

Reinhold, Michael; Herhausen, Dennis; Pahl, Maximilian; Wulf, Jochen

**Article**

## Perspektiven für Face-Recognition im Data-Driven-Marketing

Marketing Review St.Gallen

**Provided in Cooperation with:**

Universität St. Gallen, Institut für Marketing und Customer Insight

*Suggested Citation:* Reinhold, Michael; Herhausen, Dennis; Pahl, Maximilian; Wulf, Jochen (2020) : Perspektiven für Face-Recognition im Data-Driven-Marketing, Marketing Review St.Gallen, ISSN 1865-7516, Thexis Verlag, St.Gallen, Vol. 37, Iss. 1, pp. 68-75

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/276074>

**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



1 | 2020 **SCHWERPUNKT** A new perspective beyond technology • What drives smart product adoption? • Akzeptanz von Smart Speakern • Veränderungen in der Customer-Experience • Cashierless Stores • Capturing Value • John Deere Case Study **KOMMENTAR** Die Grundfrage bleibt: Warum verhält sich der Mensch, wie er sich verhält? **SPEKTRUM** Face-Recognition

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

## Marketing im Internet der Dinge



# Perspektiven für Face-Recognition im Data-Driven-Marketing

---

Anwendungen von Deep Learning sind im Marketing angekommen. Gesichtsdetektion, Gesichtserkennung, Emotions-Analyse sowie das Klassifizieren nach Alter und Geschlecht sind bereits im Einsatz. Diese Techniken haben die Gemeinsamkeit, dass der Anwender- und/oder Kundennutzen im Marketing bisher noch immer schwer quantifizierbar ist: Viele technische Innovationen wurden in der Vergangenheit überschätzt. Bei vorgestellten Anwendungen handelt es sich um Lösungen, die aktuell nach passenden Problemen suchen – solutions looking for problems. Sie sind „Hidden Champions“ und können inzwischen mehr, als sich auf den ersten Blick vermuten lässt. Bei all diesen Projekten hat die Beachtung sämtlicher Aspekte des Datenschutzes und des Schutzes der persönlichen Sphäre oberste Priorität, denn der Ruf des Unternehmens steht mit auf dem Spiel.

**Dr. Michael Reinhold, Prof. Dr. Dennis Herhausen, Maximilian Pahl, M. Sc.,  
Dr. Jochen Wulf**

## 1. Die visuelle Revolution der Customer-Experience

Apples Face-ID gilt inzwischen als eine der verlässlichsten Technologien, um das Smartphone zu sichern. Instagram-Filter und Snapchat-Linsen nutzen Gesichtserkennungsverfahren, um Selfies mit visuellen Effekten zu verbinden. Und die Websites grosser Brillenanbieter erlauben das Anprobieren der neuesten Modelle über Augmented-Reality-Anwendungen mithilfe der klassischen Webcam. Von Cyber-Security über Business-Intelligence bis hin zum ID-Management – die Anwendungsmöglichkeiten sind vielfältig, weshalb für die Face-Recognition-Technologien ein Umsatzvolumen von 9,6 Milliarden Dollar bis zum Jahr 2022 erwartet wird (Allied Market Research, 2016).

Beflügelt von ihrem Potenzial, werden die computergestützten Bilderkennungsverfahren als biometrische Verfahren stetig weiterentwickelt. Sie werden dadurch immer besser darin, Objekte und dreidimensionale Strukturen aus zweidimensionalen Pixelmatrizen zu identifizieren. Fahrerlose Transportsysteme und intelligente Fertigungsroboter sind Trends und Treiber dieser Technologie.

Während Gesichter, Gegenstände, Entfernungen und Hindernisse inzwischen einfach erkannt werden, stehen Bilderkennungsverfahren heute vor einem entscheidenden Schritt in die Zukunft – besonders wenn es um die Schätzung des menschlichen Alters und Geschlechts geht. Die automatische Erkennung und Identifikation von Tausenden von Gesichtern in Echtzeit sowie deren Klassifikation nach Alter, Geschlecht und Gefühlslage birgt grosse Potenziale für die Marktforschung und die Direktansprache des Kunden. Im Kampf um die knappe Zeit und Aufmerksamkeit an den Touch-

points wird es im Marketing immer wichtiger, die Kommunikation von Angeboten auf die Demografie der Zielgruppe zuzuschneiden.

## 2. Age und Gender – eine erste Annäherung

Während sich der Geschlechtsbegriff einfach erfassen lässt, stellt die Definition des „Alters“ Wissenschaft und Praxis vor Herausforderungen. Bereits die alten Griechen scheiterten an diesem Problem und besetzten den Zeitbegriff mit den Gottheiten Kairos und Chronos doppelt.<sup>1</sup>

Um den Altersbegriff ein wenig greifbarer zu machen, bieten sich drei Sichtweisen an. Demnach gibt es: (1) das chronologische Alter, gemessen an der Zeit seit der Geburt, (2) das persönliche Alter, wie alt sich eine Person fühlt, und (3) das scheinbare Alter, beruhend auf der Einschätzung durch andere Personen. Bisher hat sich die Forschung auf die Schätzung des chronologischen Alters konzentriert, weil nur dieses exakt beziffert werden kann und nicht wie (2) oder (3) von der subjektiven Wahrnehmung abhängt. Zum computerbasierten Schätzen des realen Alters aus Gesichtsbildern werden zu meist Neuronale Netze genutzt. Diese Methode besticht zwar durch eine vergleichsweise hohe Qualität, ist jedoch aufwendig zu entwickeln.

Besonders für die Kosmetikindustrie ist die Erfassung des scheinbaren Alters ein attraktives Ziel, um Verjüngungseffekte in messbare Zahlen zu verwandeln. Aus dem scheinbaren Alter, aufgenommen mit einer Kamera, auf das wahre, chronologische Alter einer Person zu schliessen, stellt jedoch noch immer eine Herausforderung dar (Rothe, Timofte & Van Gool, 2015, 2016). Zu Trainings- und Testzwecken der Schätzverfahren gibt es zwar Da-

**Dr. Michael Reinhold**  
Projektleiter am  
Institut für Marketing,  
Universität St.Gallen  
[michael.reinhold@unisg.ch](mailto:michael.reinhold@unisg.ch)

**Prof. Dr. Dennis Herhausen**  
Associate Professor of Marketing,  
KEDGE Business School,  
Marseille, France  
[dennis.herhausen@kedgabs.com](mailto:dennis.herhausen@kedgabs.com)

**Maximilian Pahl, M. Sc.**  
Institut für Marketing,  
Universität St. Gallen  
[maximilian.pahl@unisg.ch](mailto:maximilian.pahl@unisg.ch)

**Dr. Jochen Wulf**  
Institut für Wirtschaftsinformatik,  
Universität St. Gallen  
[jochen.wulf@unisg.ch](mailto:jochen.wulf@unisg.ch)

## Anmerkungen

- <sup>1</sup> Kairos = der günstige Zeitpunkt, Chronos = der Zeitabschnitt
- <sup>2</sup> Unsere Angaben beziehen sich ausdrücklich auf die Validierungsdaten, d.h. einer Teilmenge des genannten Datensatzes, der nicht zum Training verwendet wurde. Die Genauigkeit für fremde Bilder aus dem öffentlichen Raum ist deutlich geringer.
- <sup>3</sup> Nach der Analyse wurden die Social-Media-Daten wieder gelöscht.

## Zusammenfassung

Das zuverlässige Erkennen von Gesichtern sowie des scheinbaren Alters und Geschlechts in Bildern und Videodaten ist technisch bereits gut gelöst (Reinhold & Wortmann, 2018). Auch die Analyse von Emotionen in Gesichtern hat einen Grad der Zuverlässigkeit erreicht, der für viele Anwendungen im Marketing ausreichend ist. Grosse amerikanische Softwarefirmen bieten dem Anwender cloudbasierte Komplettpakete für diese Aufgaben an. Es gilt, den raschen technologischen Fortschritt auf diesem Gebiet im Auge zu behalten und zum richtigen Zeitpunkt für das eigene Unternehmen zu nutzen. Neue rechtliche Grundlagen sind dabei zu beachten, sie sollten jedoch nicht davon abschrecken, datengestützte Kompetenzen stärker im Unternehmen zu verankern.

Thematisch ordnen wir diesen Beitrag dem maschinellen Lernen (Deep Learning) zu und nicht der Künstlichen Intelligenz (AI): Die vorgestellten Algorithmen sind nicht in der Lage, die Methodik aus der Gesichtserkennung dynamisch und ohne menschliche Intelligenz auf andere Probleme zu übertragen – sie bleiben somit auf den präsentierten Anwendungsrahmen begrenzt. Dies ist allerdings nicht nur eine Limitation unserer Arbeit, sondern beschreibt allgemein den tatsächlichen derzeitigen Stand der „Künstlichen Intelligenz“ jenseits des Hypes (siehe bspw. Beck, 2017; Lenat, 2018).

tenbanken mit Hunderttausenden von Gesichtsbildern samt chronologischem Alter und Geschlecht. Der Rechenfehler zwischen wahren und scheinbarem Alter liegt dabei allerdings noch immer zwischen +15 und -5 Jahren, wie wir beispielsweise auf den Bildern der IMDb-Datenbank (Internet Movie Database) mit den aktuellen Verfahren selbst berechnen konnten. Alle Altersangaben aus Bilddaten im öffentlichen Raum sind ebenso fehlerbehaftet. Deshalb muss das wahre Alter beim Bedarf nach präzisen Daten bisher weiterhin durch klassische Passkontrollen oder persönliche Angaben erhoben werden.

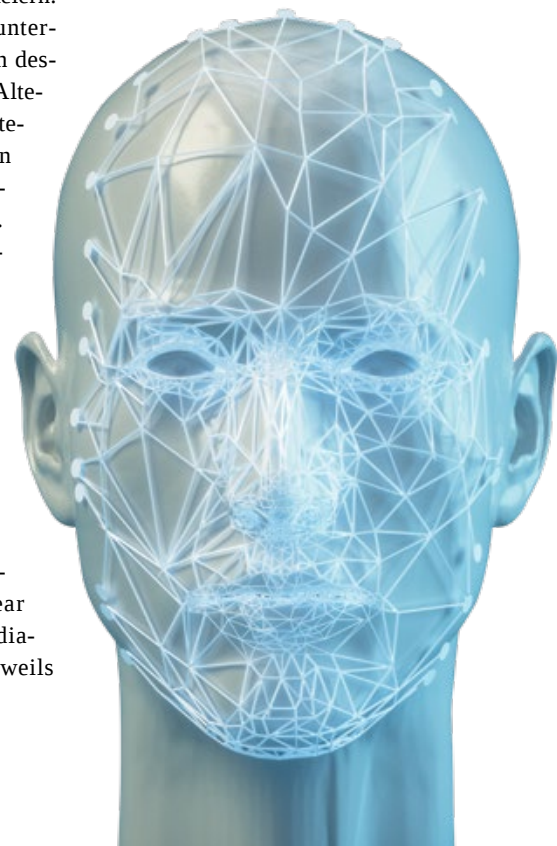
Die Altersbestimmung mittels Gesichtsbildern ist für die Forschung aus einem weiteren Grund spannend: Neben Querschnittsdaten aller Altersbilder zu einem bestimmten Zeitpunkt spielen auch Längsschnittdaten eine grosse Rolle. Es gibt zwar Bilder von Individuen, die sich über eine ganze Lebensspanne erstrecken, wie beispielsweise in der IMDb-Datenbank mit Tausenden von Filmschauspielern. Jede Person altert allerdings unterschiedlich, Längsschnitte wären deshalb nicht nur wichtig, um den Alterungsprozess als solchen zu verstehen, sondern auch, um aus älteren Bildern auf das heutige und zukünftige Aussehen zu schliessen.

Die Extrapolation auf die Zukunft wird besonders von kriminologischen Anwendungen weiter vorangetrieben. Im zivilen Bereich steckt das Verfahren dagegen noch komplett in den Kinderschuhen. Sie wird für grosse Tech-Unternehmen allerdings zunehmend interessant. Steigende Aufmerksamkeit erhielt das Thema beispielsweise durch die „10 Year Challenge“, bei der Social-Media-Nutzer aufgefordert wurden, jeweils

ein Bild aus dem Jahr 2009 und 2019 mit einem motivierenden Satz hochzuladen. Alleine über den Nachrichtendienst Twitter wurden unter dem Hashtag #2009vs2019 mehr als 175 000 Beiträge verfasst. Kritiker gehen heute davon aus, dass Weltmarktführer wie Facebook und Google diese und ähnliche Aktionen fördern, um ihre Algorithmen mit den Bilddaten zu verfeinern. Darüber hinaus wird auch Video als Kommunikationsmedium immer wichtiger, um mit Kunden und Mitarbeitern zu interagieren (Mossner & Herhausen, 2017) – und Bewegtbilder bieten natürlich das gleiche Potenzial wie Bilder.

## 3. Ein Einblick in das Analyse-Verfahren

Die computergestützte Alters- und Geschlechtererkennung gehört zu den interaktionsfreien Methoden zur Objekterkennung und -klassifikation. Die Sentiment-Analyse ist eine ähnliche Anwendung. Sie ermöglicht es, neben



Alter und Geschlecht die Gefühlslage von Personen auf einem Bild zu erkennen. In diesem Artikel fokussieren wir bewusst auf die Age- und Gender-Analyse, während wir die Sentiment-Analyse bereits früher dargestellt haben (Reinhold & Wortmann, 2018).

Alle drei Verfahren haben die Gemeinsamkeit, dass biometrische Daten von Testpersonen aufgenommen und in Echtzeit analysiert werden. Rein technisch gesehen, ist die computergestützte Age- und Gender-Detection eine Methode, die sich durch folgende Vorteile auszeichnet: (1) kein Personenkontakt notwendig (2) 100% automatisiert, (3) echtzeitfähig: Ein Bild wird in weniger als einer Sekunde analysiert, (4) beliebig skalierbar: von einem Bild bis hin zu Millionen von Gesichtsbildern, (5) genauer als Expertenschätzungen und (6) einfach kombinierbar mit anderen Verfahren wie der Emotions- oder Sprachanalyse. Es gibt auch Nachteile: (1) Die Algorithmen zur Datenanalyse müssen alle an Tausenden gelabelten Gesichtsbildern trainiert werden. Es sind zwar schon verschiedene trainierte Neuronale Netze zur Analyse verfügbar, sodass man sich den initialen Aufwand der Konstruktion des Neuronalen Netzes und des Trainings rein theoretisch ersparen kann. Damit aber eine genügende Genauigkeit bei der Erkennung erzielt wird, gilt es, das bestehende Neuronale Netz mithilfe neuer Daten aus dem eigenen Kontext zu optimieren, der sich oft vom eher idealen Kontext des Trainings unterscheidet. (2) Der operativ-technische Aufwand zum Erfassen und Verarbeiten neuer Gesichtsbilder ist vergleichsweise hoch: Das Ablichten der Person muss im richtigen Zeitpunkt, im richtigen Blickwinkel und bei adäquater Beleuchtung praktisch in Passfotoqualität erfolgen. (3) Die mathematische Bildanalyse setzt eine leistungsfähige Computer-

## Kernthesen

Anwendungen von Deep Learning sind im Marketing angekommen. Gesichtsdetektion, Gesichtserkennung, Emotions-Analyse sowie das Klassifizieren nach Alter und Geschlecht sind bereits im Einsatz. Weitere Anwendungen werden folgen.

Diese Techniken haben die Gemeinsamkeit, dass der Anwender- und/oder Kundennutzen im Marketing bisher noch immer schwer quantifizierbar ist: Viele technische Innovationen wurden in der Vergangenheit überschätzt. Nachdem die Blase eines Hypes platzte, musste das Tal der Tränen durchschritten werden, bis sich die neue Technologie als Treiber eines echten Kundenwerts durchsetzen konnte. Auch bei den vorgestell-

ten Anwendungen handelt es sich um Lösungen, die aktuell nach passenden Problemen suchen – solutions looking for problems.

Die Entwicklung abseits des Hypes ist dabei spannend, denn bei vielen überschätzten Technologien bildet sich ein stabiler Trend aus, nachdem die öffentliche Aufmerksamkeit nachgelassen hat. Die vorgestellten Lösungen befinden sich aktuell in dieser Phase – sie sind „Hidden Champions“ und können inzwischen mehr, als sich auf den ersten Blick vermuten lässt.

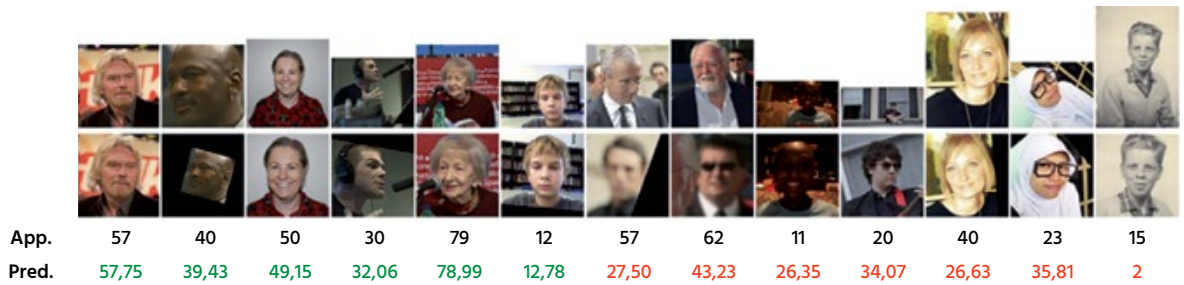
Bei all diesen Projekten hat die Beachtung sämtlicher Aspekte des Datenschutzes und des Schutzes der persönlichen Sphäre oberste Priorität, denn der Ruf des Unternehmens steht mit auf dem Spiel.

## Die Extrapolation auf die Zukunft wird besonders von kriminologischen Anwendungen weiter vorangetrieben.

Hardware und Software-Umgebung samt fachkundigen Spezialisten voraus. Alternativ kann man diese Leistungen auch an Anbieter wie Google, Microsoft, Amazon und Facebook und deren Cloud-Dienstleistungen auslagern. Seit Kurzem sind derartige Analysen mithilfe spezieller Neural-Network-USB-Sticks von Anbietern wie Intel, Nvidia und Google auch lokal auf einem Laptop-PC machbar.

Eine weitere Hürde ist für viele Manager ein zu hoher Anspruch an das Verständnis für die eingesetzten Verfahren: Die bisher in der Gesichtsanalyse üblichen klassischen Verfahren, wie Vektor-Support-Maschinen und Entscheidungsbäume, bestechen beispielsweise dadurch, dass sich der Zusammenhang zwischen einzelnen Eingabe-Größen und dem Ergebnis einfach interpretieren lässt. Neuronale Netze berechnen dagegen einen komplexen Zusammenhang über viele Ebenen. Bei ihrem Einsatz nutzt der Marktforscher einen von Spezialisten entwickelten Algorithmus und tauscht hochpräzise Ergebnisse gegen eine niedrige Interpretierbarkeit von Wechselwirkungen. In diesem Kontext ist das Verfahren mit einer Blackbox vergleich-

**Abb. 1: Typische Fehler bei der algorithmischen Alterserkennung von Testpersonen**



App.: scheinbares Alter aus Expertenschätzung, Pred.: vom Computer vorhergesagtes Alter (Toleranz: +/- 4 Jahre).  
Grün: korrekte Schätzung, rot: Fehlschätzung

Quelle: Rothe et al., 2016.

bar: Wenn sie korrekt trainiert werden, erledigen Neuronale Netze ihre Aufgabe mit Bravour. Ihre Funktion ist allerdings nicht einfach zu verstehen und die mathematische Theorie dazu besteht erst seit wenigen Jahren (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016).

#### 4. Genauigkeit der Age- und Gender-Detection

Aufgrund des Blackbox-Charakters interessiert die Anwender Neuronaler Netze vor allem die Frage nach der Genauigkeit und den Grenzen des Analyseverfahrens. Betrachten wir zuerst den Fall der Altersanalyse. Bild 1 zeigt typische Beispiele von korrektem und falsch geschätztem Alter von Personen.

Im besten Fall liegt der mittlere Absolutfehler (MAE: Mean Absolute Error) von Expertenschätzungen bei etwa 3,7 Jahren. Mittels computergestützter Algorithmen beträgt der mittlere Absolutfehler dagegen weniger als 2,8 Jahre, wodurch der Computer den Experten schlägt (Rothe et al., 2015, 2016). Letzteres gilt als Indikator dafür, dass der Computer diese Aufgabe besser löst als der Mensch. Dieser Schluss ist aber nur teilweise richtig,

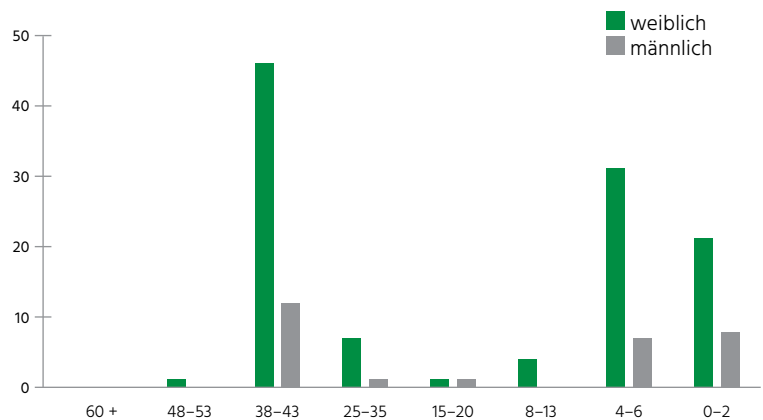
denn die beschriebenen Toleranzen werden auf dem Computer nur auf den Validierungsdaten erreicht. Letztere sind eine vorab ausgeschiedene Menge des Trainingsdatensatzes und diese sind im Kontext der aktuellen Anwendung eventuell gar nicht massgeblich.

Für neue Bilder aus der „freien Wildbahn“ gelten, je nach Aufnahmesitu-

ation, massiv grössere Abweichungen. Dadurch ist es beispielsweise eher unwahrscheinlich anzunehmen, dass ein in Europa trainierter Algorithmus in der Analyse von asiatischen oder afrikanischen Gesichtern gut funktioniert. Was das Netz nie gesehen hat, kann es auch nicht richtig interpretieren. In diesem Zusammenhang hilft auch der Ruf

**Abb. 2: Analyse der Alters- und Geschlechterverteilung am Beispiel einer Lebensversicherung**

Analyse von 140 Gesichtern in Social-Media-Posts einer grossen US-amerikanischen Lebensversicherung



Quelle: Eigene Analyse.

nach dem Einsatz Künstlicher Intelligenz nicht weiter. Beim Anwendungsfall der interkulturellen Gesichts-Erkennung geht es vielmehr darum, das europäisch geprägte Neuronale Netz mit Tausenden weiterer Daten aus Afrika oder Asien weiter zu trainieren. Ob die Genauigkeit der Altersbestimmung danach ausreicht, hängt vom Ziel der Anwendung ab. Vielfach reicht eine grobe Einstufung in die drei Kohorten jung, mittleres Alter und alt. Wer es genau wissen will, kommt um eine direkte Befragung oder um Daten aus Pass und Personalausweis nicht herum.

Bei der Geschlechtererkennung hingegen ist die Situation entspannter: Routinemässig werden Genauigkeiten von über 90% korrekter Ergebnisse erzielt. Experten und Algorithmen verschätzen sich lediglich stärker bei Kleinkindern und Babys, deren Gesichtsmarkmale noch nicht voll geschlechtsspezifisch differenziert sind.

Beim Umgang mit diesen Computeranalysen sollte grösste Sorgfalt wal-

ten. Wer seine eigene Computerschätzung von Alter und Geschlecht einmal sieht, fühlt sich oft entweder geschmeichelt oder zutiefst verletzt. Der richtige Umgang mit falsch-positiven oder falsch-negativen Ergebnissen ist eine grosse Herausforderung in allen automatisierten Analysen.

Bevor wir einen Einblick in eine praktische Anwendung der Age- und Gender-Detection geben, klammern wir an dieser Stelle alle gesetzlichen und gesellschaftspolitischen Aspekte

Beflügelt von ihrem Potenzial, werden die computer-gestützten Bilderkennungsverfahren als biometrische Verfahren stetig weiterentwickelt.

aus, wohlwissend, dass diese die praktische Anwendung situativ komplett verhindern können.

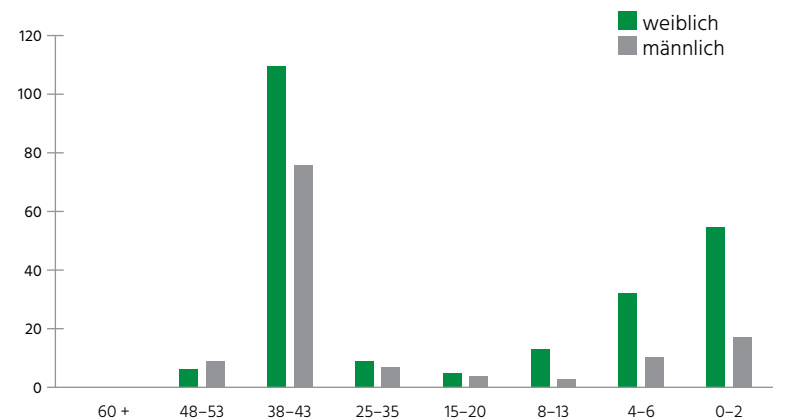
### 5. Machbarkeit und Mythos – Face-Recognition im Anwendungsbezug

Wie sieht eine Age- und Gender-Analyse in der Praxis aus? Ein selbst durchgeführtes rein exploratives Marketingforschungsjekt dient hier als Prototyp. Zunächst haben wir ein geeignetes Neuronales Netz, hier das AlexNet (Krizhevsky, Sutskever & Hinton, 2012), je einzeln auf das Erkennen von Gesichtern und des Alters trainiert. Dazu stand uns der Adience-Datensatz der Open University of Israel kostenfrei zur Verfügung. Er umfasst 26550 Bilder von 2284 Personen. Die Bilder sind mit „männlich“ oder „weiblich“ markiert und einer von acht Altersgruppen zugeordnet (0–2, 4–6, 8–13, 15–20, 25–32, 38–43, 48–53 und 60+ Jahre). Das modifizierte AlexNet liefert auf den Testdaten 71% Genauigkeit bei der Altersklassifizierung und 90% Genauigkeit bei der Geschlechteranalyse (Levi & Hassner, 2015; Rosebrock, 2017).<sup>2</sup> Mit beiden Algorithmen analysierten wir danach 4600 Gesichtsbilder aus etwa 10000 Social-Media-Posts von 49 Fortune-500 B-to-B-Unternehmen<sup>3</sup>, um mögliche Anwendungen zu studieren. Auf den folgenden zwei Grafiken sind exemplarisch unsere Ergebnisse für eine Lebensversicherung und einen Finanzdienstleister dargestellt. Auf der vertikalen Achse ist die Anzahl der männlichen (rot) bzw. weiblichen (blau) Personen aufgeführt, die in den jeweiligen Altersklassen zu finden sind. Die horizontale Achse verwendet die Altersklassen des Adience-Datensatzes.

Die Datenanalyse lässt folgende Deutung zu: Am häufigsten werden die

### Abb. 3: Analyse der Alters- und Geschlechterverteilung am Beispiel einer Bank

Analyse von 365 Gesichtern in Social-Media-Posts einer grossen US-amerikanischen Bank



Quelle: Eigene Analyse.



Gesichter den Altersklassen 25 bis 43 Jahre, mit einer Spitze bei 38 bis 43 Jahren zugeordnet. Babys und Kleinkinder (0 bis 6 Jahre) kommen recht häufig vor. Jugendliche Personen aus den Altersklassen 8 bis 20 Jahre sind hingegen eher selten zu finden.

Die Posts aus dem Banken- und Versicherungsgeschäft zielen somit vor allem auf Familien mit kleinen Kindern ab. Personen aus der Altersklasse 60+ kommen hingegen nicht oder nur sehr selten vor. Dafür gibt es zwei Ursachen: (1) Senioren kommen auf den geposteten Bildern tatsächlich kaum vor, wovon wir uns visuell überzeugen kann-

typ realisieren lässt. Da viele Unternehmen über reichhaltige Bilddaten verfügen, können diese bereits ohne viel Aufwand für eine erste, grobe Cluster-Analyse verwendet werden.


Für Praxisprojekte gilt es im ersten Schritt, eine Kosten-Nutzen-Analyse aufzustellen und den Einsatz voll automatisierter Erkennungsverfahren von Alter, Geschlecht und Gefühlslage mit den vorhandenen Alternativen, wie manuell ausgewerteten Befragungen und Beobachtungen, zu vergleichen. Schliesslich sind Anwendungen, wie

eine automatische Zielkundenanalyse über Follower von Marken im Social-Media-Umfeld, denkbar. Bei einer weiteren Präzisierung von Daten und Verfahren ermöglicht die Sentiment-Analyse Einblicke in emotionale Reaktionen am Point of Sales, um nur ein paar Ideen zu nennen.

Für Zwecke des Marketings wird man die Alters- und Geschlechts-Analyse vielfach mit der Emotions-Analyse oder anderen Daten kombinieren. Zum Einsatz von Emotions-Analyse sind folgende Hinweise wichtig:

(1) Die Bewegungen in einem Gesicht sind nur Indikatoren für die Emotionen im Innern des Menschen. Wie alle Indikatoren sind sie ungenau. In vielen Fällen können mehrere zeitgleiche Emotionen den Menschen motivieren. Diese zeigen sich im Zeitablauf nacheinander und eventuell miteinander, teilweise in Bruchteilen von Sekunden. Eine Fotografie ist eine punktuelle Aufnahme in diesen Abläufen, die sich nur über Videos ganzheitlich erfassen lassen. Letzteres stellt jedoch keine Einschränkung dar.

(2) Für das Marketing sind in erster Linie die Ursachen für die Emotionen interessant und weniger die Emotionen an sich. Prinzipiell sind dabei innere und äussere Ursachen denkbar: Innere Ursachen sind z.B. Assoziationen und Erinnerungen, die Handlungen auslösen können. Äussere Auslöser sind z.B. Produkte oder Botschaften in der situativen Wahrnehmungswelt.

Die spannende Zukunft der Gesichtsanalyse im datengetriebenen Marketing steht noch weit offen. Allerdings muss auch gesagt werden, dass nicht nur die grossen Social-Media-Netzwerke sondern auch die EU-DSVGO das automatisierte Herunterladen von Social-Media-Posts heute stark einschränken. 

Die spannende Zukunft der Gesichtsanalyse im datengetriebenen Marketing steht noch weit offen.

ten, und (2) der Adience-Trainingsdatensatz verfügt ebenfalls kaum über Bilder mit Senioren, was die Detektionswahrscheinlich stark einschränkt.

Wie steht es mit den restlichen Unternehmen? Statistisch signifikant ist die Tatsache, dass bei allen 49 untersuchten Unternehmen in den Social-Media-Posts mehr weibliche Gesichter zu finden waren als männliche. Auch die Altersverteilung ist überall ähnlich.

Die Idee und Realisierung einer automatischen Alters- und Geschlechtererkennung klingen nicht nur attraktiv. Wir konnten uns davon überzeugen, dass sie sich auch mit recht einfachen Mitteln als Proto-



## Handlungsempfehlungen

1. Installieren Sie ein Technologie-Scouting für Anwendungen von Deep Learning in Ihrer Branche – erkennen und nutzen Sie Chancen vor den Wettbewerbern.
2. Schaffen Sie Aufmerksamkeit für den Einsatz von Age-, Gender- und Sentiment-Detektion im Marketing. Bisher beschränken sich die Praxisbeispiele für diese Technik auf das Lösen von Problemen in der Marktforschung. Die automatische Textanalyse zeigt aber, welche Potenziale sich in der Kundeninteraktion ergeben können (siehe bspw. Herhausen, Ludwig, Grewal, Wulf & Schögel, 2019).
3. Der Einsatz neuester Technik ist oft teuer und riskant. Prüfen Sie die Alternativen mittels klassischer Datenerhebungen. Es braucht nicht immer eine Vollerhebung, oft reicht auch eine Stichprobe zur Entscheidungsfindung aus.
4. Überlegen Sie sich konkrete Einsatzbeispiele für die Alters-, Geschlechter- und Emotions-Analyse, machen Sie Kosten-/Nutzenabschätzungen. Dazu gehört auch eine Bewertung der Konsequenzen der falsch-positiven und falsch-negativen Analysen.
5. Erwarten Sie von der Analyse Ihrer Gesichtsbilder keine 100% Punktlandungen bezüglich Alter und Geschlecht oder Emotion.
6. Kombinieren Sie diese modernen Technologien mit anderen, bekannten Techniken wie der computer-gestützten Blickverfolgung, um den Hebel in der Analyse zu verstärken.
7. Nutzen Sie Face-Recognition als neue Datenquelle, um die Treffgenauigkeit von kritischen Prozessen in einem dynamischen Umfeld zu erhöhen (beispielsweise Situationen an Touchpoints mit direktem Kundenkontakt).
8. Hinterfragen Sie kritisch die Qualität der Algorithmen in der Blackbox oder in der API (Application Programming Interface) ihres Softwareanbieters. Neuronale Netze liefern per se keine sicheren Ergebnisse, sondern nur Wahrscheinlichkeiten, dass etwas so oder auch anders ist, wie gewünscht. Im Umkehrschluss heisst das, dass Sie sich besonders um den Umgang mit falsch-negativen und falsch-positiven Ereignissen im Vorneherein kümmern müssen.
9. Im Management und Marketing wird viel und gerne über Künstliche Intelligenz sowie Machine-Learning diskutiert. Das darf aber nicht darüber hinwegtäuschen, dass neue Zugänge für Datenanalysen konkret und beharrlich zu erproben und zu entwickeln sind: Viel Knochenarbeit liegt vor uns, die sich dennoch auszahlen wird.

## Literatur

Rosebrock, A. (2017). Age and Gender Prediction. In A. Rosenbrock (Hrsg.), Deep Learning for Computer Vision, 3. Abgerufen von <https://www.pyimagesearch.com/2017/01/13/table-of-contents-deep-learning-for-computer-vision-with-python/>.

Beck, H. (2017). Wie schlau ist künstliche Intelligenz? Abgerufen von <https://www.brandeins.de/magazine/brand-eins-wirtschaftsmagazin/2017/fortschritt/wie-schlau-ist-kuenstliche-intelligenz>.

Eidinger, E., Enbar, R. & Hassner, T. (2014). Age and Gender Estimation of Unfiltered Faces. Transactions on Information Forensics and Security (IEEE-TIFS), special issue on Facial Biometrics in the Wild, 9(12), 2170–2179.

Levi, G. & Hassner, T. (2015) Age and Gender Classification Using Convolutional Neural

Networks. IEEE Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures (AMFG), at the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston.

Herhausen, D., Ludwig, S., Grewal, D., Wulf, J. & Schögel, M. (2019). Detecting, Preventing, and Mitigating Online Firestorms in Brand Communities. Journal of Marketing, 83(3), 1–21.

Goodfellow, I., Bengio, Y. & Courville, A.C. (2016). Deep Learning. London: The MIT Press.

Krizhevsky, A., Sutskever, I. & Hinton (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. NIPS, 1106–1114.

Mossner, C. & Herhausen, D. (2017). Video: The New Rules of Communication. Marketing Review St. Gallen, 2, 36–44.

Rothe, R., Timofte, R. & Van Gool, L. (2015). DEX: Deep EXpectation of apparent age from a single image. ICCVW. Abgerufen von [www.vision.ee.ethz.ch/en/publications/papers/proceedings/eth\\_biwi\\_01229.pdf](http://www.vision.ee.ethz.ch/en/publications/papers/proceedings/eth_biwi_01229.pdf).

Rothe, R., Timofte, R. & Van Gool, L. (2016). Deep Expectation of Real and Apparent Age from a Single Image without Facial Landmarks. Int. J. Comput. Vis. Abgerufen von [www.vision.ee.ethz.ch/en/publications/papers/articles/eth\\_biwi\\_01299.pdf](http://www.vision.ee.ethz.ch/en/publications/papers/articles/eth_biwi_01299.pdf).

Reinhold, M. & Wortmann, C. (2018). Von der Gesichtsdetektion zur Emotionsanalyse. Marketing Review St.Gallen, 4.

<https://www.alliedmarketresearch.com/facial-recognition-market>; abgerufen am 21.02.2019.