	+++	+++
<b>Selbstauskunft visualisiert</b>	Messung der Emotionen durch visualisierte, diskrete Self-Assessment-Manikins	+	+	+	++	+++	++
<b>Selbstauskunft Moment-to-Moment</b>	Messung der Emotionen durch kontinuierliche, meist bipolare Emotionsangabe	+	+	+	++	+++	+++
<b>Physiologische Daten, apparative Messung</b>	Apparative Messung von Hautwiderstand und herzratenbasierten Daten durch Apparate im Labor	+	+	+	+	+	++
<b>Eye-Tracking</b>	Apparative Messung der Augenbewegungsmuster und Ableitung emotionaler Zustände	+	+	+	+	+	++
<b>Körperhaltung</b>	Messung und Klassifizierung der Körperhaltung	++	++	++	++	+++	++
<b>Bildgebende Verfahren</b>	Visualisierung von äusseren (EEG) oder tieferliegenden Gehirnaktivitäten (fMRT) in verschiedenen Gehirnregionen	+	+	+	+	+	++

+++ hoch, ++ mittel, + niedrig. Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Kreibig (2010), McDuff (2018), Picard (1997), Poels und Dewitte (2006).

Kulturen Emotionen weniger expressiv gezeigt, um die soziale Gruppe nicht zu belasten (Ekman et al. 1987). Mittlerweile können grosszählige und länderübergreifende Datenbanken mit mehreren Millionen Videobeobachtungen diese Limitation adressieren (McDuff 2018).

### 3.4 Messung der Lichtreflektion des Gesichtsfelds

Neuere Entwicklungen in der Gesichtsfeldanalyse fokussieren sich auf die Messung der HR und HRV. Diese Technologie basiert auf Photoplethysmografie (PPG), die mittels Kameras die Eigenschaften des von der Haut reflektierten Lichts misst. Blut absorbiert mehr Licht als umliegendes Gewebe und Änderungen im Blutvolumen führen somit zu Veränderungen des reflektierten Lichts. Während in der Vergangenheit Filter- und Klassifikationsalgorithmen eine echtzeitbasierte Messung nicht erlaubten, da sie mit 30 Sekunden Verzögerung arbeiteten, können neuere Verfahren akkurate, effiziente und echtzeitbasierte Analysen innerhalb von 0,25 Millisekunden liefern (Osman, Turcot und Kaliouby 2015).

Diese Messmethode kann damit auf die Vielzahl der Erkenntnisse zu Zusammenhängen zwischen psychobiologischen Faktoren wie der Herzrate und Emotionen zurückgreifen (siehe Kreibitz 2010 für einen Überblick). Gleichzeitig erlaubt sie aber eine extern validere und nutzerfreundlichere Messung als in bisherigen Laborsituationen über apparative Messungen. Die Ergebnisse beruhen dabei auf handelsüblichen Laptop-Kameras und sind somit auch kosteneffizient skalierbar (Osman, Turcot und Kaliouby 2015).

### 3.5 Messung von Mikrobewegungen des Gesichts

Die Betrachtung der Lichtreflektionen der Haut funktioniert in manchen Situa-

## Kernthesen

1. Affective Computing ist der Schlüssel zu flächendeckender Akzeptanz empathischer Mensch-Maschine-Interaktionen.
2. Affective Computing wird schon erfolgreich in der Praxis eingesetzt.
3. Kostengünstigere und nutzerfreundlichere Technologien machen Affective Computing skalierbar.
4. Nutzer werden mittelfristig Affective Computing im Rahmen empathischer digitaler Customer Experiences erwarten.
5. Unternehmen sollten beginnen, Affective Computing für Prototypen zu nutzen, um diesen Wettbewerbsvorteil nicht zu verpassen.

tionen unzuverlässig, z.B. wenn das Umgebungslicht variiert oder relevante Hautpartien des Gesichts durch Kleidung oder Haare verdeckt sind. Eine alternative Methode betrachtet die Mikrobewegungen des Kopfes, d.h. subtile Bewegungen, die durch das Pulsieren des Bluts beim Herzschlag ausgelöst werden und durch geeignete Techniken sichtbar und auswertbar gemacht werden können (Balakrishnan, Durand und Guttag 2013; Wu et al. 2012). Dadurch lässt sich erneut der Herzschlag aus einem Video rekonstruieren. Im Übrigen bringt diese Methode die identischen Vor- und Nachteile der Lichtreflektionsmethode mit sich, vor allem die kosteneffiziente Skalierungsmöglichkeit auf Basis bereits vorhandener Geräte wie Laptops und Smartphones.

## 3.6 Text

Von Nutzern erzeugte Texte können sowohl hinsichtlich Valenz als auch Arousal analysiert werden. Eine zentrale Herausforderung hierbei stellt jedoch die Aggregation der Daten einzelner Nutzer dar. Die Methode zeichnet sich durch eine hohe Kosteneffizienz aus, da viele Daten wie User Generated Contents (UGC) bereits vorhanden sind. Während grosse Mengen an UGC aggregiert ausgewertet werden können, so besteht eine grössere Herausforderung darin, nicht öffentliche Texte von Nutzern auswerten zu dürfen – zudem liegen diese meist nicht in Echtzeit vor.

Eine interessante Entwicklung ist hierbei die Verbreitung von textbasierten Chatbots, die affektive Textauswertungen integrieren können, um die Stimmung ihrer Nutzer zu messen. Ein weiterer Proof of Concept ist die Analyse freizugänglichen UGC auf Twitter durch Yerva et al. (2012). In Kombination mit Sensordaten zu Wettervorhersagen konnte ein stimmungsbasiertes Reiseempfehlungssystem entwickelt werden.

## 3.7 Smartphone-Sensordaten

Smartphones sind mit einer Reihe von Sensoren ausgestattet, die im Rahmen des Context-aware-Computing und damit auch des Affective Computing genutzt werden. Es können sowohl Mikro- als auch Makrobewegungen gemessen werden. So können unterschiedliche generelle Bewegungsmuster und Aktivitäten wie Gehen, Stehen oder Fahren mittels Beschleunigungssensor, Gyroskop und Magnetfeldsensor sowie GPS, Audio, Zeitstempel und Barometer klassifiziert werden. Es können aber auch sehr spezifische Situationen wie „U-Bahn betreten“ oder „In U-Bahn fahrend“ mit hoher Genauigkeit bestimmt werden (Maier und Dorfmeister 2013). Ma et al. (2012) messen

auf Basis von Mikrobewegungen, Standort, Kommunikationsfrequenz und Aktivitäten wie Laufen, Rennen, Sitzen, Stehen im Rahmen ihres Mood-Miner-Modells, um Stimmungen zu erfassen. Hierbei sind die Kosten der Methode gering, da Datenerhebungs- und -übertragungsmöglichkeiten vorhandener Geräte genutzt werden.

Ein alternativer Ansatz im Rahmen der Smartphone-basierten Stimmungsmessung stellt MoodScope dar. Hier werden nicht frei zugängliche Sensordaten, sondern Nutzungsdaten mobiler Anwendungen sowie die Kommunikationshistorie des Nutzers als Datenquellen verwendet. Dieser Ansatz erscheint allerdings weniger skalierbar (LiKamWa et al. 2013).

### 3.8 Audio

Audiodaten mit menschlicher Sprache können ähnlich wie bei der Textanalyse hinsichtlich ihres Inhaltes analysiert werden. Andererseits können Algorithmen wie sensAI-emotion die Stimme hinsichtlich diskreter Emotionen wie Freude oder Wut oder auch Stimmungen wie Erregung oder Valenz analysieren (Audieering 2018, Schuller und Batliner

2013). In Anwendungsszenarien gibt es allerdings oftmals Probleme wie Hintergrundgeräusche, die die Datenqualität ungleich stärker als bei Videodaten des Gesichts beeinflussen (Cordaro et al., 2016). Expression starker Emotionen durch Lachen oder Weinen unterstützt dagegen die Reliabilität der Messung (Juslin und Scherer 2005).

## **Aufgrund der derzeit rasanten Adoption sprachgesteuerter Mensch-Computer-Interaktionen durch personalisierte Assistenten wie Siri oder Alexa scheint die Analyse der Stimmdaten sehr vielversprechend zu sein.**

Aufgrund der derzeit rasanten Adoption sprachgesteuerter Mensch-Computer-Interaktionen durch personalisierte Assistenten wie Siri oder Alexa scheint die Analyse der Stimmdaten sehr vielversprechend zu sein. Es liegt meistens keine Labor- oder soziale Verzerrung vor und die Daten können mittels Smartphones und Smart Devices kostengünstig, skalierbar und nutzerfreundlich erhoben werden. Al-

erdings haben Entwickler oftmals noch keinen Zugriff auf die Rohdaten der Smart Devices.

### 3.9 Einordnung

Die Beschreibung zeigt, dass neuere Messmethoden die zentralen Hürden der Skalierung des Affective Compu-

ting adressieren und es damit mittelfristig für digitales Marketing nutzbar machen. Während manche Messmethoden wie die Apple Watch in geschlossenen Ökosystemen skaliert werden, können andere Methoden wie der Zugriff auf Smartphone-Sensordaten auch in offenen Ökosystemen umgesetzt werden. Erste Anbieter bieten bereits standardisierte oder individualisierte Produkte im Bereich Affective Computing an. Im Folgenden werden exemplarische Lösungen vorgestellt.

### Handlungsempfehlungen

1. Unternehmen sollten prüfen, wie relevant die empathische Gestaltung der digitalen Mensch-Computer-Interaktion für ihr zentrales Nutzungsversprechen („Value Proposition“) ist. Sollte die digitale Customer Experience wichtig sein, so wird Affective Computing strategisch bedeutsam werden.
2. Unternehmen sollten einschätzen, inwiefern sie intern oder in ihrem Netzwerk auf Affective-Computing-Ressourcen und -Kompetenzen zugreifen können. Experten in dem Bereich sind selten und werden in Zukunft gefragt sein.
3. Unternehmen sollten Affective Computing schnell, iterativ und einfach mittels Prototypen testen, um Umsetzungserfahrung zu sammeln und Lerneffekte zu erzielen.

### 4. Von wem wird Affective Computing wie eingesetzt und was sind zukünftige Anwendungsfälle?

#### 4.1 Überblick

Während dieses Kapitel spezifische Anwendungsbeispiele zeigt, veranschaulicht Abbildung 4 weitere Felder des Affective Computing in ausgewählten Branchen über das digitale Marketing hinaus. Dies zeigt, wie empathische Mensch-Computer-Interaktionen unterschiedlichste Anwendungen für Nutzer

hilfreicher, angenehmer und einfacher gestalten können. Im Folgenden werden je zwei Beispiele aus dem angloamerikanischen und aus dem deutschsprachigen Raum besprochen.

#### 4.2 Conversion Optimization (Affectiva)

Zur Conversion Optimization wird Affective Computing bereits intensiv und skaliert für quantitative Pretests und Posttests von Display-, Video- und interaktiven Anzeigen eingesetzt. Die dominante Methode dabei ist die Kodierung der Gesichtsmuskulatur. Die bisherige Forschung konnte Zusammenhänge zwischen der Gestaltung der Anzeige und unterschiedlichen Nutzeremotionen messen. Ebenso haben Emotionen positive Auswirkungen auf Variablen wie Einstellung zur Anzeige, Einstellung zur Marke sowie Kaufab-

sicht (Bagozzi, Gopinath und Nyer 1999; Poels und DeWitte 2006; McDuff 2018). Während bisher diese abhängigen Variablen meist per Selbstauskunft gemessen wurden, zeigen erste Feldstudien im Bereich Fast Moving Consumer Goods signifikante Zusammenhänge zwischen emotionalen Reaktionen zu Videos und kurzfristigen objektiven Verkaufszahlen (McDuff et al. 2013). Ebenso kann User Engagement erhöht werden. Nutzer, die Freude erleben, sind z.B. weniger geneigt, ein Video abzubrechen, was wiederum die View-through-Rate erhöht (Teixeira, Picard und Kaliouby 2014).

Eine Herausforderung besteht hier in Zukunft, digitale Nutzerprofile längerfristig mit Emotionsdaten anzureichern und Nutzern Anreize zu bieten, ihre Daten zur Verbesserung ihrer Customer Experience zur Verfügung zu stellen (McDuff 2018).

#### 4.3 Empathisches Smart Home (Google)

Kürzlich hat Google ein Experiment durchgeführt, in dem unter anderem Katzenzeichnungen durch eine KI erstellt wurden, wie in Abbildung 5 in der oberen Reihe dargestellt. Diese Bilder wurden Nutzern gezeigt, deren Reaktion per Webcam aufgezeichnet und kodiert wurde. Lächeln wurde dabei als positive Reaktion, Verwirrung oder Stirnrunzeln als negative Reaktion kodiert. Die KI wurde mit dem Ziel der Optimierung positiver Reaktionen trainiert und die Resultate zeigten bessere Zeichnungen der Tiere, wie die untere Reihe in Abbildung 5 beweist.

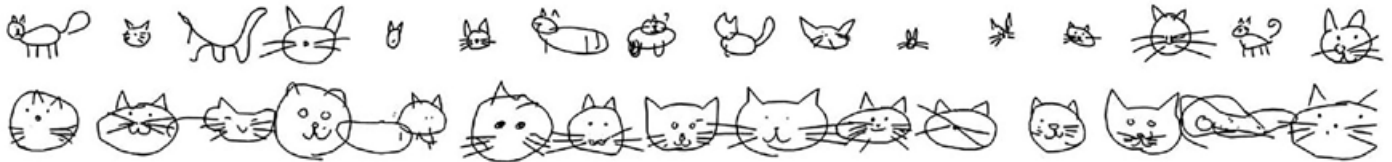
Google-Mitarbeiter gaben als Zielsetzung des Experiments an, KI so zu gestalten, dass sie Nutzer fröhlicher stimmt und hilft, Frustration zu vermeiden. Dies soll sowohl die Customer Ex-

### Abb. 4: Derzeitige und zukünftige Anwendungsmöglichkeiten des Affective Computing

<b>Marktforschung</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Werbemittel-optimierung</li> <li>• Werbesteueroptimierung</li> <li>• UX-Research</li> </ul>	<b>Content Marketing</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Personalisierter Content</li> <li>• Personalisierte Interaktion</li> </ul>	<b>Marketing Automation</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Emotion-based Segmentation</li> <li>• Emotion-based (Re-)Targeting</li> </ul>	<b>Digital Advertising</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Programmatic Emotion Advertising</li> </ul>	<b>Gaming</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Adaptive Storytelling</li> <li>• Adaptive Roleplaying</li> </ul>
<b>Bildung</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Adaptive Online-Learning</li> <li>• Motivationsunterstützung der Lernenden</li> </ul>	<b>Industrie 4.0</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Optimierung Mensch-Computer-Interaktion</li> <li>• Optimierung Mensch-Maschine-Interaktion</li> <li>• Optimierung Prozesse</li> </ul>	<b>Health-Care</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Prävention psychischer Erkrankungen</li> <li>• Diagnoseunterstützung psychischer Erkrankungen</li> <li>• Therapieunterstützung psychischer Erkrankungen</li> </ul>	<b>Smart Home</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Stimmungsbasierte Steuerung</li> <li>• Stimmungsverstärkung oder -milderung</li> <li>• Frühwarnsysteme</li> </ul>	<b>Transport</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Monitoring Fahrtüchtigkeit</li> <li>• Personalisiertes On-Car / On-Board Entertainment</li> </ul>
	<b>Hochsicherheitsberufe</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Monitoring Fluglotsen</li> <li>• Monitoring Bahnlotsen</li> </ul>	<b>Events</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Panikprädiktion</li> <li>• Katastrophenmanagement</li> <li>• Sicherheitsanalysen</li> </ul>	<b>Sport</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Motivationsunterstützung</li> <li>• Trainingsoptimierung</li> </ul>	

Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Picard (1997) und Tawny (2018).



**Abb. 5: Beispielhafte Zeichnungen des Google KI vor und nach einer empathischen Optimierung**

Quelle: Gershgorn 2018.

perience verbessern als auch KI sicherer machen, indem negative Nutzererfahrungen aktiv durch die KI vermieden werden. Ein Einsatzszenario sollen dabei Google-Sprachassistenten im Smart Home sein (Gershgorn 2018).

#### 4.4 Empathische Content-Recommendation-Systeme (tawny.ai)

In einer aktuellen Studie setzten Richter und Bartl (2018) ein multimodales Messmodell aus Smartphone-Sensordaten, Wearables-Sensordaten und Selbstauskünften auf, um 1:1-Content-Personalisierung im Bereich Rezeptempfehlungen zu ermöglichen. Dabei wurde neben üblichen Kontextfaktoren wie Saison, Aktivität, bestehende Rezeptbewertungen und Ort auch die Stimmung anhand der Sensor- und Befragungsdaten gemessen und in das Rezeptempfehlungssystem miteinbezogen. Die Studienergebnisse zeigen vielversprechende Möglichkeiten für stimmungsbasierte Content-Empfehlungen auf. Das dahinter stehende Start-up heisst TAWNY und hat seinen Sitz in München (TAWNY 2018).

#### 4.5 Empathische Internet of Things-Lösungen (deeply)

Deeply (2018) ist ein Start-up, das basierend auf Entwicklungsarbeiten des Fraunhofer Instituts eine Lösung zur Gesichtskodierung von Emotionen an-

bietet. Anhand des Unternehmens Deeply wird ersichtlich, dass Technologien wie Gesichtskodierung bereits für verschiedene Anwendungsfälle und Industriefälle optimiert werden. Die Deeply-Technologie kann Gesichter erkennen und hinsichtlich Alter, Geschlecht, Aufmerksamkeit und diskreter Emotionen analysieren.

Deeply fokussiert sich dabei auf das Internet of Things und Robotik. Die Algorithmen sind extrem sparsam und da-

### **Experten in dem Bereich Affective Computing sind selten und werden in Zukunft gefragt sein.**

her speziell für Edge Computing auf embedded Systems, z.B. in Smart Devices, optimiert. Dies ermöglicht schnelle Feedback-Schleifen in der Mensch-Computer-Interaktion hinsichtlich impliziter Signale (siehe Abbildung 1). Da die Daten der Devices zur Analyse auch nicht in die Cloud gesendet werden müssen, ist auch der Datenschutz gewährleistet.

#### 4.6 Weiterer Ausblick

Eine zentrale Frage für die weitere Entwicklung des Affective Computing wird neben der technologischen Entwicklung die Nutzeradoption sein: Werden Nutzer

emotionale Daten mit digitalen Anbietern teilen? In welchen Situationen sind sie dazu bereit? Welche datenschutzrechtlichen Implikationen hat Affective Computing? Welche ethischen Fragestellungen müssen dabei erfüllt werden?

Hinsichtlich der Bereitschaft emotionale Daten zu teilen, wird sich Affective Computing durchsetzen, wenn Nutzer durch empathische Mensch-Computer-Interaktionen deutlich bessere Nutzererfahrungen erleben. Dies kann in Bereichen wie Gaming aktiv gefordert werden: Die Immersion in eine virtuelle Spielumgebung ist tiefer, wenn die Umgebung in Gestaltung und Ablauf auf die Emotion des Spielers eingeht. Solche Anwendungsfälle werden – ähnlich wie bei der Diffusion von Augmented Reality durch Pokemon Go – raschen und breiten Market Pull erzeugen. Ein Nutzer, der solch eine Nutzererfahrung auf Basis emotionalisierter Personalisierung erlebt hat, wird dies auch in anderen Verticals wie Musik- oder Video-streaming erwarten.

Dies bietet mittelfristig die Möglichkeit, emotionale Nutzerdaten echtzeitbasiert auch im Rahmen des Programmatic Advertising einzusetzen, um Kampagnen noch zielgerichteter auszusteuern. So könnten Nutzer anhand ihrer Stimmung und Emotion segmentiert werden oder lookalike Audiences adressiert werden. Darüber hinaus könnte die emotionale Wirkung von Kampagnen in Echtzeit gemessen werden – dies ist tatsächlich bereits durch

Realtime Social Media Sentiment Monitoring im Einsatz.

## 5. Wie kann mein Unternehmen Affective Computing einsetzen?

Um als Organisation einzuschätzen, ob Affective Computing in einer seiner Ausprägungen sinnvoll eingesetzt werden kann, empfehlen wir drei Schritte:

### 5.1 Technologie-Einschätzung

Am Anfang steht eine einfache heuristische Prüfung: Wird Affective Computing im Rahmen des Technologie- oder Trendmonitoring im eigenen Unternehmen bereits erfasst? Oftmals wird es

unter KI oder Big Data subsumiert, was der strategischen Bedeutung nicht gerecht wird.

Dann gilt es zu prüfen, wie wichtig die empathische Gestaltung der digitalen Mensch-Computer-Interaktion für das zentrale Nutzungsversprechen („Value Proposition“) des Unternehmens ist. Falls es ein Hygienefaktor ist, reicht eine passive Beobachtung von Affective Computing. Sollte die digitale Customer Experience aber einen Leistungs- oder sogar Begeisterungsfaktor für die eigene Value Proposition darstellen, so muss Affective Computing als strategisch bedeutsam zumindest auf der Ebene von Conversational Interfaces oder Mobile Marketing eingeordnet werden.

Anschliessend gilt zu prüfen, ob in der eigenen oder in benachbarten Industrien empathische Customer Experience für den Kunden bedeutsame Wettbewerbsvorteile bringt. Falls ja, sollte das Unternehmen in Ideation zu Affective Computing in der Customer Journey einsteigen.

Darüber hinaus ist es wichtig, die Limitationen der Technologie zu kennen, um intern und auch bei Kunden keine nicht erfüllbaren Erwartungen zu wecken. Tabelle 3 zeigt überblicksartig den technologischen Reifegrad der einzelnen Messmethoden. Im Rahmen inkrementeller Tests und Innovationen sollte man auf etabliertere Methoden setzen, bei disruptiveren Ansätzen kön-

## Literatur

- Audieering (2018), sensAI-emotion, abgerufen am 29.05.2018 von URL <https://audieering.com/technology/sensai/#sensai-emotion>.
- Bagozzi, R., Gopinath, M., und Nyer, P. U. (1999), The Role of Emotions in Marketing, *Journal of the Academy of Marketing Science*, 27 (2), pp. 184–206.
- Bartl, M. (2018), Automatisierung: Emotionale Bindung, in: CDO Insight im Digital Business 06/17, o.S.
- Balakrishnan, G., Durand, F., und Guttag, J., (2013), Detecting Pulse From Head Motions in Video, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 3430–3437.
- Calvo, R. und D’Mello, S. (2010), Affect Detection: An Interdisciplinary Review of Models, Methods, and Their Applications, *IEEE Transactions on Affective Computing*.
- Champiri, Z. D.; Shahamiri, S. R., und Salim, S.S.B (2015), A Systematic Review of Scholar Context-Aware Recommender Systems, *Expert Systems with Applications*, 42 (3), pp. 1743–1758.
- Cohn, J. F., Ambadar, Z., und Ekman, P. (2007), Observer-based Measurement of Facial Expression with the Facial Action Coding System, in: Coan, J. A. und Allen, J. B. (Hrsg.), *Handbook of Emotion Elicitation and Assessment*, New York, NY: Oxford University Press, pp. 203–221.
- Cordaro, D., Keltner, D., Tshering, S., Wangchuk, D., und Flynn, L. (2016), The Voice Conveys Emotion In Ten Globalized Cultures And One Remote Village In Bhutan, *Emotion*, 16 (1), pp. 117–128.
- Deeply (2018), See and Understand Humans, abgerufen am 29.05.2018 von URL <http://www.deeplyapp.de/>
- Devlin, H. (2017), Human-robot Interactions Take Step Forward with ‚Emotional‘ Chatbot, *The Guardian*, abgerufen am 29.11.2017 von URL <https://www.theguardian.com/technology/2017/may/05/human-robot-interactions-take-step-forward-with-emotional-chatting-machine-chatbot>.
- Ekman, P. (1972), Universals and Cultural Differences in Facial Expression of Emotion. In: *Nebraska Symposium on*
- Motivation, Lincoln, Nebraska: University of Nebraska Press, pp. 207–283.
- Ekman, P. (1992), *An Argument for Basic Emotions*. Cognition and Emotion. University of California. San Francisco: Laurence Erlbaum Associates Limited.
- Ekman, P., Friesen, W. V. (1978), *Facial Action Coding System: Investigator’s Guide*, Alto, CA: Consulting Psychologists Press.
- Ekman, P., Friesen, W.V., O’Sullivan, M., Chan, A., Diacoyanni-Tarlazits, I., Heider, K., Krause, R., LeCompte, W.A., Pitcairn, T., Ricci-Bitti, P.E., Scherer, K., Tomita, und M., Tzavaras, A. (1987). Universals And Cultural Differences In The Judgments Of Facial Expressions Of Emotion, *Journal of Personality and Social Psychology*, 53, pp. 712–717.
- Gershgorn, D. (2018), Human Input Required – Google is Building AI to Make Humans Smile, *Quartz*, abgerufen am 17.05.2018 von URL <https://qz.com/1209466/google-is-building-ai-to-make-humans-smile/>
- Graf-Vlachy, K., Buhtz, K. und König, A. (2018), Social Influence in Technology Adoption: Taking Stock and Moving Forward, *Management Review Quarterly*, 68 (1), pp. 37–76.
- Iansiti, M. und Lakhani, K. R. (2014), Digital Ubiquity: How Connections, Sensors, and Data Are Revolutionizing Business, *Harvard Business Review*, 92 (11), pp. 90–99.
- Juslin, P. und Scherer, K. (2005), *Vocal Expression of Affect – The New Handbook of Methods in Nonverbal Behavior Research*, New York: Oxford Univ. Press.
- Kinsella, B. (2018), *Strategy Analytics Reports Explosive Smart Speaker Growth in Q4, 30 Million Units in 2017*, abgerufen am 11.06.2018 von URL <https://www.canalys.com/newsroom/google-beats-amazon-to-first-place-in-smart-speaker-market>.
- Kreibig, Sylvia (2010), *Autonomic Nervous System Activity in Emotion: A Review*, *Biological Psychology*, 84 (3), pp. 394–421.
- LiKamWa R., Liu Y., Lane N. D., and Zhong L. (2013), *MoodScope: Building a Mood Sensor from*

nen weniger ausgereifte Methoden interessantere Ergebnisse liefern.

## 5.2 Kompetenzeinschätzung

Falls Affective Computing einen potenziellen Wettbewerbsvorteil bietet, so muss beurteilt werden, ob eigene Ressourcen und Kompetenzen bereitstehen oder ob externe Experten benötigt werden. Externe Experten können dabei standardisierte Lösungen anbieten – Affectiva bietet zum Beispiel für Anwendungsfälle wie autonomes Fahren Lösungen – oder als individualisierte Technologiepartner gefragt sein. Da Affective Computing stets interdisziplinär ist, sollten zumindest KI-, Entwick-

lungs-, UX-Design- und Business-Kompetenzen in den Projektteams vorliegen. Darüber hinaus sind (Physio-)psychologische und UI-Design-Kompetenzen hilfreich. Dies zeigt jedoch, dass Affective-Computing-Kompetenzen mittelfristig selten sein werden und damit die

**Unternehmen  
sollten beginnen,  
Affective Computing  
für Prototypen zu  
nutzen, um diesen  
Wettbewerbsvorteil  
nicht zu verpassen.**

Sicherung des Zugriffs auf solche Ressourcen wichtig sein kann.

## 5.3 Testing

Wie im digitalen Marketing üblich, muss schnell, iterativ und einfach getestet werden, um Umsetzungserfahrung und Lerneffekte zu erzielen. Hierbei sollten die Methoden des Human Centric Design, Rapid Prototyping sowie des Lean-Start-up-Ansatzes berücksichtigt werden. Diese Testergebnisse werden zeigen, welche Anwendungsfälle von Nutzern akzeptiert und positiv bewertet werden und wie sich der Umsetzungsaufwand zum Geschäftspotenzial verhält. 

Smartphone Usage Patterns, in: Proceeding of the 11th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, pp. 389–402.

Ma Y., Xu B., Bai Y., Sun G., and Zhu R. (2012), Daily Mood Assessment Based on Mobile Phone Sensing, in: Proceedings of the Ninth International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks, pp. 142–147.

Maier M., Dorfmeister F. (2014), Fine-Grained Activity Recognition of Pedestrians Travelling by Subway, in: Memmi G., and Blanke U. (Hrsg.): Mobile Computing, Applications, and Services, MobiCASE 2013., Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering, Vol. 130. Cham: Springer.

McDuff, D. (2018), New Methods for Measuring Advertising Efficacy, in Rodgers, S. and Thorson, E. (Hrsg.): Digital Advertising, 3. Ed., New York and London: Oxford Routledge, Taylor and Francis.

McDuff, D., El Kaliouby, R., Kodra E., und Larginet, L. (2013), Do Emotions in Advertising Drive Sales?: Use of Facial Coding to

Understand the Relation Between Emotional Ads and Sales Effectiveness, in: ESOMAR Congress, Istanbul.

Newman, D. (2017) The Case For Emotionally Intelligent AI, in: Forbes, abgerufen am 29.11.2017 von URL <https://www.forbes.com/sites/danielnewman/2017/05/24/the-case-for-emotionally-intelligent-ai/#6da9fc737788>

Norman, G.J., Necka, E., und Berntson, G.G. (2016), The Psychophysiology of Emotions, In Emotion Measurement, in Meiselman, H.L. (Hrsg.), Woodhead Publishing, pp. 83–98.

Osman, A., Turcot, J. und El Kaliouby, R. (2015), Supervised Learning Approach to Remote Heart Rate Estimation From Facial Videos, in 11th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition (FG), Ljubljana, pp. 1–6.

Picard, R. (1997). Affective Computing. Perceptual Computing. Cambridge: MIT Media Laboratory.

Poels, K. und Dewitte, S. (2006), How to Capture the Heart?

Reviewing 20 Years of Emotion Measurement in Advertising, Journal of Advertising Research, 46 (1), pp. 18–37.

Richter, D. und Bartl, M. (2018), Affective Computing Applied to a Recipe Recommendation System, in: Stuetzer, C.M., Welker, M. und Egger, M. (Hrsg.), Computational Social Science in the Age of Big Data: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications, Herbert von Halem Verlag, pp. 378–395.

Schmidt, A. (2000), Implicit Human Computer Interaction Through Context, in: Personal and Ubiquitous Computing, 4 (2).

Schuller, B. und Batliner, A. (2013), Computational Paralinguistics: Emotion, Affect and Personality in Speech and Language Processing, John Wiley & Sons, Inc.

Tawny (2018), Tawny, abgerufen am 29.05.2018 von URL <https://tawny.ai/>

Teixeira, T. (2014), The Rising Cost of Consumer Attention: Why You Should Care, and What You Can Do about It, Harvard Business School Working Paper, pp. 14–055.

Teixeira, T., Wedel, M. und Pieters, R. (2012), Emotion-induced

Engagement in Internet Video Ads, Journal of Marketing Research, 49 (2), pp. 144–159.

Teixeira, T., Picard, R. und El Kaliouby, R. (2014), Why, When, and How Much to Entertain Consumers in Advertisements? A Web-Based Facial Tracking Field Study, Marketing 33 (6), pp. 809–827.

Watson D., Clark L.A., und Tellegen A. (1988), Development and Validation of Brief Measures of Positive and Negative Affect: The PANAS Scales, in: Journal of Personality and Social Psychology, 54 (6), pp. 1063–1070.

Wu, H.Y., Rubinstein, M., Shih, E., Gutttag, J., Durand, F. and Freeman, W., (2012), Eulerian Video Magnification for Revealing Subtle Changes in the World, ACM Trans. Graph. 31 (4), pp. 1–8.

Yerva S. R., Saltarin, J., Jeung H., und Aberer K. (2012), Cloud Based Social and Sensor Data Fusion, in: Proceedings of the 15th International Conference on Information Fusion, pp. 2494–2501.

Zimbardo, P.G. und Gerrig, R.J. (2008), Psychologie, München et al.: Pearson.