

# MOA Topic of the Year

# 2021

Tools for Capturing  
Information to Improve  
Business Insights





MOA Topic of the Year 2021

# **Tools for Capturing Information to Improve Business Insights**



## Colofon

**Redactie:** Y.M. van Everdingen  
**Vormgeving en illustratie:** Stella Smienk



MOA, Expertise Center for Marketing-Insights, Onderzoek & Analytics  
Kabelweg 57  
1014 BA Amsterdam  
T +31 (0)20 - 5 810 710  
E [info@moa.nl](mailto:info@moa.nl)  
W [www.moa.nl](http://www.moa.nl)  
@MOAweb

Alle rechten voorbehouden. Niets uit deze uitgave mag worden verveelvoudigd of toegepast zonder vermelding van de bron.



# Inhoudsopgave

<b>Introductie</b>	6
<b>Deel 1: Artikelen door de genomineerden voor de MOAward Insights Scientist of the Year 2021</b>	
1. Neuromarketing – Wat is het en wat kunnen we ermee? <i>Maarten A.S. Boksem en Ale Smidts</i>	9
2. Privacy-vriendelijke klantanalyses?! <i>Jaap Wieringa</i>	23
3. Is politieke microtargeting op basis van algoritmes een effectief recept? <i>Brahim Zarouali</i>	35
<b>Deel 2: Artikelen uit de praktijk</b>	
4. De emotionele kracht van het gesproken woord. <i>Ton Koster</i>	47
5. Predicting attention with machine learning. <i>Ingrid Nieuwenhuis en Coert van Gemeren</i>	53
De redacteur	63

# Introductie

Voor u ligt de 4e editie van het *MOA Topic of the Year Boek*. Dit boek is verbonden aan de jaarlijks, tijdens de MOAwards ceremonie, uit te reiken wetenschapsprijs: “Insights Scientist.” Voor deze wetenschapsprijs wordt door de jury (bestaande uit wetenschappers en praktijkmensen) ieder jaar een ander “*Topic of the Year*” gekozen. Het te kiezen topic moet actueel zijn, dat wil zeggen dat het een marketing issue moet zijn waar veel bedrijven zich op het moment mee bezighouden. Er moeten verder voldoende wetenschappers in Nederland actief zijn op dit onderwerp, zodat er voldoende wetenschappelijke experts (en publicaties) voorhanden zijn om in aanmerking te komen voor de MOAward “Insights Scientist” op dit specifieke topic. Gerelateerd aan deze wetenschapsprijs organiseert de MOA ook jaarlijks een symposium over het gekozen topic, waar normaal gesproken de drie, door de jury genomineerde, wetenschappers, alsmede drie personen uit de marketingpraktijk een presentatie over het *Topic of the Year* geven. Als gevolg van de COVID-19-pandemie is ook dit jaar, net als in 2020, het symposium online georganiseerd, waarbij alleen de drie genomineerde wetenschappers een presentatie hebben gegeven. Desondanks hebben we dit jaar wel twee bedrijven bereid gevonden een praktijkbijdrage te leveren aan dit boek. De auteurs van de hoofdstukken in het boek mogen zelf kiezen of ze in het Nederlands of in het Engels communiceren, vandaar dat er een mix is van Nederlandstalige en Engelstalige hoofdstukken.

In 2021 is *Tools for Capturing Information to Improve Business Insights* gekozen als *Topic of the Year*. In de laatste 20 jaar is een digitale revolutie gaande. Met de opkomst van nieuwe technologieën, zoals de Internet of Things (IoT), robots, chatbots en augmented, virtual en mixed reality (AR/VR/MR), zijn de mogelijkheden om klanten in verschillende fases van de customer journey te bereiken enorm toegenomen. Marketeers kunnen klanten een totaal nieuwe customer experience geven. Zo heeft IKEA een AR app beschikbaar waarmee je je huis virtueel kunt inrichten. Je maakt een foto van een kamer en je plaatst er vervolgens via de app IKEA meubels aan toe. Daarnaast biedt IoT ook vele mogelijkheden. IoT is een systeem dat apparaten die via internetverbindingen met andere apparaten in contact staan gegevens laat uitwisselen. Zo is er bijvoorbeeld een ‘slim’ koffiezetapparaat dat via een app op je telefoon zodanig kan worden ingesteld dat de koffie al klaarstaat als je ’s ochtends beneden komt.

De opkomst van deze technologieën geeft niet alleen de consument allerlei nieuwe belevingen, maar het levert de bedrijven ook een schat aan data op. Datasets zijn over de jaren heen dan ook steeds groter geworden en vragen ook nieuwe technieken om er alles uit te halen wat er aan informatie in zit. Technieken, zoals machine learning (ML), artificial intelligence (AI), data mining, neurale



netwerken, fMRI, etc., hebben hun intrede in de (marketing) wereld gedaan. Deze technieken helpen marketeers om klantgedrag beter te kunnen observeren en begrijpen, waardoor de klant een betere klantervaring kan worden geboden. Met de komst van dergelijke nieuwe analysetechnieken is de wereld van het marktonderzoek dan ook flink veranderd. In dit boek laten zowel wetenschappers als mensen uit de praktijk daar een aantal mooie voorbeelden van zien.

In het 1<sup>ste</sup> deel van dit MOA *Topic of the Year 2021* boek zijn de publicaties van de drie genomineerden voor de MOA Award “Insights Scientist of the Year 2021 – Tools for Capturing Information to Improve Business Insights” – Maarten Boskem & Ale Smidts (winnaars), Jaap Wieringa (genomineerd) en Brahim Zarouali (genomineerd)

**Maarten Boskem** en **Ale Smidts** tonen in hun artikel de toegevoegde waarde van methoden zoals EEG en fMRI in marketing. Ze beschrijven de resultaten van een aantal onderzoeken, waarin ze machine-learning technieken hebben gecombineerd met neuroimaging methoden. Deze onderzoeken laten zien dat we in het brein van mensen kunnen ‘kijken’ en daaruit kunnen afleiden wat voor emoties ze hebben bij bepaalde advertenties en hoe ze over een merk denken. Tot slot tonen ze ook aan dat deze methode ook werkt om koopgedrag beter te voorspellen.

**Jaap Wieringa** gaat in zijn bijdrage in op de spanning die ontstaat tussen de mogelijkheden die krachtige algoritmes bieden om de beschikbare, gedetailleerde data over klanten te analyseren en de weerstand die dit oproept vanwege privacy van de klant. Aan de hand van twee praktische voorbeelden laat Jaap zien dat ‘state-of-the-art’ algoritmes wel degelijk gebruikt kunnen worden voor effectieve klantanalyses, terwijl tegelijkertijd voldaan kan worden aan twee belangrijke richtlijnen van de AVG, te weten dataminimalisatie en data-anonimisatie.

Tot slot gaat **Brahim Zarouali** in op de vraag of je op basis van algoritmes de politieke voorkeuren van mensen kunt inschatten. In een tweetal experimenten toont hij eerst aan dat het inderdaad mogelijk is op basis van teksten op sociale media een persoonlijkheidsprofiel van mensen vast te stellen. Daarna toont hij aan dat een op het persoonlijkheidsprofiel aangepaste boodschap van een politieke partij inderdaad de politieke voorkeuren van mensen kan beïnvloeden.

In het 2<sup>de</sup> deel van het MOA *Topic of the Year 2021* boek zijn twee artikelen met een meer praktische insteek opgenomen, met als doel de wetenschap en praktijk in één boek samen te brengen.

In een interview met **Ton Koster** wordt uitgelegd wat Phebi-technologie is en hoe met deze techniek voice-data kunnen worden geanalyseerd. Deze techniek kijkt niet alleen naar *wat* mensen zeggen, maar vooral ook naar *hoe* ze het zeggen, met welke emotie. In dit artikel worden een aantal leuke voorbeelden hiervan gegeven en wordt duidelijk gemaakt dat de combinatie van emotie- en sentimentanalyse onderzoekers helpt om mensen beter te begrijpen en hun gedrag beter te voorspellen.

Tot slot gaan **Ingrid Nieuwenhuis** en **Coert van Gemeren** in op het belang van het meten van onbewuste processen bij de consument, zoals aandacht en emotie. Dit artikel sluit mooi aan op het artikel van Boksem en Smidts (zie hoofdstuk 1), die ook onbewuste processen meten. Nieuwenhuis en Van Gemeren leggen in dit artikel stapsgewijs uit wat machine learning is en hoe machine learning kan helpen bij het meten van dergelijke onbewuste processen. Tot slot geven ze aan de hand van een aantal voorbeelden aan wat voor soort marketinginzichten hiermee kunnen worden verkregen.

# **Neuromarketing – Wat is het en wat kunnen we ermee?**



### **MAARTEN BOKSEM**

ASSOCIATE PROFESSOR OF MARKETING,  
ROTTERDAM SCHOOL OF MANAGEMENT, ERASMUS UNIVERSITEIT



### **ALE SMIDTS**

PROFESSOR OF MARKETING RESEARCH,  
ROTTERDAM SCHOOL OF MANAGEMENT, ERASMUS UNIVERSITEIT

Ale en Maarten zijn als onderzoeksteam genomineerd, omdat zij al jaren succesvol samenwerken op het interdisciplinaire vakgebied Neuromarketing. In hun onderzoek maken zij gebruik van zowel EEG (elektro-encefalografie) als fMRI (functional magnetic resonance imaging) technieken om het gedrag van consumenten beter te begrijpen en te voorspellen. Breindata wordt daarbij geanalyseerd met behulp van Machine Learning. Ale was in 2002 een internationale pionier op het gebied van neuromarketing en heeft sindsdien een grote onderzoeksgroep opgebouwd, sinds 2011 in samenwerking met Maarten. Samen begeleiden zij vele promovendi op het gebied van Consumer Neuroscience. Via de samenwerking met neuromarketingbedrijf Alpha One slaan zij een belangrijke brug tussen praktijk en wetenschap. Ze hebben veel gezamenlijke publicaties in toonaangevende tijdschriften zowel in marketing als in neuroscience. Voor hun artikel over het meten van merkassociaties in het brein samen met promovendus Hang-Yee Chan wonnen zij de ERIM Top Article Award 2019. Meer informatie over hun werk is te vinden op de website van het Erasmus Center for Neuroeconomics.

# 1.

## Neuromarketing – Wat is het en wat kunnen we ermee?

---

MAARTEN A.S. BOKSEM EN ALE SMIDTS

### Samenvatting

Wat is de toegevoegde waarde van het toepassen van neurowetenschappelijke methoden zoals EEG en fMRI in marketing? Kunnen we emoties meten in de hersenen? Kunnen we merkassociaties aflezen uit het brein? Kunnen we met hersenreacties koopgedrag beter voorspellen? In dit artikel geven we antwoord op deze vragen aan de hand van enkele voorbeelden uit ons eigen werk, waarin we machine-learning technieken combineren met neuroimaging methoden. Ten slotte geven we een voorzet over wat de toekomst kan gaan brengen voor neuromarketing.

### Introductie

Effectieve marketing is in essentie het succesvol interacteren en communiceren met het brein van de klant. Zo spenderen bedrijven een aanzienlijke hoeveelheid geld aan het ontwikkelen en verzenden van reclameboodschappen. Maar hoe weten we of het brein van de consument onze boodschappen daadwerkelijk ontvangt, daardoor emotioneel geraakt wordt en aanzet tot actie?

Dit is waar neuromarketing een belangrijke rol kan spelen. Neuromarketing is zowel een nieuw veld van academisch onderzoek als een opkomende industrie, waarbij marketinginzichten verworven worden door de toepassing van neurowetenschappelijke technieken. In plaats van consumenten te vragen wat ze denken en voelen, meten neuromarketers direct hoe hun hersenen reageren, met als doel om de consument beter te begrijpen, waardoor effectievere boodschappen ontwikkeld kunnen worden en we beter kunnen voorspellen hoe de consument op deze boodschappen zal reageren, hoe zij zich zal gedragen (Smidts, 2002).

Als marketers zijn we uiteindelijk geïnteresseerd in dit gedrag van de consument, en dit is in veel gevallen ook prima te observeren. Echter, we weten dat gedrag in zeer grote mate bepaald wordt door onbewuste processen: wat we doen wordt bepaald door wat we denken, hoe we ons voelen, en wat we leuk, aangenaam en waardevol vinden. Het lastige is dat deze onbewuste processen veel moeilijker te meten zijn: consumenten weten vaak niet goed wat ze ergens van vinden of hoe ze zich voelen, kunnen dit moeilijk onder woorden brengen, of willen hun gevoelens en gedachtes simpelweg niet openbaren. Het voornaamste voordeel van neuromarketing is dat het gebruik van moderne neurowetenschappelijke methoden marketers inzicht kan verschaffen in deze onbewuste processen door deze direct te meten in het brein van de consument.

In wezen is neuromarketing niets anders dan ‘traditionele’ marketing, maar dan met nieuw gereedschap en instrumenten. Echter, een blik op de geschiedenis van de wetenschap laat zien dat nieuwe methoden een grote rol spelen in het doen van nieuwe ontdekkingen en wetenschappelijke vooruitgang. Neem bijvoorbeeld de uitvinding van de telescoop: voordat de mensheid dit gereedschap tot haar beschikking had, was de kennis die men had van wat zich buiten de aardse atmosfeer afspeelde uitermate beperkt. Tegenwoordig kunnen we met onze telescopen het universum afspeuren en dit heeft tot een enorme toename in kennis geleid van het heelal en onze plek daarin.

Iets dergelijks heeft ook plaatsgevonden in de neurowetenschappen. Voordat we beschikten over modern gereedschap, zoals het elektro-encefalogram (EEG) en functional magnetic resonance imaging (fMRI), wisten we relatief weinig over het functioneren van de hersenen. We waren aangewezen op het bestuderen van mensen die hersenschade hadden opgelopen (bijvoorbeeld door een ongeval of door ziekte), of het ontleden van het brein van proefdieren. Tegenwoordig zijn we in staat om met moderne beeldvormende technieken in real time het levende brein te bestuderen en dit heeft tot een ware explosie van kennis geleid over hoe het brein werkt en hoe gedachtes, gevoelens en motivaties in de hersenen gerepresenteerd zijn.

Maar de vraag is of deze technieken eenzelfde soort revolutie kunnen veroorzaken voor marketing. Er zijn in elk geval velen die denken dat dit zo is. Waar twintig jaar geleden het woord neuromarketing nog niet bestond, heeft er in de laatste jaren een enorme toename plaatsgevonden in de toepassing van neuromarketing. Dit is te zien in de academische literatuur, het aantal bedrijven dat neuromarketing toepast, maar ook de interesse van het grote publiek. Ter illustratie, vond je in 2005 nog 7 wetenschappelijke publicaties als je zocht op ‘neuromarketing’, in 2020 vind je er 155; wanneer je zoekt op de term ‘neuromarketing’ in Google, kreeg je in 2006 zo’n 700 hits, in 2021 zijn dat er ruim 3,7 miljoen. Inmiddels zijn er diverse marktonderzoekbureaus gespecialiseerd in neuromarketing, zoals *Alpha.ONE* en *Neurensics* in Nederland, en internationaal bijvoorbeeld *Nielsen Consumer Neuroscience*, *NeuroInsight* en *Neurons Inc.* Met

de oprichting in 2012 van de *Neuromarketing Science and Business Association* (NMSBA) werd het veld verder geprofessionaliseerd door praktijk en wetenschap effectief te koppelen. Bij de NMSBA zijn nu zo'n 75 neuromarketingbedrijven lid, verspreid over 35 landen. Voor een historisch overzicht van de beginjaren van neuromarketing verwijzen we naar Levallois, Smidts, Wouters (2021).

De beloftes van neuromarketing zijn groot, maar het is niet altijd even evident of die beloftes ook ingelost worden. Neuromarketing consultancy bedrijven doen vaak geheimzinnig over de exacte methoden die toegepast worden voor hun cliënten, waardoor het onduidelijk blijft of hun claims wel valide zijn en een wetenschappelijke basis hebben. Ook is er in het verleden zeker sprake geweest van 'over-claiming': men beloofde veel waarvan achteraf bleek dat dit niet geleverd kon worden. Tevens is het zo dat onafhankelijk academisch onderzoek naar het gebruik van neurowetenschappelijke methoden in marketing, ondanks de grote stappen die het afgelopen decennium gemaakt zijn, nog in de kinderschoenen staat. Het is zelfs zo dat men in academische kringen de term neuromarketing liever niet gebuikt, vanwege de vele ongefundeerde claims over neuromarketing door commerciële bedrijven en in de media. Men spreekt liever van Consumer Neuroscience.

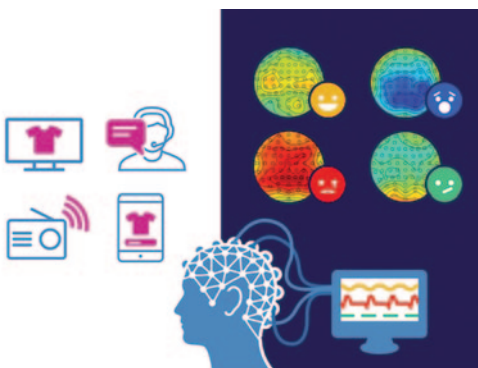
Het *Erasmus Center for Neuroeconomics*, waaraan wij gezamenlijk leidinggeven, staat al jaren internationaal aan het front van het wetenschappelijk onderzoek naar het gebruik van neurowetenschappelijke methoden in het bestuderen van consumentengedrag. Ons centrum beschikt over een unieke combinatie van kennis van marketing, neurowetenschappen, en machine-learning, waardoor wij in een uitermate sterke positie zijn om degelijk, objectief, en kwalitatief hoogstaand wetenschappelijk onderzoek te doen naar het toepassen van moderne technieken in de context van marketing. Hierdoor zijn wij in staat om een belangrijke bijdrage te leveren aan de ontwikkeling van dit relatief nieuwe academische veld, en aan de ontwikkeling van methoden en inzichten die toegepast kunnen worden in de praktijk, gestoeld op een solide wetenschappelijke basis.

Het onderzoek in ons Centrum richt zich met name op twee belangrijke vragen: (a) kunnen we daadwerkelijk gedachten, emoties en motivaties aflezen uit activiteiten van het brein van de consument, en (b) kunnen we met deze activiteiten het gedrag van consumenten (beter) voorspellen? Hieronder geven we enkele voorbeelden van de uitkomsten van dit onderzoek.

## Het aflezen van emoties uit het brein van de consument

Het is bekend dat emoties een grote rol spelen in ons gedrag: hoe we ons voelen bepaalt in sterke mate wat we doen. Emoties sturen de aandacht, beïnvloeden wat we onthouden of vergeten, en vormen belangrijke input voor onze keuzes. Veel marketingonderzoek heeft reeds aangetoond dat gevoelens en emoties van grote invloed zijn op hoe consumenten op producten en reclame reageren. Het is echter tamelijk lastig om emoties adequaat te meten bij consumenten: zoals al vermeld hebben consumenten slechts in beperkte mate toegang tot hun gevoelens (ze zijn voor een groot deel onbewust) en als ze zich al bewust zijn van hun emoties vinden ze het vaak moeilijk om die emoties accuraat onder woorden te brengen. Er zijn zelfs aanwijzingen dat het onder woorden brengen van gevoelens ertoe leidt dat deze gevoelens veranderen. Los daarvan zijn emoties dynamische processen: ze kunnen in zeer korte tijdspannes aanzienlijk fluctueren. Het is daarom van groot belang om emoties met hoge tijdsresolutie te kunnen meten, zonder dat iemand naar haar emoties gevraagd wordt. Neurowetenschappelijke methoden zoals EEG en fMRI zouden hier uitermate geschikt voor kunnen zijn.

Nu is het echter zo dat decennia van neurowetenschappelijk onderzoek geen eenduidig brein substraat van emoties heeft kunnen aantonen: het is niet het geval dat emotie X zich in hersengebiedje Y bevindt, en een andere emotie in gebiedje Z (hoewel dergelijke claims veelvuldig in de media te vinden zijn). In plaats daarvan lijkt het erop dat emoties (net als andere psychologische processen overigens) gekenmerkt worden door een patroon van activaties in een netwerk van hersengebieden, gedistribueerd over het gehele brein. Het is dan ook om deze reden dat we in ons centrum veel gebruik maken van machine-learning en patroonherkenning. Alleen met deze methoden is het mogelijk om daadwerkelijk psychologische processen, zoals emoties, af te lezen uit het brein.



Een goed voorbeeld van dergelijk onderzoek is een recente studie van promovenda Esther Eijlers. In haar onderzoek (Eijlers, Smidts & Boksem, 2019) liet ze proefpersonen 20 korte emotionele videoclippen zien, 5 van elke emotie (blijdschap, verdriet, angst en walging), terwijl de hersenactiviteit van de proefpersonen



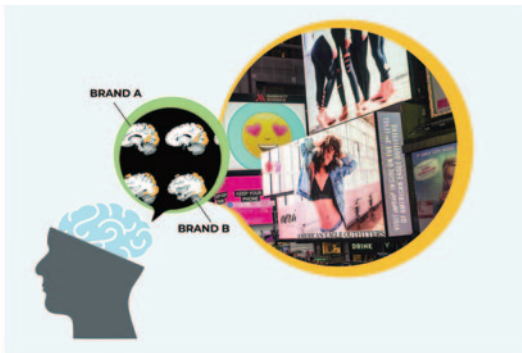
gemeten werd met EEG. Met EEG is het mogelijk de elektrische activiteit van het brein te meten doormiddel van het plaatsen van vele elektrodes op het hoofd van de proefpersoon. De patronen van EEG-activiteit werden vervolgens aangeboden aan een zogenaamde ‘support-vector-machine classifier’: een algoritme dat leert onderscheid te maken tussen, in dit geval, de 4 unieke emoties op basis van het patroon van EEG-activaties opgeroepen door de verschillende videoclipps. Dit wordt het trainen van de classifier genoemd. Nadat het algoritme succesvol de verschillende patronen van activatie behorend bij de verschillende emoties geleerd had, lieten we de proefpersonen nieuwe emotionele videoclipps zien en lieten we het getrainde algoritme voorspellen welke emotie de proefpersonen ervaren bij het bekijken van deze nieuwe clips, op basis van het patroon van hun hersenactiviteit. We vonden dat de getrainde classifier ver boven kans niveau kon voorspellen welke emoties opgeroepen werden tijdens het kijken van videoclipps (accuraatheid tot wel 65%, terwijl kans 25% is). Gebruikmakend van de hoge tijdsresolutie van EEG konden we ook aantonen dat we door het toepassen van ons machine-learning algoritme op langere films de dynamiek van emoties opgeroepen door de verhaallijn in de film accuraat en betrouwbaar konden volgen.

In een vervolgonderzoek door onze promovendus Hang-Yee Chan, repliceren we bovenstaande bevindingen gebruikmakend van fMRI. Met fMRI-onderzoek ligt de proefpersoon in een buis met daaromheen een grote magneet (de MRI-scanner). Dit apparaat kan verschillen in het zuurstofgehalte van het bloed meten en omdat hersencellen die actiever zijn meer zuurstof verbruiken dan hersencellen die minder actief zijn, kan er in real time een 3D beeld gevormd worden van waar meer of minder actieve neuronen zich bevinden in het brein van de proefpersoon terwijl zij bijvoorbeeld naar reclames kijkt of een taakje aan het doen is. Het onderzoek van Hang-Yee (Chan et al., 2020) toont aan dat zelfs als een machine-learning algoritme getraind wordt op patronen van hersenactivatie opgeroepen door statische stimuli (in dit geval emotionele plaatjes), het met hoge accuraatheid de opgeroepen emoties en de fluctuaties hierin in dynamische stimuli (hier film trailers) kan voorspellen.

Met deze onderzoeken toonden we aan dat het mogelijk is om emoties die consumenten ervaren, en de dynamiek van deze emoties tijdens het bekijken van videomateriaal af te kunnen lezen, mits we kijken naar het gedistribueerde patroon van activatie in het brein. Deze bevindingen zijn zeer waardevol in situaties waarin men geïnteresseerd is in hoe een stimulus wordt ervaren en hoe deze ervaring fluctueert over de tijd. Toepassingen zijn met name te vinden in de filmindustrie, TV, en natuurlijk reclame, aangezien we weten dat de emoties die opgeroepen worden door een commercial een sterke voorspeller zijn hoe de consument erop zal reageren.

## Het aflezen van merkimago en merksterkte uit het brein van de consument

Marketeers proberen specifieke mentale associaties met hun merken te creëren in het brein van consumenten. Een biermerk kan bijvoorbeeld proberen beelden op te roepen van trendy jongeren op een feestje, en een ontbijtgranen merk van een liefdevol gezin aan de ontbijttafel. Maar de mate waarin deze beelden en associaties effectief en consequent worden vastgelegd in de hoofden van consumenten is erg moeilijk te meten. Wat marketingonderzoekers vaak doen is deelnemers via enquêtes te vragen naar hun (emotionele) reacties op merken en de associaties die zij met het merk hebben. Dit veronderstelt echter dat mensen onder woorden kunnen brengen wat in wezen een impliciete en visuele ervaring is (het 'beeld' dat het merk genereert in het brein van een consument), wat dergelijke metingen onbetrouwbaar kan maken. De meeste mensen zijn gewoon niet erg goed in het nadenken over interne mentale processen en kunnen gevoelens vaak niet nauwkeurig onder woorden brengen, zoals hierboven reeds beschreven.



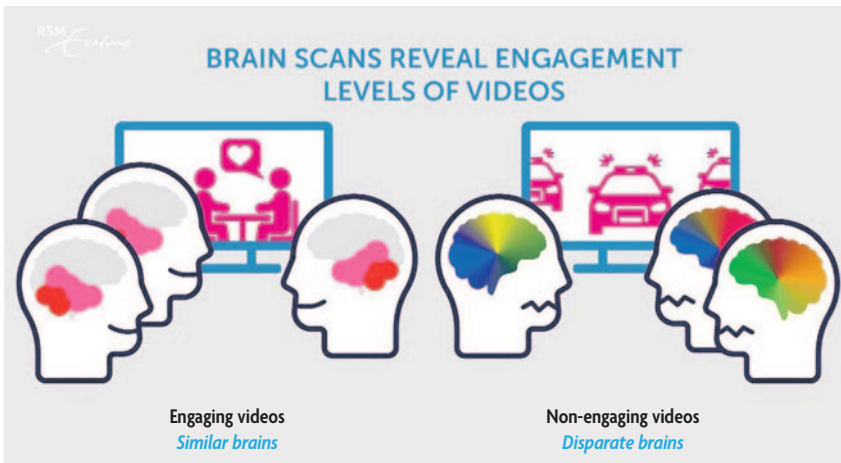
Het direct aflezen van mentale associaties in de hersenen van consumenten zou om deze redenen een potentieel meer betrouwbare manier van het meten van deze associaties kunnen zijn. Dit hebben wij recent onderzocht (Chan, Boksem & Smidts, 2018). We vroegen proefpersonen om 14 bekende merken te visualiseren, waaronder Apple, Disney, Heineken, Red Bull, Kellogg's, Microsoft en Durex. We vroegen hen om een mentaal beeld te creëren dat het best bij het beoogde beeld en de boodschap van het merk past. Vervolgens plaatsten we de deelnemers in een MRI-scanner en vroegen we hen om zich de mentale beelden te herinneren die ze hadden geconstrueerd terwijl ze de 14 merklogo's zagen.

Hoe kunnen we nu de associaties die onze proefpersonen zich inbeelden in de scanner aflezen uit hun brein activiteit? Na het visualiseren van het merkbeeld, toonden we de deelnemers ook een grote set foto's met verschillende sociale situaties: mensen die in een kantoor werken, feesten met vrienden, intiem zijn met een romantische partner, gezellig bij familie zijn, enzovoort. We traiden

daarna wederom een classificatie op de breinactiviteit oproepen tijdens het kijken naar de foto's van deze situaties, zodat het algoritme leerde onderscheid te maken tussen breinactivaties oproepen door werksituaties, samenzijn met familie, enzovoort. Vervolgens lieten we het getrainde algoritme breinpatronen zien die oproepen werden tijdens het denken aan het merk en lieten het voorstellen op welke sociale situaties dit patroon het meeste leek. Op deze manier creëerden we een *neuraal profiel* voor elk merk.

In wezen geven deze neurale profielen aan in welke mate de associatie met het merk (het 'merkimago') lijkt op de afbeeldingen van de verschillende sociale scènes. We zagen bijvoorbeeld dat wanneer deelnemers dachten aan Heineken, hun hersenactiviteit behoorlijk vergelijkbaar was met hoe de hersenen reageren op 'party'-foto's, maar ook dat Heineken redelijk sterk werd geassocieerd met 'werk', maar duidelijk minder sexy werd gevonden dan Red Bull. Bovendien bleek dat, als de neurale profielen van twee merken zeer vergelijkbaar zijn, zoals dat van Apple en Beats, consumenten aangaven dat ze zeer geïnteresseerd zouden zijn in een co-branded product van deze twee merken. Deze methode zou het daarom mogelijk kunnen maken voor marketeers om van tevoren te zien welke merken samen een nieuw product in de markt zouden kunnen zetten.

Het belang van dit onderzoek is natuurlijk dat deze associaties verkregen zijn zonder dat we ooit de deelnemers rechtstreeks hoefden te vragen wat hun associaties met die merken waren. Marketeers kunnen de methode flexibel aanpassen aan hun eigen marktcontext door specifieke afbeeldingen te selecteren die ze relevant achten voor het imago van een specifiek merk.



Een andere interessante bevinding uit dit onderzoek is dat sterke merken zoals Heineken, Durex en Disney, zeer vergelijkbare associaties opwekken in de hersenen van verschillende consumenten, in vergelijking met zwakkere merken. Dus, de mate waarin de *hersenen van verschillende consumenten op een vergelijkbare manier op een merk reageren*, hangt samen met hoe sterk het imago van dat merk is. Een vergelijkbare bevinding deden we in een ander onderzoek waarin proefpersonen commercials keken in de fMRI scanner (Chan et al., 2019). Hier vonden we niet alleen dat, des te meer de patronen van breinactivaties van verschillende proefpersonen, opgeroepen door de commercials, op elkaar leken, hoe aantrekkelijker deze commercials beoordeeld werden, maar ook dat ze beter onthouden werden. Belangrijk hierbij is dat deze geheugeneffecten niet alleen gevonden werden bij de proefpersonen in ons fMRI onderzoek, maar ook gerelateerd was aan een hogere reclameherinnering in de markt. Met andere woorden, een potentieel virale video roept zeer vergelijkbare reacties op in de hersenen van verschillende consumenten (het ‘synchroniseren van de hersenen’), terwijl een minder boeiende video ertoe leidt dat de hersenen van de consumenten afdwalen en ‘out tunen’, wat leidt tot divergerende hersenreacties bij kijkers. De mate van breinsynchronisatie tussen verschillende consumenten zou daarom een zeer bruikbare maat kunnen zijn voor bijvoorbeeld het testen van commercials.

Samengevat laat ons onderzoek zien dat het zeer wel mogelijk is om processen die met traditionele methoden moeilijk te meten zijn, zoals dynamische emotionele reacties op beeldmateriaal (zoals commercials), maar ook al dan niet onbewuste associaties die consumenten met bepaalde stimuli (zoals merken) hebben op een valide en betrouwbare manier te meten. Echter, het laat ook zien dat, wil je dit echt goed doen, dit niet noodzakelijkerwijs eenvoudig is. Het vereist zowel een gedegen kennis van het brein en neuroimaging methoden, als van cutting edge machine-learning methoden om de relevante patronen in breinactivaties te kunnen herkennen en classificeren. Het simpelweg meten van activatie in bepaalde delen van het brein van proefpersonen die reclames of andere marketingstimuli bekijken en hier verregaande conclusies aan verbinden, zoals vroeger wel gedaan werd in academisch onderzoek en nog steeds veel gebeurt in de marketing praktijk, heeft onzes inziens niet de toekomst.

## **Het voorspellen van consumentengedrag**

Het nauwkeurig kunnen meten van onbewuste processen, zoals emoties en associaties, in het brein van de consument is natuurlijk vooral interessant wanneer deze metingen voorspellend zijn voor consumentengedrag. We bespraken reeds dat een hogere synchroniciteit tussen verschillende consumenten-breinen samenhangt met een betere herinnering van commercials. Maar er is meer onderzoek gedaan in ons centrum waaruit blijkt dat hersenmetingen daadwerkelijk voorspellend kunnen zijn voor gedrag. Het is hierbij belangrijk om ons te realiseren dat we niet zozeer geïnteresseerd zijn in het voorspellen van het

gedrag van de ongeveer 40 proefpersonen in onze experimenten; we zijn geïnteresseerd in of we de breinmetingen die we doen in deze kleine groep proefpersonen kunnen extrapoleren naar ‘de markt’. Met andere woorden, kunnen hersenactivaties van een kleine groep proefpersonen voorspellen hoe ‘de consument’ zal reageren op onze boodschappen, commercials en producten? Dit wordt ook wel ‘neuroforecasting’ genoemd.

Zo lieten we proefpersonen kijken naar filmtrailers, terwijl hun EEG gemeten werd (Boksem & Smidts, 2015). Het gebruik van trailers heeft enkele interessante voordelen: films worden voornamelijk geadverteerd via trailers, en hebben een grote invloed op consumenten bij het bepalen van welke film ze zullen gaan zien. Je kunt zelfs zeggen dat trailers een soort free sample van het product zijn. Maar het belangrijkste voordeel is dat voor films het verkoopsucces publiekelijk beschikbaar is (de zogenaamde US Box Office, dus hoeveel de film heeft opgebracht in kaartverkoop in de Verenigde Staten), en dat de verkoopgegevens rechtstreeks verband houden met de advertentie (de trailer). We vonden dat bepaalde patronen van EEG-activiteit tijdens het kijken van de trailers samenhangen met de Box Office van de film: hoe hoger deze activiteit, hoe meer kaartjes er verkocht werden. Deze resultaten zijn des te opmerkelijker wanneer je bedenkt dat de proefpersonen in dit experiment studenten van de Erasmus Universiteit waren: de hersenactiviteit van een kleine 40 Rotterdamse studenten tijdens het zien van trailers correleerde met hoeveel Amerikanen een kaartje kopen voor die film. We vroegen de proefpersonen tevens voor elke trailer hoe leuk ze elke film vonden en hoeveel ze zouden willen betalen om de film te kunnen zien; dit bleek niet significant samen te hangen met Box Office!

We kunnen hieruit concluderen dat door middel van het meten van EEG we een betere inschatting kunnen maken van hoe succesvol een product (in dit geval een film) in de markt zal zijn, en dat dit een meerwaarde heeft ten opzichte van de waardering die proefpersonen expliciet geven voor de trailer. Momenteel zijn we bezig deze resultaten te repliceren voor een veel grotere set films en een veel grotere groep proefpersonen. Uit dit vervolgonderzoek komt dezelfde samenhang tussen EEG en Box office naar voren, wat extra vertrouwen geeft in de eerdere bevindingen.

Meer onderzoek naar het potentieel van ‘neuroforecasting’ in ons centrum is gedaan door Alexander Genevsky (Genevsky et al., 2017). Hij keek of breinactivatie gemeten met fMRI het succes van zogenaamde ‘crowdfunding’ campagnes kon voorspellen. Proefpersonen kregen in de scanner omschrijvingen van echte crowdfunding projecten te zien, en moesten beslissen of ze al dan niet in deze projecten wilden investeren. Enkele maanden later werd gekeken hoe succesvol deze campagnes waren geweest (in welke mate de projecten gefinancierd waren). Opnieuw bleek het succes van dergelijke campagnes samen te hangen met activatie in bepaalde delen van het brein (met name in hersengebieden die betrokken zijn bij het verwerken van beloningen en andere positieve stimuli).

Samenvattend kunnen we op basis van de hierboven beschreven onderzoeken (en inmiddels vele andere) concluderen dat er inderdaad evidentie is dat het mogelijk is om het succes van boodschappen, commercials en producten in de markt te voorspellen met metingen van het brein. Dit is natuurlijk van grote waarde voor de marketingpraktijk: advertenties en producten kunnen in een relatief kleine groep proefpersonen getest worden met behulp van neuroimaging methoden, voordat ze daadwerkelijk in de markt gezet worden. Bovenstaande resultaten geven aan dat dit soort hersenmetingen op zijn minst een goede toevoeging kunnen zijn aan meer traditionele maten.

Een kanttekening die hierbij geplaatst moet worden is wel dat, hoewel een behoorlijk aantal onderzoeken inmiddels heeft aangetoond dat neuroforecasting mogelijk is, deze onderzoeken vaak verschillende activatiepatronen in het brein vinden die samenhangen met hoe succesvol boodschappen of producten in de markt zullen zijn. De vraag is dus in welke mate deze resultaten generaliseren naar nieuwe boodschappen, reclames en producten. Daarom zijn we momenteel betrokken bij een groot internationaal project waarbij we alle onderzoeken die er gedaan zijn naar neuroforecasting samenvoegen (een zogenaamde mega-analyse), en kijken of we consistent patronen in de activatie van het brein kunnen onderscheiden die voorspellend zijn voor succes in de markt; ongeacht de specifieke stimulus (TV reclame, filmtrailer, crowdfunding campagne, ...) en ongeacht de uitkomstmaat gemeten in de markt (Box office, prijs elasticiteit, donaties, ...).

## **De toekomst van neuromarketing**

Het idee om neuromarketing in te zetten kan zowel verleidelijk als verwarrend zijn, gezien de hypes en controverses uit het verleden. In het begintijdperk van neuromarketing leidden vroege bevindingen uit de neurowetenschappen gemakkelijk tot te brede interpretaties. Alweer meer dan 10 jaar geleden werd er in een inmiddels berucht opiniestuk in de New York Times beweerd dat hersenscans lieten zien dat mensen van hun smartphones houden zoals ze van hun echtgenoten houden; een bewering die (uiteraard) niet door de onderliggende data ondersteund werd (Levallois, Smidts, Wouters, 2021). Tegenwoordig kan neuromarketing met meer robuust onderzoek en meer geavanceerde data-analyse technieken bruikbare inzichten toevoegen aan bestaande onderzoeksmethoden. In dit stuk hebben we enkele voorbeelden van ons werk de revue laten passeren om dit punt te benadrukken.

Uitgangspunt waren twee belangrijke vragen voor neuromarketing: (a) kunnen we daadwerkelijk gedachten, emoties en motivaties aflezen uit activaties van het brein van de consument, en (b) kunnen we met deze activaties het gedrag van consumenten (beter) voorspellen? We hebben in dit stuk laten zien dat beide vragen met 'ja' beantwoord kunnen worden, zij het met enkele belangrijke kanttekeningen.

- Ten eerste is het toepassen van methoden uit de neurowetenschappen in marketing niet eenvoudig: het vereist een zeer zorgvuldige opzet van het onderzoek, een gedegen kennis van het brein en van neuroimagingmethoden, en het vereist een gedegen kennis van moderne statistische analyse-technieken en machine-learning methoden. Het simpelweg proefpersonen in een MRI-scanner leggen en de resulterende scans interpreteren voldoet niet en leidt tot foutieve conclusies zoals in het New York Times opiniestuk.
- Ten tweede is neuromarketing niet goedkoop, hoewel de kosten van onderzoek door gespecialiseerde neuromarketingbedrijven de laatste jaren een dalende trend laten zien. Tevens is, met de opkomst van machine-learning-methoden en het publiekelijk toegankelijk maken van neurowetenschappelijke onderzoeksresultaten, het te voorzien dat in de toekomst een grote brein database kan worden opgezet, waarmee men 'neurale decoders' kan trainen op deze grote database zonder zelf data te hoeven verzamelen om de classifier te trainen. De decoder zou vervolgens ingezet kunnen worden om bijvoorbeeld emoties en associaties af te lezen van nieuwe stimuli, wat een enorm efficiency voordeel op zou leveren.
- Ten derde staat de missie om de consument beter te begrijpen door middel van neurowetenschappelijke methoden nog in de kinderschoenen. Met name de vraag of het grotere voorspellende vermogen van breinmetingen ten opzichte van meer traditionele methoden opweegt tegen de hogere kosten zal verder praktijkonderzoek moeten uitwijzen.

Desalniettemin zijn wij ervan overtuigd dat neuromarketing een blijvend fenomeen is. In de toekomst zien we voor neuromarketing met name een belangrijke rol weggelegd voor het meten van impliciete processen zoals emoties, associaties, maar ook bijvoorbeeld aandacht en geheugen. Deze processen zijn zeer moeilijk meetbaar met traditionele methoden, zeker in het geval van dynamische stimuli zoals commercials, maar spelen een grote rol in het bepalen van het gedrag van de consument. Tevens zien we momenteel een zeer snelle ontwikkeling van zowel het neurowetenschappelijk gereedschap, alswel innovaties in de analyse van complexe data, zoals de toepassing van machine-learning op brein data. Dit zal onzes inziens een grote rol spelen in het doorontwikkelen van de huidige toepassingen van neurowetenschap in marketing en zal leiden tot een nog beter inzicht in het beslissingsproces en gedrag van de consument.

## Literatuur

**Boksem, M. A. S., & Smidts, A.** (2015). Brain Responses to Movie Trailers Predict Individual Preferences for Movies and Their Population-Wide Commercial Success. *Journal of Marketing Research*, 52(4), 482–492.

**Chan, H.-Y., Boksem, M., & Smidts, A.** (2018). Neural profiling of brands: Mapping brand image in consumers' brains with visual templates. *Journal of Marketing Research*, 55(4), 600-615.

**Chan, H. Y., Smidts, A., Schoots, V. C., Dietvorst, R. C., & Boksem, M. A. S.** (2019). Neural similarity at temporal lobe and cerebellum predicts out-of-sample preference and recall for video stimuli. *NeuroImage*, 197(May), 391–401.

**Chan H.Y., Smidts A., Schoots V.C., Sanfey A.G. & Boksem M.A.S.** (2020). Decoding dynamic affective patterns to naturalistic videos with shared neural patterns. *Neuroimage*, 216.

**Eijlers, E., Smidts, A., & Boksem, M. A. S.** (2019). Implicit measurement of emotional experience and its dynamics. *PLoS ONE*, 14(2), 1–15.  
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0211496>

**Genevsky, A., Yoon, C., Knutson, B.** (2017) When brain beats behavior: Neuro-forecasting crowdfunding outcomes. *Journal of Neuroscience* 37(36), 8625-8634

**Levallois C., Smidts A. & Wouters, P.F.** (2021). The emergence of neuromarketing investigated through online public communications (2002-2008). *Business History* 63 (3) 443-466.

**Smidts, A.** (2002). *Kijken in het brein: Over de mogelijkheden van neuromarketing*. Inaugural address Rotterdam School of Management, Erasmus University Rotterdam. ERIM: EIA-12-MKT. <http://hdl.handle.net/1765/308>



# Privacy-vriendelijke klantanalyses?!



## **JAAP WIERINGA**

---

PROFESSOR RESEARCH METHODS IN BUSINESS AAN DE UNIVERSITEIT VAN GRONINGEN

Jaap is Professor Research Methods in Business aan de Universiteit van Groningen en zet zich in voor het ontwikkelen en toepassen van nieuwe methoden voor het verkrijgen van klantinzichten. Recentelijk heeft hij met collega's enkele artikelen gepubliceerd in toptijdschriften in marketing en business, die oplossingen aandragen voor de spanning die ontstaat tussen effectieve marketing analytics en bezorgdheid over privacy. Momenteel werkt hij ook samen met collega's aan een nieuwe editie van het boek "Creating Value with Big Data Analytics." Jaap vervult ook een belangrijke brugfunctie tussen wetenschap en praktijk. In zijn functie als onderzoeksdirecteur van het RUG Customer Insights Center (CIC) deelt hij zijn kennis over Big Data en Machine Learning met bedrijven die bij het CIC zijn aangesloten door middel van bijdragen aan seminars en rapporten. Daarnaast is Jaap al 12 jaar lang kerndocent van de opleiding "De impactvolle marketing analist" waarin data-analisten uit de praktijk worden getraind in methoden voor het verkrijgen van klantinzichten.

---

## 2.

# Privacy-vriendelijke klantanalyses?!

---

JAAP WIERINGA

### Samenvatting

Krachtige algoritmes worden steeds vaker ingezet voor het genereren van klantinzichten en het voorspellen van klantgedrag. Samen met de overvloedige beschikbaarheid van gedetailleerde data over klanten draagt dit bij aan de centrale plek die marketing intelligence inneemt in de bedrijfsvoering van veel organisaties. Tegelijkertijd roept het gebruik van algoritmes ook weerstand op, vanwege de privacy-bezwaren die hieraan kleven. Dit leidt tot de indruk dat efficiënte analyse van klantdata en privacy met elkaar in tegenspraak zijn. In dit artikel laat ik zien dat dat een te beperkte opvatting is. Ik demonstreer aan de hand van twee praktische voorbeelden hoe 'state-of-the-art algoritmes' ingezet kunnen worden voor effectieve analyse van klantdata, in combinatie met datamini-malisatie en data-anonimisatie. Dit illustreert dat het mogelijk is om te voldoen aan deze twee belangrijke richtlijnen van de AVG, zonder dat dit ten koste gaat van de impact van klantanalyses.

### Inleiding: spanning tussen data-analyse en privacy

Data wordt wel de nieuwe olie van de digitale economie genoemd. In combinatie met de stormachtige ontwikkeling van krachtige algoritmes is het mogelijk om de behoeften en wensen van klanten veel beter te begrijpen en nauwkeurige voorspellingen te genereren over hun gedrag. Hiermee zijn marketingactiviteiten gerichter in te zetten, door bijvoorbeeld de juiste klanten op het juiste moment met het juiste instrument te benaderen. Dit biedt enorme voordelen voor het marketingvakgebied, maar ook daarbuiten.

De wereldwijde handel in persoonsgegevens is dan ook een miljardenindustrie geworden, die gedomineerd wordt door enkele grote spelers. Consumenten maken zich in toenemende mate zorgen over deze ontwikkelingen, en ook de soms ondoorzichtige en oneerlijke algoritmes die worden gebruikt om deze data

uit te buiten liggen onder vuur. Aanvankelijk werden dergelijke bezwaren voornamelijk in West-Europa geuit, maar gevoed door enkele grote schandalen wordt privacy ook in andere delen van de wereld een steeds belangrijker thema. Als gevolg hiervan besluiten overheden om privacywetgeving te ontwikkelen om het gebruik van persoonlijk identificeerbare gegevens te reguleren (Verhoef e.a., 2021).

Binnen bedrijven kan privacyregelgeving een spanningsveld veroorzaken tussen marketing intelligence en compliance-afdelingen. Aan de ene kant wordt de noodzaak gevoeld om zo effectief als mogelijk inzichten te genereren uit de rijke verscheidenheid aan bronnen van klantdata. Aan de andere kant kunnen deze data hier alleen maar voor gebruikt worden als dit volledig in overeenstemming is met de privacyregelgeving en de afspraken met de klant. Daarom is het belangrijk om data-analysmethoden te ontwikkelen die voldoen aan de privacyvereisten, zonder in te boeten op de bruikbaarheid en de effectiviteit van de klantinzichten die daarmee worden verkregen.

In dit artikel ga ik in op twee onderzoeksprojecten die illustreren dat state-of-the-art algoritmes ingezet kunnen worden om een balans te vinden tussen effectieve klantanalyses en compliance ten aanzien van de privacywetgeving. Ik bespreek eerst hoe we een effectief churnmodel hebben ontwikkeld dat rekening houdt met een belangrijke AVG richtlijn: dataminimalisatie. Daarna bespreek ik een project waarbij een andere AVG richtlijn, data-anonimisatie, centraal staat.

## **Klantinzichten en dataminimalisatie**

Dataminimalisatie verwijst naar het principe dat bij het verzamelen en verwerken van persoonsgegevens niet meer gegevens mogen worden gebruikt dan nodig is voor de gegeven taak. Het is dan wel zaak om binnen deze beperking zo effectief als mogelijk gebruik te maken van de beschikbare data. We grijpen hiervoor terug op een basisprincipe binnen de statistiek: het begrip sufficiency. Dit concept werd in 1920 beschreven door een beroemd statisticus, Sir Ronald Fisher, toen hij nadacht over de vraag welke samenvattende statistieken (die je berekent uit de data, bijvoorbeeld de som van de datapunten) voldoende zijn om een goede schatting te kunnen maken van datgene waarin je geïnteresseerd bent. Als je deze samenvattende statistieken kent, dan is de data zelf eigenlijk niet meer nodig.

Daarnaast maken we gebruik van zogenaamde state space modellen die veel toegepast worden in de ruimtevaart en in voorspelmodellen voor financiële markten. Dit is een klasse van enorm krachtige en ook flexibele modellen, waarbij de 'toestand' van het systeem centraal staat. Wanneer we het voorbeeld nemen van een satelliet die in een baan om de aarde gehouden moet worden, zou de toestand kunnen bestaan uit de positie, de snelheid en de bewegingsrichting van de satelliet. De volgende toestand van de satelliet hangt dan af van wat de huidige toestand was, en wat nu gedaan wordt om de satelliet bij te stu-

ren. De huidige toestand kun je zien als het resultaat van alle bijsturingen die in het verleden plaatsvonden, en is, samen met de huidige bijsturing, ‘sufficient’ voor het bepalen van de volgende toestand. De data uit het verleden is daarvoor niet meer nodig.

Dit principe kunnen we toepassen bij het begrijpen en voorspellen van klantgedrag. Hierbij gaan we er vanuit dat beslissingen van klanten afhangen van ‘de toestand’ waarin zij zich bevinden (bijvoorbeeld hoe tevreden is de klant, hoe ervaart hij/zij de economische situatie), en hoe er wordt bijgestuurd met bijvoorbeeld marketingvariabelen. Ook hier geldt dan: als je de huidige toestand van een klant kent, hoeft je niet langer alle klantdata van het verleden te bewaren. Die kunnen verwijderd worden, zonder dat de kwaliteit van voorspellingen daar onder lijdt. Dat is in lijn met de beperkte bewaartermijn van persoonlijke data die ook door AVG vereist wordt.

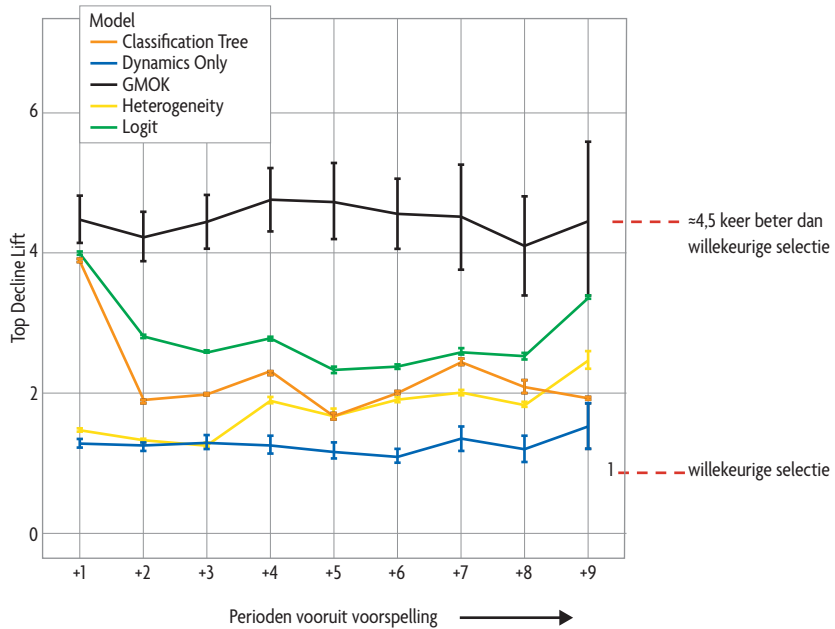
Zodra in de volgende periode het gedrag van de klant geobserveerd wordt, wordt ‘de toestand’ geüpdatet, en die vormt weer de basis voor de voorspelling van het gedrag in de periode daarna. Deze recursieve manier van voorspellen sluit erg aan bij de manier waarop veel data tegenwoordig beschikbaar komen, denk bijvoorbeeld aan online gegevens.

De combinatie van sufficiency en het voorspellen op basis van de toestand van de klant leidt tot krachtige en flexibele modellen die op een dataminimaliserende manier het klantgedrag kunnen voorspellen. We hebben daar in de ontwikkeling van het model nog een privacy-laag aan toegevoegd. Omdat het ondoenlijk bleek om de toestand van elke klant te monitoren, delen we klanten op in segmenten, die bepaald worden op basis van de toestand van de klant. We bewaren alleen de gemiddelde toestanden van de segmenten, en het segmentlidmaatschap van een individuele klant. Op deze manier draagt onze methode dus ook bij aan een tweede belangrijke richtlijn van de AVG: data-anonimisatie. Op dit privacythema komen we in de volgende paragraaf nog terug.

Het resulterende model schatten we met een gegeneraliseerde versie van een algoritme dat door professor Kalman is ontwikkeld, en passen we toe op een grote klantengroep die bestaat uit een mix van segmenten die verschillen in hun toestand. Het resulterende model hebben we GMOK genoemd (Generalized Mixture Of Kalman-filters). De methodologie voor dit model wordt uitvoerig uiteengezet in Holtrop e.a. (2017).

Na het ontwikkelen van het model hebben we onderzocht of met deze privacyvriendelijke methodologie niet teveel aan voorspelkracht ingeboet wordt. We hebben het model daartoe meerdere malen toegepast en de uitkomsten vergeleken met bestaande modellen. In een van deze toepassingen hebben we GMOK toegepast om de churnbeslissing van klanten van een zorgverzekeraar te voorspellen.

**Figuur 1. Resultaten van GMOK vergeleken met andere modellen (churnmodel van een zorgverzekeraar)**



In figuur 1 vergelijken we de voorspellingen van GMOK met de belangrijkste concurrerende modellen. De manier waarop we de modellen vergelijken is op basis van de zogenaamde ‘Top Decile Lift’. Dit is een maatstaf die aangeeft welke factor de voorspelling beter is dan willekeurige selectie. Bijvoorbeeld: een model met een Top Decile Lift van 1 is niet beter in staat om churners te identificeren dan willekeurige selectie van klanten.

Figuur 1 laat zien dat GMOK en een aantal concurrerende modellen 4-4,5 keer beter in staat zijn om het switchgedrag van te klanten te voorspellen voor de eerstvolgende periode dan willekeurige selectie (eerste datapunt van de zwarte, groene en oranje lijn). Er zijn ook modellen die het nauwelijks beter doen dan willekeurige selectie: het eerste datapunt van de blauwe en de gele lijn ligt immers dicht bij 1. Het feit dat voorspelkracht van GMOK zelfs beter is dan dat van alle bestudeerde concurrerende modellen bewijst dat het mogelijk is om accuraat te voorspellen op een privacy-vriendelijke manier.

Een ander interessante observatie is dat de voorspelkracht van GMOK ook goed blijft als churngedrag van klanten verder vooruit voorspeld wordt. De modellen die voor één periode vooruit nog vergelijkbaar presteerden als GMOK, verliezen aan voorspelkracht wanneer er verder in de toekomst gekeken moet worden (zie de daling in de groene en de oranje lijn bij 2 – 9 perioden vooruit voorspellen).

## Klantinzichten en data-anonimisatie

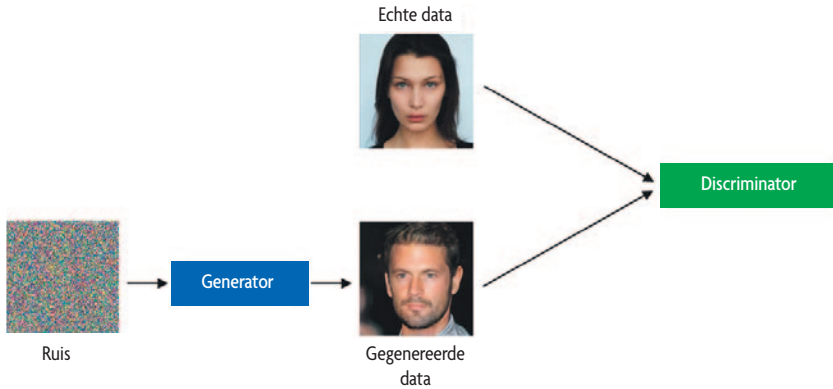
Een ander principe dat AVG aanvoert om de privacy te waarborgen is de anonimisering van gegevens. Er zijn diverse methoden ontwikkeld om data te anonimiseren, of te pseudonimiseren. Voorbeelden daarvan zijn het generaliseren van data en het toevoegen van ruis. In het onderzoek dat ik in deze paragraaf wil bespreken realiseren we anonimisatie door data van niet bestaande klanten te genereren die, bij analyse, dezelfde inzichten oplevert als wanneer we echte klantdata zouden analyseren.

Om gegevens van niet-bestaande klanten te genereren, die in alle opzichten lijken op data van echte klanten, gebruiken we zogenaamde Generative Adversarial Networks (GANs). GANs maken gebruik van twee deep learning neurale netwerken. Door deze netwerken met elkaar te laten concurreren, worden ze beiden beter. Een simpel en erg elegant idee, wat ervoor zorgt dat een GAN artificiële data kan genereren met dezelfde karakteristieken als de ‘echte data’ (Goodfellow e.a., 2014).

De twee deep learning neurale netwerken hebben beide hun eigen functie in een GAN. Het eerste neurale netwerk, de Generator, neemt ruis als input, en genereert op basis hiervan een observatie van een verzameling klantvariabelen. Het tweede neurale netwerk is de Discriminator. Deze heeft als taak om de datapunten van echte klanten te onderscheiden van de datapunten die worden gegenereerd door de Generator, dit zijn dus datapunten van niet-bestaande klanten. Aanvankelijk hoeft de Discriminator nog niet bijzonder goed te zijn, omdat de Generator ook nog niet goed genoeg werkt, en de data van echte klanten dus gemakkelijk te onderscheiden is van artificiële data. Om het de Discriminator lastig te maken, moet de Generator verbeteren en leren om datapunten te genereren die meer op echte klantdata lijken. Maar als de Generator verbetert, heeft dit ook consequenties voor de Discriminator. Deze zal dan ook moeten verbeteren om de echte data te onderscheiden van de artificiële data. Op deze manier leidt de concurrentie tussen de twee deep learning neurale netwerken ertoe dat beide beter worden. Uiteindelijk genereert de Generator datapunten waarvan de eigenschappen zo vergelijkbaar zijn met data van echte klanten dat analyse ervan leidt tot dezelfde inzichten als wanneer echte data zou zijn gebruikt.

Het is hierbij van belang om op te merken dat de Generator niet in directe aanraking komt of getraind wordt met echte klantdata, anders dan via de besluiten van de Discriminator, die de gegenereerde data kan verwerpen of accepteren. De gegenereerde datapunten komen voort uit ruis, en de Generator leert enkel van de feedback van de Discriminator om ‘betere’ datapunten te produceren. Dit draagt bij aan de anonimisering van data.

**Figuur 2. Schematische weergave van de werking van een GAN.**



De toepassingen van GANs zijn legio. Wanneer je hierop googelt kom je prachtige voorbeelden tegen, waarbij ontbrekende delen van foto's automatisch ingevuld worden, 3D modellen gegenereerd worden op basis van 2D foto's, enzovoort. Veel van deze voorbeelden hebben te maken met het genereren van (delen van) grafische afbeeldingen. In Figuur 2 is de werking van een GAN schematisch weergegeven voor het genereren van afbeeldingen van niet-bestaande personen.

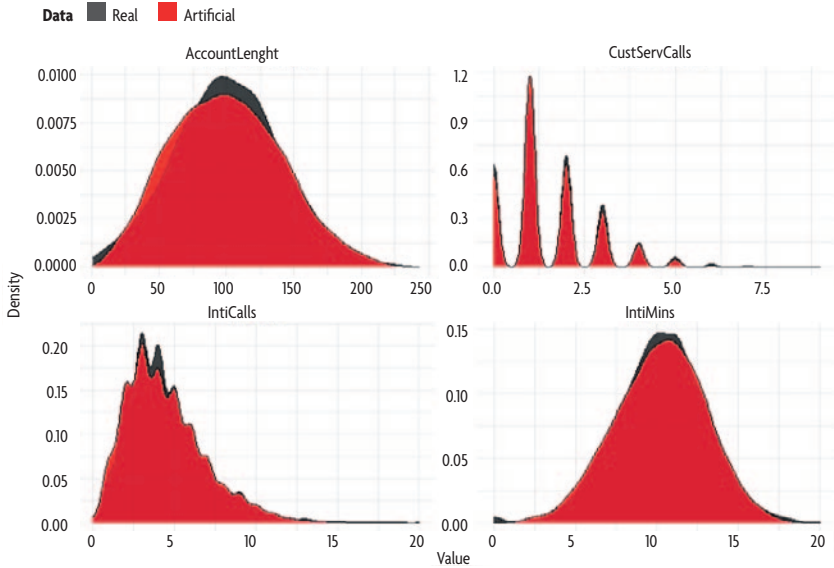
Wij gebruiken GANs om data te genereren die het gedrag van klanten beschrijft. Dat brengt extra uitdagingen met zich mee, omdat voor een goede beschrijving van klantgedrag een bonte verzameling nodig is van typen variabelen: voor sommige aspecten van klantgedrag zijn continue variabelen nodig, zoals voor uitgaven, bij andere aspecten gaat het om tellingen, zoals aantal bestelde producten, en weer andere variabelen zijn nominaal, bijvoorbeeld om het verschil tussen zakelijke en particuliere klanten aan te geven. Deze verscheidenheid aan typen variabelen maakt het ingewikkeld om klantdata te genereren met behulp van bestaande methoden.

Tot zover de theorie. Ook bij dit project hebben we onderzocht in hoeverre de resultaten van deze methodologie bruikbaar zijn in de praktijk. We hebben daartoe GANs getraind op verschillende datasets, met verschillende eigenschappen. Zo hebben we data gegenereerd voor longitudinale data (verkoop van een limonademerke over tijd), cross-sectionele data (churngedrag van klanten), en voor een panel data set (voorschrijfgedrag van een verzameling artsen over tijd), zie Ponte en Wieringa (2021). Hieronder bespreken we enkele resultaten van de cross-sectionele data set.

De dataset, waarvoor we met een GAN data hebben gegenereerd, bestaat uit een steekproef van 3333 klanten van een telecom provider, waarvan we een aantal achtergrondkenmerken kennen en hun besluit om het contract met de provider al dan niet te verbreken aan het einde van het jaar.



**Figuur 3. Resultaten van de toepassing van een GAN op churndata van een telecom service provider**



Om een eerste indruk te krijgen van de kwaliteit van de gegenereerde data vergelijken we in Figuur 3 voor enkele variabelen de verdelingen van de echte data met die van de door de GAN gegenereerde data. We concluderen dat de verdelingen niet veel van elkaar verschillen. In Figuur 4 gaan we nog een stap verder, want we zijn niet alleen geïnteresseerd in de ‘vorm’ van de verdeling van de klantvariabelen, maar ook in de samenhang tussen de variabelen.

**Figuur 4. Correlaties tussen de variabelen in de gegenereerde data (links) en de echte data (rechts)**



In Figuur 4 laten we daartoe een overzicht zien van de correlaties tussen de variabelen in de gegenereerde data (linker correlatiematrix) en de echte data (rechter correlatiematrix). Uit deze figuur blijkt dat niet alleen de verdelingen van de artificiële data lijken op die van de echte data, maar dat de samenhang die er bestaat tussen de variabelen in de echte data ook zichtbaar is in de gegenereerde data. Uit verdere analyses, die we hier niet bespreken, blijkt dat churnvoorspellingen van een model dat geschat is op basis van door een GAN gegenereerde data net zo nauwkeurig zijn als voorspellingen die gebaseerd zijn op een model dat geschat is met echte data. Uiteraard hebben we dit gevalideerd op datapunten die niet gebruikt zijn voor het trainen van de GAN.

## Conclusies

In dit artikel heb ik twee voorbeelden laten zien van een manier waarop state-of-the-art algoritmes ingezet kunnen worden om klantdata te analyseren op een privacy-vriendelijke manier, zonder in te boeten op de kracht van de analyses, in lijn met Wieringa e.a. (2021).

In het eerste voorbeeld is vanuit de combinatie van het jaren-oude concept van statistical sufficiency en state space modellen een methode ontwikkeld waarmee nauwkeurige voorspellingen over klantgedrag kunnen worden verkregen, terwijl er rekening gehouden wordt met dataminimalisatie en de beperkte bewaartermijn van data.

In het tweede voorbeeld is op basis van GANs data gegenereerd van niet-bestaande klanten, die bij analyse dezelfde inzichten opleveren als analyse van echte klantdata. Omdat het om data van niet-bestaande klanten gaat, zijn de privacyrisico's van het delen van data, bijvoorbeeld tussen samenwerkende partijen (ik stel me zo voor: een universiteit en een bedrijf) aanzienlijk minder dan wanneer de partijen data van echte klanten delen.

Aan de hand van deze voorbeelden wil ik illustreren dat er bij de analyse van klantdata mogelijkheden zijn om de spanning te verminderen die soms ontstaat tussen marketing-intelligence en compliance afdelingen. Daar waar algoritmes regelmatig in een kwaad daglicht geplaatst worden, vanwege privacy-issues en de bevooroordeeling die spreekt uit de uitkomsten, laat ik in dit artikel zien dat de kracht van deze state-of-the-art algoritmes ook gebruikt kan worden om privacy-aspecten als dataminimalisatie en data-anonimisatie te waarborgen. Binnen het Customer Insights Center van de Faculteit Economie en Bedrijfskunde van de Rijksuniversiteit Groningen is dit een belangrijk onderzoeksthema.

## Referenties

**Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y.** (2014). Generative Adversarial Networks. arXiv:1406.2661 [cs, stat]. <http://arxiv.org/abs/1406.2661>

**Holtrop, N., Wieringa, J. E., Gijsenberg, M. J., & Verhoef, P. C.** (2017). No future without the past? Predicting churn in the face of customer privacy. *International Journal of Research in Marketing*, 34(1), 154–172. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2016.06.001>

**Ponte, G. & Wieringa, J.E.** (2021). Privacy-preserving Generative Adversarial Networks to Share Data and Derive Marketing Insights, working paper, University of Groningen.

**Verhoef, P. C., Kooge, E., Walk, N. & Wieringa, J. E.** (2021) *Creating Value with Data Analytics in Marketing: Mastering Data Science*. Abingdon: Routledge.

**Wieringa, J., Kannan, P. K., Ma, X., Reutterer, T., Risselada, H., & Skiera, B.** (2021). Data analytics in a privacy-concerned world. *Journal of Business Research*, 122, 915–925. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.05.005>



**Is politieke  
microtargeting  
op basis van  
algoritmes een  
effectief recept?**



## **BRAHIM ZAROUALI**

ASSISTANT PROFESSOR IN PERSUASION AND NEW MEDIA  
TECHNOLOGIES AAN DE UNIVERSITEIT VAN AMSTERDAM

Brahim is Assistant Professor in Persuasion and New Media Technologies aan de Universiteit van Amsterdam. Tevens is hij als postdoctoraal onderzoeker verbonden aan het onderzoeksinstituut Information, Communication & the Data Society. In zijn nog korte wetenschappelijke loopbaan heeft Brahim al zeer veel internationale publicaties gerealiseerd. In zijn onderzoek richt hij zich, onder andere, op het gebruik van algoritmen om persoonlijkheidsprofielen van social-media gebruikers vast te stellen door social media-tekstdata te analyseren. Deze informatie kan vervolgens gebruikt worden om marketingcommunicatie (bijvoorbeeld wie krijgt welke politieke boodschap) effectief in te zetten. Hij slaat ook een goede brug tussen wetenschap en praktijk door zijn onderzoek in vele mediakanalen (nieuwssites, podcasts, etc.) voor het voetlicht te brengen en door samen te werken met bedrijven, zoals Textgain, een bedrijf dat AI-oplossingen aanbiedt op sociale media. Brahim heeft voor zijn onderzoeken al diverse awards gewonnen, waaronder de Top Dissertation Award van de International Communication Association.

---

### 3.

## Is politieke microtargeting op basis van algoritmes een effectief recept?

---

BRAHIM ZAROUALI

### Samenvatting

Marketeers hebben tegenwoordig zeer geavanceerdere technologische tools om bepaalde doelgroepen te bereiken tijdens politieke campagnes. Een van die technieken is *psychologische politieke microtargeting op basis van algoritmes*, ofwel het afstemmen van politieke advertenties op de persoonlijkheidskenmerken van burgers. Maar werkt dit? Kun je mensen op basis van hun online persoonlijkheidsprofiel beïnvloeden? Dit hebben we onderzocht in twee uitvoerige experimentele studies. Eerst gebruikten we state-of-the-art algoritmes om de persoonlijkheid van mensen, actief op sociale media, te voorspellen. Vervolgens hebben we ze blootgesteld aan een op-maat-gemaakte politieke boodschap die gebaseerd was op hun psychologisch profiel. Uit deze twee studies blijkt dat je mensen eenvoudigweg kan overtuigen om voor een bepaalde politieke partij te kiezen op basis van algoritmische politieke microtargeting.

### Inleiding

Politieke campagnes maken steeds vaker gebruik van politieke microtargeting (PMT) op sociale media. Deze techniek omvat het verzamelen en analyseren van persoonlijke data van mensen om hen vervolgens op maat gemaakte politieke boodschappen te sturen (Zuiderveen Borgesius et al., 2018). Dit gebeurt meestal via sociale media kanalen, zoals Facebook en Instagram. PMT wordt al sinds enkele jaren op grote schaal gebruikt in de Verenigde Staten, en meer recentelijk ook in politieke campagnes in Europa, zoals in het Verenigd Koninkrijk, Duitsland, Frankrijk, en zelfs Nederland (Anstead, 2017; Dobber et al., 2017). Wanneer verkiezingen voor de deur staan is PMT een miljoenenbusiness; haast alle politieke partijen maken er (in meer of mindere mate) gebruik van (de Goede & Hankel, 2021).

Hoewel PMT efficiënt kan worden ingezet om kiezers rechtsreeks aan te spreken met standpunten die persoonlijk relevant zijn, brengt het ook enkele maatschappelijke spanningsvelden met zich mee. Dit werd recentelijk geïllustreerd in het Cambridge Analytica-schandaal. In maart 2018 kwam het bedrijf Cambridge Analytica in opspraak omdat het, zonder toestemming, persoonlijke data van honderden miljoenen Facebook-gebruikers had verzameld en vervolgens gebruikt om psychologische profielen op te stellen op basis van complexe algoritmes (Confessore, 2018). Ze gebruikten het befaamde OCEAN-model, waarmee ze de Big-5 persoonlijkheidskenmerken konden voorspellen (zie Figuur 1). Er werd beweerd dat je aan de hand van dit model kon “kijken in de ziel van mensen”. Deze psychologische profielen werden vervolgens gebruikt om politieke advertenties te creëren die mensen konden overtuigen op basis van hun persoonlijkheidskenmerken. Deze praktijken werden in verband gebracht met de Amerikaanse presidentsverkiezingen in 2016 (toen Trump won), alsook het Brexit-referendum in datzelfde jaar (toen de ‘leave-campagne’ won).

**Figuur 1: het OCEAN-Model van Cambridge Analytica.**



## Hoe werkt psychologische PMT?

Als (politiek) marketeer is het gangbaar om je doelgroepen op te delen in kleinere segmenten, zodat je deze groepen op een gerichtere manier kan bedienen van relevante politieke communicatie. Meestal gebeurt deze segmentatie op basis van socio-demografische kenmerken, zoals leeftijd en gender, of op basis van bepaalde voorkeuren, interesses, locatie en voorgaand online surfgedrag (cookies). Echter, door razendsnelle ontwikkelingen in technologie, connectiviteit en digitalisering steeg de hoeveelheid data die marketeers kunnen verzamelen, opslaan en verwerken over consumenten (Chester & Montgomery, 2017). Campagneteams en marketingbureaus gebruikten deze data vervolgens om algoritmische modellen te trainen die mensen op een diepgaande en persoonlijke manier konden profileren: “het digitaal persoonlijkheidsprofiel” (Tufekci, 2014). Dus, psychologische microtargeting kun je simpelweg beschrijven als een data-gedreven poging tot gedragsverandering op basis van (algoritmische) persoonlijkheidsanalyses. Vooral bij het politiek campagnevoeren kan deze persoonlijkheidsprofilering van pas komen, omdat het echt inkijk geeft in hoe mensen beslissingen maken, wat hen drijft, en welke politieke topics hen echt diep raken.



## Is psychologische PMT effectief?

Als we de media en de publieke opinie mogen geloven, dan zijn de psychologische PMT-praktijken van Cambridge Analytica verantwoordelijk voor de verrassende overwinning van Trump tijdens de Amerikaanse presidentsverkiezingen in 2016, en voor het onverwacht vertrek van het Groot-Brittannië uit de EU (Brexit) (Grassegger & Krogerus, 2017). Kortom, psychologische PMT zou een effectief recept moeten zijn. Echter, op wetenschappelijk vlak zijn er geen empirische studies over de persuasieve effecten van psychologisch-gerichte PMT op kiezers. We weten dus niet of deze technieken tot politieke gedragsbeïnvloeding kunnen leiden. Dit was het signaal voor ons, onderzoekers aan de Amsterdam School of Communication Research (ASCoR) van de Universiteit van Amsterdam, om dit te testen aan de hand van twee uitvoerige experimentele studies (zie Zarouali et al., 2020). De vraag die we wilden beantwoorden was: *kun je op basis van algoritmes de persoonlijkheid van mensen actief op sociale media voorspellen, en vervolgens, diezelfde mensen targeten met politieke advertenties die inspelen op deze persoonlijkheid om ze op een effectieve manier te beïnvloeden?*

## De onderzoeksopzet

Voor we de onderzoeksopzet doorlopen, is het belangrijk om te vermelden dat we speciaal voor deze studie een fictieve sociale netwerksite hebben aangemaakt, genaamd Social Engine (zie Figuur 2). *Social Engine* bevatte alle belangrijke functionaliteiten van Facebook (bv. nieuwsfeed, posts, like/comment/share buttons, pagina's, etc.). Bovendien kreeg het netwerk ook de 'look and feel' van Facebook door dezelfde themakleuren, fonts en lay-out te gebruiken. Met dit fictief netwerk hadden we dus de ideale gecontroleerde omgeving om onze studies uit te voeren.

Beiden studies verliepen in twee fasen. In fase 1 hebben we een steekproef aan onderzoeksdeelnemers de opdracht gegeven om in te loggen op Social Engine en enkele posts, berichten en comments achter te laten (net zoals ze dat zouden doen op een echt sociaal netwerk). Op basis hiervan hadden we voor elke deelnemer een hoeveelheid aan tekstdata. In samenwerking met het AI-bedrijf Textgain hebben we vervolgens een algoritme gebruikt om de persoonlijkheid van elke deelnemer te gaan bepalen op basis van de tekstdata die we van hem/haar hadden. Met andere woorden: het algoritme kon op basis van iemands tekst op sociale media zijn/haar persoonlijkheid voorspellen. Aangezien persoonlijkheid iets heel complex is, hebben we in het kader van dit onderzoek gekozen om te focussen op één specifiek persoonlijkheidskenmerk, namelijk *introversie – extraversie*. Dus na fase 1 van het onderzoek wisten we voor elke deelnemer of hij/zij introvert of extravert was. Deze persoonlijkheidsvoorspelling is belangrijk voor fase 2.

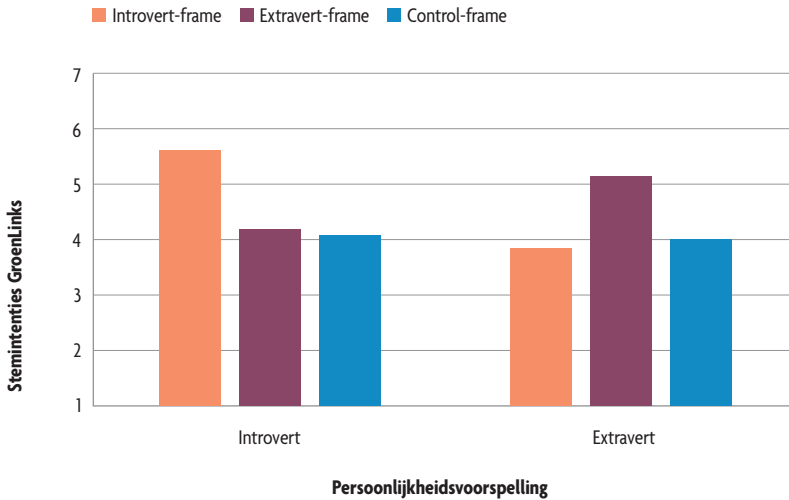
Twee weken later, in fase 2 van het onderzoek, moesten dezelfde deelnemers opnieuw inloggen op het sociaal netwerk, en dit keer kregen ze een politieke advertentie op hun nieuwsoverzicht te zien die al dan niet gericht was op hun persoonlijkheidsprofiel. Nadat ze de advertentie gezien hadden, hebben we iedereen gevraagd om uit te loggen, en een survey in te vullen om te kijken welke impact de advertentie heeft gehad.

**Figuur 2: een visuele impressie van de fictieve sociale netwerksite die we hebben aangemaakt. Links is de inlogpagina. Rechts de newsfeed na inloggen.**



### **Resultaten studie 1: PMT op basis van persoonlijkheid is effectief**

In de eerste studie kregen de deelnemers een advertentie te zien van de partij GroenLinks, die al dan niet gepersonaliseerd was op basis van hun algoritmisch persoonlijkheidsprofiel. De resultaten kan je terugvinden in Figuur 3. Daaruit valt duidelijk af te leiden dat deelnemers sterker beïnvloed werden wanneer ze een politieke advertentie kregen te zien die gepersonaliseerd was op basis van hun persoonlijkheidskenmerk. Dit betekent dat introverte mensen een grotere intentie hadden om op de partij GroenLinks te stemmen nadat ze waren blootgesteld aan een politieke advertentie die geframed was in lijn met hun introversie (introvert-frame advertentie); en vice versa, extraverte mensen werden het meest overtuigd om te stemmen op de partij GroenLinks nadat ze de advertentie hadden gezien die geframed was op hun extraversie (extravert-frame advertentie). Kortom, mensen blootstellen aan een politieke advertentie die matcht met hun algoritmisch persoonlijkheidsprofiel zorgt voor een significant hogere intentie om op die politieke partij te stemmen. Uit deze resultaten kunnen we twee belangrijke conclusies trekken: 1) dat je op een relatief eenvoudige manier de persoonlijkheid van mensen kan voorspellen op basis van hun data op sociale media (in dit geval tekst); en 2) dat je op basis van deze algoritmische persoonlijkheidsvoorspelling aan psychologische PMT kan doen die effectiever werkt.

**Figuur 3: Resultaten uit studie 1**

## Resultaten studie 2: PMT op emotioneel vlak is ook effectief

In de tweede studie wilden we nog een stap verder gaan: kun je psychologische PMT gebruiken om mensen op emotioneel vlak te beïnvloeden? Met andere woorden: kun je algoritmes gebruiken om een PMT-machine te creëren die op een effectieve manier kan inspelen op emotionele drijfveren van burgers? Dat was dé onderzoeksvraag in studie 2. In deze studie hebben we in plaats van GroenLinks gekozen voor de VVD als politieke partij ter variatie. De resultaten van deze studie waren ook best wel verrassend. De studie heeft aangetoond dat introverte deelnemers een hogere stemintentie hadden voor de VVD na het zien van een politieke advertentie op sociale media die een angstgevoel opwekte; terwijl extraverte mensen dan weer meer overtuigd werden om voor de VVD te stemmen door een politieke boodschap die enthousiasme uitstraalde. Dit betekent dus dat het opnieuw relatief eenvoudig was om de persoonlijkheid van mensen te voorspellen op basis van een algoritme, en vervolgens, mensen op een heel gerichte en effectieve manier te overtuigen met een emotionele boodschap die zeer goed aansluit bij hun persoonlijkheid (angst bij introverte mensen, en enthousiasme bij extraverte mensen). Conclusie: psychologische PMT op sociale media met algoritmes is te gebruiken om mensen op emotioneel vlak te beïnvloeden.

## Conclusies voor de praktijk

Uit deze resultaten blijkt dat psychologische PMT op basis van state-of-the-art algoritmes een efficiënte manier is om mensen op politiek vlak te beïnvloeden. Hiermee kan je stellen dat PMT een tweesnijdend zwaard is: aan de ene kant kan het zeker dienen als een effectieve manier voor politieke marketeers om persoonlijke en gedragsmatige inzichten te genereren over bepaalde doelgroepen, en bijgevolg, de juiste aangepaste boodschappen te sturen naar burgers, zodat ze beter overtuigd en geïnformeerd worden over een brede waaier aan onderwerpen. Maar aan de andere kant, zoals blijkt uit dit onderzoek, zouden marketingbureaus en politieke partijen deze innovatieve techniek kunnen gebruiken als een tool tijdens verkiezingscampagnes om op een manipulatieve manier de psychologische zwakheden en gevoeligheden van burgers te misbruiken door hen te targeten met emotioneel geladen politieke content die hen het meest raakt (Chester & Montgomery, 2017; Tufekci, 2014; Ward, 2018). Zoals zo vaak moeten we hier stellen dat de technologie op zichzelf niet slecht is: algoritmisch-gedreven PMT kan een handig hulpmiddel zijn voor veel marketeers, maar dan moet het ook gebruikt worden op een eerlijke en faire manier.

Tot slot eindigen we in dit hoofdstuk met 3 key take-aways die belangrijk zijn voor de praktijk op basis van dit onderzoek.

### 1. Het belang van online data

Deze studie laat goed zien hoe sociale media data en algoritmen kunnen worden ingezet in het politiek reclamelandchap en welke invloed deze nieuwe vorm van reclame op burgers heeft. Het AI-vakgebied is zeer dynamisch: er wordt steeds meer data verzameld en er komen steeds betere algoritmen. Deze ontwikkelingen zullen de rol van algoritmen in reclame alleen maar vergroten. Wanneer we kijken naar “de data”, zien we dat er online meer en meer data beschikbaar is per individu, waardoor je gemakkelijk een database kan opstellen met soms wel duizenden datapunten per individu. Deze data bieden een schat aan informatie en inzichten over hoe mensen zijn, wat hen motiveert, en wat hen (emotioneel) raakt. Zoals deze studie heeft aangetoond kun je met deze online data en informatie sterke persuasieve boodschappen targeten op sociale media.

### 2. Het belang van algoritmes en psychographics

Vervolgens kunnen deze data ook gezien worden als cruciale input voor algoritmes. In deze studie hebben we aangetoond dat het gebruiken van een *personality profiling algorithm* heel goed werkt om PMT effectiever te maken. Door de komst van grote datasets en geavanceerde computationele technieken kunnen bedrijven deze persoonlijkheidsprofileringen steeds goedkoper en accurater uitvoeren voor het bereiken van marketingdoelstellingen. Op basis van deze gedragswetenschappelijke en psychologische algoritmische modellen kan men persoonlijke eigenschappen van mensen goed voorspellen (i.e., psychographics). Hiermee kan je als bedrijf veel fijnmaziger targeten dan louter op basis van demographics en geographics. Bovendien krijg je meer persoonlijke en motivationele inzichten

over je doelgroepen. Uit deze studie blijkt ook dat het gebruiken van deze psychografische gegevens in een communicatieomgeving zeer effectief kan zijn voor politieke campagnes, en is dus iets waar je als bedrijf een competitief voordeel uit kan halen.

### 3. Het belang van consumentenbescherming

Hoewel de toekomst veel ontwikkelingen belooft inzake data-verzameling, -opslag, en -verwerking, moeten we hier wel een kritische noot aan toevoegen: deze vooruitgang is alleen maar toekomstbestendig als consumenten daarmee instemmen. We weten dat consumenten van oudsher het verstrekken van persoonlijke data hebben gezien als een middel om gratis of met korting toegang te krijgen tot online services en media-inhoud, maar het verlies van controle over persoonlijke gegevens en privacy werd meestal niet als een onderdeel van de deal beschouwd. Daarom is het van belang dat algoritmische PMT strikt aan de GDPR-richtlijnen voldoet, en dat zowel de data als de algoritmes gebruikt worden met inachtneming van de individuele belangen, rechten en vrijheden van de consument. Alleen op die manier kun je van psychologische microtargeting op basis van algoritmes een effectief recept maken.

## Drie toekomstige onderzoekspistes

### 1. Gebruiken van big data als voorspeller van consumentenpsychologie

Het gebruik van big data en technologie om een beter beeld te krijgen over consumentenpsychologie is veelbelovend. Denk maar aan persoonlijkheidskenmerken, psychologische staat, motivationele doelen en oriëntaties, etc. Deze informatie over “wie consumenten zijn” (bovenop de informatie over “wat consumenten doen”) biedt mogelijkheden om de effectiviteit van (politieke) marketingcampagnes te vergroten. Dit zal in de toekomst alleen nog maar belangrijker worden, en daarom is meer onderzoek nodig over hoe men met geavanceerde, voorspellende algoritmes conclusies kan trekken over de intieme psychologische eigenschappen van consumenten.

### 2. Gebruiken van tekst(data) voor marketinginzichten

Elke consument heeft wel ergens een tekst staan op het internet. Online reviews, sociale media posts en comments, een persoonlijke blog, berichtjes naar de klantenservice-chatbot van een bedrijf, etc. Al deze tekstdata zorgen voor een schat aan tekstuele gegevens die momenteel nog te vaak ongebruikt blijven. Zoals deze studie aantoont kunnen marketeers deze tekstdata eenvoudig analyseren om er persoonlijke informatie over consumenten uit te genereren (aan de hand van machine learning algoritmes). Want schrijfstijl zegt namelijk veel over de persoon zelf. In de toekomst moeten we meer onderzoek uitvoeren naar de verschillende manieren waarop tekst gebruikt kan worden om marketinginzichten te genereren.

### 3. Gebruiken van tools die GDPR-compliant zijn

Consumentenbescherming moet in tijden van technologische vooruitgang steeds centraal staan. Het is daarom van belang om toekomstige AI-gedreven tools te toetsen aan de GDPR (*General Data Protection Regulation* – AVG in het NL). Ter illustratie, in onze studie hebben we een algoritmische tool gebruikt die GDPR-conforme persoonlijkheidsprofilering uitvoert (door het anonimiseren van persoonlijke en gevoelige informatie). Het succes van veel toekomstige tools zal dus echt afhangen van hun conformiteit met bepaalde wetgevende kaders. Daarom moeten we in de toekomst meer aandacht besteden aan hoe technologische en data-gedreven marketinginzichten hand in hand kunnen gaan met privacy, consumentenbescherming en empowerment.

### **Meer weten? Dit artikel is gebaseerd op onderstaande publicatie:**

**Zarouali, B., Dobber, T., Pauw, G. D., & Vreese, C. de** (2020). Using a Personality-Profilering Algorithm to Investigate Political Microtargeting: Assessing the Persuasion Effects of Personality-Tailored Ads on Social Media: Communication Research. <https://doi.org/10.1177/0093650220961965>

Belangrijk om te vermelden: dit artikel is “open access” gepubliceerd. Dit wil zeggen dat het artikel vrij toegankelijk is en gratis gedownload en geraadpleegd kan worden.

## Referenties

**Anstead, N.** (2017). Data-Driven Campaigning in the 2015 United Kingdom General Election. *The International Journal of Press/Politics*, 22(3), 294–313.

<https://doi.org/10.1177/1940161217706163>

**Chester, J., & Montgomery, K. C.** (2017). The role of digital marketing in political campaigns. *Internet Policy Review*. <https://doi.org/10.14763/2017.4.773>

**Confessore, N.** (2018). *Cambridge Analytica and Facebook: The scandal and the fallout so far*. <https://www.nytimes.com/2018/04/04/us/politics/cambridge-analytica-scandal-fallout.html>

**de Goede, A., & Hankel, A.** (2021, March 10). Alles voor de aandacht: Politici smijten met geld om online gezien te worden. *RTL Nieuws*. <https://www.rtlnieuws.nl/nieuws/politiek/artikel/5218807/artijen-smijten-met-geld-en-doen-online-de-gekste-dingen-ze-willen>

**Dobber, T., Trilling, D., Helberger, N., & de Vreese, C. H.** (2017). Two crates of beer and 40 pizzas: The adoption of innovative political behavioural targeting techniques. *Internet Policy Review*, 6(4). <https://policyreview.info/articles/analysis/two-crates-beer-and-40-pizzas-adoption-innovative-political-behavioural-targeting>

**Grassegger, H., & Krogerus, M.** (2017, January 28). The Data That Turned the World Upside Down. *Motherboard*. [https://motherboard.vice.com/en\\_us/article/mg9vvn/how-our-likes-helped-trump-win](https://motherboard.vice.com/en_us/article/mg9vvn/how-our-likes-helped-trump-win)

**Tufekci, Z.** (2014). Engineering the public: Big data, surveillance and computational politics. *First Monday*, 19(7). <https://doi.org/10.5210/fm.v19i7.4901>

Ward, K. (2018). Social networks, the 2016 US presidential election, and Kantian ethics: Applying the categorical imperative to Cambridge Analytica's behavioral microtargeting. *Journal of Media Ethics*, 33(3), 133–148.

<https://doi.org/10.1080/23736992.2018.1477047>

**Zarouali, B., Dobber, T., Pauw, G. D., & Vreese, C. de** (2020). Using a Personality-Profiling Algorithm to Investigate Political Microtargeting: Assessing the Persuasion Effects of Personality-Tailored Ads on Social Media: *Communication Research*. <https://doi.org/10.1177/0093650220961965>

**Zuiderveen Borgesius, F. J., Möller, J., Kruikemeier, S., Fathaigh, R. Ó., Irion, K., Dobber, T., Bodo, B., & de Vreese, C. H.** (2018). Online Political Microtargeting: Promises and Threats for Democracy. *Utrecht Law Review*, 14(1), 82–96. <https://doi.org/10.18352/ulr.420>





**De emotionele  
kracht van het  
gesproken woord**

## 4.

# De emotionele kracht van het gesproken woord

---

TON KOSTER

### Samenvatting

Onze stem is de meest intuïtieve, natuurlijke, snelle en efficiënte manier om mee te communiceren. Het wordt ook wel een emotionele microscoop genoemd. Phebi, een tech-onderneming die speeches analyseert, gaat verder dan *wat* mensen zeggen, het vertaalt en verheldert *hoe* ze het zeggen. De combinatie van emotie- en sentimentanalyse helpt onderzoekers om mensen beter te begrijpen en hun gedrag beter te voorspellen. In een interview met Ton Koster, Managing Director NE van Phebi, worden een aantal interessante issues met betrekking tot het gebruik van zogenaamde voice-data besproken.

### Interview met Ton Koster, Managing Director NE, Phebi

#### Vraag: Waar staat de Phebi-technologie precies voor?

Phebi is een artificial intelligence software toepassing. Het verzamelt en analyseert het gesproken woord. Phebi analyseert de emotie van de spreker vanuit de toon hoe iets wordt gezegd. Het sentiment van de spreker uit de woorden die gezegd worden en de stemming van de spreker door een codering van elke 3 seconden gedurende de tijd dat er gesproken wordt. Hierdoor worden vanuit de gesproken woorden nieuwe inzichten ontgrendeld die voorheen verborgen waren. Dit alles om beter te begrijpen wat er in de hoofden en harten van mensen omgaat.

Phebi wordt regelmatig door mensen verward met NLP emotiedetectie (neuro-linguïstisch programmeren), echter NLP is gebaseerd op de woorden die mensen zeggen. NLP emotiedetectie maakt conclusies over wat mensen typten of zeiden. Phebi werkt anders omdat het een pure onbewuste meting is van hoe individuen praten. Het is daarom ook niet bevooroordeeld, want het is namelijk onmogelijk om beïnvloed te worden door wat je zelf zei. Phebi kan vaststellen dat je gelukkig bent zonder zelfs maar iets te weten over 'wat je zei' of 'de woorden die je

gebruikte'. Het algoritme heeft geen concepten of woorden om het mee te vergelijken, dus het is in dat opzicht heel direct en "Systeem 1".

Phebi laat twee interpretaties toe. De eerste interpretatie is 'ze zeiden dat ze het haatten' uit de woorden die ze gebruikten. De tweede interpretatie geeft echter aan dat ze 'blij klonken' toen ze die woorden uitspraken.

Het zorgt voor een breder inzicht, omdat tot wel 40% van de manier waarop mensen communiceren, zich afspeelt in de manier *waarop* ze dingen zeggen, niet alleen in *wat* ze zeggen. Als je wilt profiteren van audio, moet je die onbewuste meting van audio hebben die volledig losstaat van wat er wordt gecommuniceerd. De uitkomst is wat we noemen een driedimensionale transcriptie. *Wat* ze zeiden, *hoe* ze het zeiden en *wanneer* ze het zeiden. Dat maakt het zeker anders dan de wijze waarop we tot nu toe gewend zijn te werken, want dit is iets wat je alleen vanuit audio kunt doen. Deze techniek kan niet worden toegepast op tekst, omdat je de daadwerkelijke audio moet hebben. Als je audio research data hebt, dan merken we dat de reacties langer en uitgebreider zijn; mensen praten anders dan hoe ze typen en dat geeft ons extra inzicht. Tot deze conclusie zijn we gekomen bij ons eigen onderzoek maar ook van dat van onze klanten (Day One Strategy, Blueprint partnership, Rare Patient Voice). Deze klanten hebben allemaal, onafhankelijk van Phebi, papers gepresenteerd op conferenties over inzichten die ze hebben verkregen met behulp van Phebi-technologie, die allemaal gebaseerd zijn op een andere interpretatie van hoe mensen zich voelen als ze praten in plaats van als ze hun responses typen.

**Vraag: Hoe voegt Phebi's emotiedetectie waarde toe als je het vergelijkt met de meer traditionele vorm van marktonderzoek of benadering van het type consumenteninzicht? Wat zijn de specifieke voordelen voor iemand die deze toepassing gebruikt?**

Er zijn meerdere voordelen te noemen. Eén ervan is dat het een onbewuste maatregel is, je hebt een extra dimensie om mogelijk onderscheidende factoren en inzichten te vinden. Om een voorbeeld te geven, we hebben mensen gevraagd naar de redenen waarom ze niet kunnen sporten, zoals gezinsverplichtingen, tijdgebrek, al deze dingen en zij spraken hun antwoorden in via Phebi. Bij de traditionele interpretatie van wat deze mensen zeiden, zou de conclusie zijn: 'We moeten manieren vinden om mensen meer tijd te geven zodat ze meer kunnen bewegen'. Op een statistisch significante manier konden we echter aantonen dat deze mensen, door de toon waarop zij hun reacties uitspraken, niet ontevreden waren dat ze niet konden sporten. Ze waren eigenlijk gewoon blij dat ze een excuus hadden. Dat is een inzicht dat je niet zou hebben door alleen maar te kijken naar wat ze zeiden; de woorden die mensen gebruikten.

We hebben hetzelfde gehad met mensen die over telehealth spraken. Telehealth is een fenomeen in de VS waarbij mensen de overstap maken naar online medische consulten wat zorgt voor hogere betrokkenheid van patiënten en kortere wacht-

tijden in de zorg. Mensen, die vanuit de VS meededen aan dit onderzoek zeiden, overweldigend, dat ze voorstander zijn van de overstap naar telehealth. We konden echter in de manier waarop ze het zeiden een verschil zien tussen degenen die vaker onderzocht moesten worden op bijvoorbeeld kanker of ernstige lichamelijke aandoeningen en degenen die misschien psychische problemen hadden waardoor ze meer worstelen met persoonlijke afspraken. Phebi kon binnen verschillende groepen duidelijk verschillende inzichten ontdekken. Een ander aspect ervan is dat Phebi onbevooroordeeld is omdat het, zoals al eerder genoemd, niet naar de woorden kijkt.

Een extra voordeel is dat Phebi snel werkt. Phebi presenteert direct een scorekaart die duidelijk vertelt dat de ene groep mensen positiever is dan de andere groep respondenten. We kunnen gesproken reacties analyseren door ze door Phebi te laten lopen wat geen enkele menselijke interactie vereist. We hebben dus niet te maken met geavanceerde interpretatie, geen handmatige aanpassingen, modellering of analytische mogelijkheden tegen hoge prijzen die erop worden toegepast. Als je honderd concepten hebt dan zou je er veel meer kunnen screenen zonder waardevolle tijd te verspillen doordat je ze niet eerst in detail hoeft door te nemen. Degene die duidelijk beter resoneren zijn eenvoudig te identificeren waardoor je de focus legt op deze groep en hun uitspraken beter analyseert. Je kunt in feite veel meer testen analyseren in een kortere tijd.

Als laatste voordeel wil ik nog de self-service functie van Phebi benoemen. Het is duidelijk dat de self-serve functie van Phebi erg belangrijk is, want onderzoekers willen het graag zelf doen. Non-conscious measurement is over het algemeen zeer geavanceerd, en self-serve wordt gezien als eenvoudig. Phebi brengt dit samen, omdat de non-conscious measurement van Phebi eenvoudig is uit te voeren. Je krijgt snel resultaat zonder dat een ervaren statisticus naar de gegevens en de woorden kijkt en deze interpreteert. Hoewel de technieken zeer geavanceerd zijn, is Phebi eenvoudig te gebruiken. We meten elke 3 seconden 24 spraakdimensies in 5 verschillende emotietypes, maar de output van Phebi is iets dat mensen direct kunnen lezen, gebruiken en begrijpen. Het enige dat de onderzoeker hoeft te doen, is beslissen welke onderwerpen ze willen vergelijken. Kijkend naar het niveau van techniek en een tool wat relatief eenvoudig in te zetten is, denk ik dat het een win-winsituatie is.

### **Vraag: Denk je dat Phebi waarde toevoegt aan zowel kwalitatief als kwantitatief onderzoek?**

Absoluut! In het begin waren we meer gefocust op kwantitatief onderzoek. We keken vooral naar de uitvoering van enquêtes en een betere ervaring voor de respondent. Nu is er steeds meer bewijs dat mensen langere, uitgebreidere antwoorden geven als ze de mogelijkheid krijgen om met de stem te antwoorden in plaats van te typen en dat geldt voor zowel kwalitatief als kwantitatief onderzoek. Mensen zullen stem kiezen wanneer ze de kans krijgen om hun stem te

gebruiken. Dit is op zich erg interessant en nuttig, maar wat we ontdekten is dat het ons naar steeds meer diepte-interviews leidde. Als we bijvoorbeeld kijken naar audio die is geëxtraheerd uit video, al deze soorten audiobronnen kunnen nu met de techniek van Phebi worden geanalyseerd. Phebi wordt DE oplossing voor het meten van audio; uw audiopartner voor het ontrafelen van inzichten uit audiogegevens verkregen uit video, diepte-interviews of telefonische interviews. En we bieden ook een oplossing voor online onderzoek.

### **Vraag: Is het mogelijk om spraak- of videogegevens die je al hebt te gebruiken met Phebi?**

Verschillende relaties van ons gebruiken Phebi op deze wijze. De geluidopnames zijn in zo'n geval in het verleden verzameld en worden alsnog door Phebi geanalyseerd om nieuwe inzichten te ontsluiten.

### **Vraag: Is het mogelijk om Phebi in te zetten tijdens een interview, waardoor je direct de resultaten vanuit Phebi kunt waarnemen terwijl de spreker aan het woord is.**

Zeker is dit mogelijk. Een voorbeeld hiervan is een recent politiek onderzoek in de VS. We hebben de eerste toespraak van Joe Biden voor de gezamenlijke zitting van het Congres opgenomen. Dat was geweldig, want we deden het in real-time en verdeelden het in verschillende onderwerpen. Hoe voelt hij zich als hij het over gezondheidszorg heeft? Hoe voelt hij zich als hij het heeft over geweld of internationaal of welk onderwerp dan ook? Bij dit project waren een aantal onderzoeksbureaus betrokken. We waren in staat om onze gegevens letterlijk binnen vijf minuten nadat hij klaar was met spreken te presenteren, wat de onderzoeksbureaus enorm heeft geholpen om het verhaal de volgende ochtend op het nieuws te vertellen. Dit is wat je noemt een innovatieve toepassing

### **Vraag: Wie gebruikt Phebi en wat is de omvang van de verschillende applicaties en organisaties die het gebruiken?**

Allerlei onderzoeksbureaus gebruiken Phebi. We zien behoefte van diverse organisaties die deze oplossing willen toepassen en enkele van de grootste wereldwijde bureaus hebben interesse getoond. Fantastisch is ook de interesse van een flink aantal kleinere gespecialiseerde bureaus die doorgaans sneller kunnen schakelen. We zien ook een aantal onderzoekers bij eindklanten die met Phebi van start willen, dus een breder scala aan bedrijven. Er zijn inmiddels overeenkomsten getekend met enkele van de grote datacollectie-platformbedrijven zoals Forsta en Askia. Er ontstaat zo een mooie mix van klanten en referenties.

**Vraag: Kijkend naar emotiedetectie en voice analyse in de gezondheidszorg, kan ik me voorstellen dat het een behoorlijk emotioneel onderwerp is voor iemand die bepaalde behandelingen ontvangt. Zijn er andere voor de hand liggende onderwerpen die zich goed lenen voor emotiedetectie?**

Het zijn vooral zaken waar mensen emotioneel over zijn, dus gezondheidszorg en politiek. Politiek is duidelijk een enorm gebied met kansen voor ons, vandaar het werk dat we deden met de Biden-toespraak. Innovatie is heel belangrijk voor onze business. Dingen zoals producttesten, concepttesten, mediatesten, dit zijn allemaal dingen waarvoor Phebi wordt ingezet. Momenteel werken we aan een groot mediaproject in Frankrijk wat eind 2021 zal worden gepubliceerd.

Veel CPG-bedrijven doen veel met product- en conceptontwikkeling en gebruiken Phebi daar steeds vaker voor. Het heeft de klantervaring applicatie geopend: iets dat laat zien dat je dit soort emotionele resonantie in de loop van de tijd of over de grenzen heen kunt vergelijken. Dat is een groot gebied van kansen voor insight, dus we zien daar veel mogelijkheden. Door dit succes zien we ook dat het mogelijkheden biedt binnen andere industrieën en toepassingen. Op langere termijn kunnen we ons gevalideerde werk doen in deze zeer forensische ruimte van de insight industrie en uitbreiden naar dingen die zouden kunnen werken in bijvoorbeeld callcenters en voor verkoopafdelingen.

**Vraag: Wat is het toekomstperspectief van Phebi? Vanuit welke hoek verwacht je meer vraag naar het gebruik van voice-data in en Phebi techniek in het bijzonder?**

De gebieden waarin we kunnen groeien zijn enorm breed. Zo zien we in de toekomst Phebi als instrument gebruikt worden voor fraudedetectie. De insight- en onderzoekindustrie is waar we ons momenteel op richten en we hebben een aantal geweldige distributeurs die hun eigen waardevolle vaardigheden inbrengen. We hebben een goede brede groep klanten die we blijven uitbreiden, maar het is nog maar het begin. De insight -en onderzoekindustrie is krachtig en staat open voor innovatie door de manier waarop mensen werken, vanwege de validatie die je kunt doen en vanwege de kruisverwijzing die er bestaat tussen de verschillende disciplines binnen bedrijven. Het stelt ons in staat om de Phebi technologie verder te ontwikkelen en te valideren, wat het vervolgens gemakkelijker zal maken om naar andere industrieën over te gaan. We hopen op termijn de gouden standaard te worden voor non-conscious meting van audio en dat het een veel gebruikt onderdeel zal worden in het onderzoeksproces. Audio zal worden verzameld in enquêtes, naast gezichtsherkenning en video als daar vraag naar is; het zal allemaal mogelijk zijn.

# Predicting attention with machine learning

## 5.

# Predicting attention with machine learning

---

INGRID NIEUWENHUIS EN COERT VAN GEMEREN

### **Abstract**

Marketeers are more and more interested in measuring unconscious processes such as attention and emotion to assess the effectiveness of marketing material. However, measuring participants in a lab setting can be slow and labour intensive. Machine learning can be used to predict which areas in images and videos are likely to grab attention, without measuring any participants, providing insights within minutes. This enables creating materials that break through the clutter and testing whether essential elements are seen. Here we unpack what machine learning is, how it can be used to predict attention, and what insights can be derived with it.

### **The importance of measuring unconscious processes in marketing research**

Traditionally, the effectiveness of marketing materials has mainly been tested using questionnaires. However, we have learned that these poorly predict actual effectiveness. We now know that unconscious processes such as attention and emotion are essential. Over the past decades a new industry emerged called consumer neuroscience, or neuromarketing, enabling the measurement of these unconscious processes as well.

Measuring processes such as emotion and attention can be done in a lab setting, in which participants are exposed to marketing materials, and their physiological responses are captured. In the last few years, it has become more and more popular to use machine learning techniques instead of lab participants to predict responses to marketing materials. This increases the scalability of consumer neuroscience research and makes it available at higher speed and with lower cost. At Alpha.One, for instance, we have developed the machine learning platform [expoze.io](#) with which we measure where attention goes. On this platform,



you can make visible whether consumers see important elements in a creation. We do this with the help of an artificial neural network that has been trained on the data of thousands of people. The output on [expoze.io](https://expoze.io) are heatmaps and the percentage of attention within areas of interest.

But how is machine learning different from traditional algorithms? And to what extent can it replace human participants in consumer neuroscience research? Finally, what insights can you generate using machine learning generated solutions?

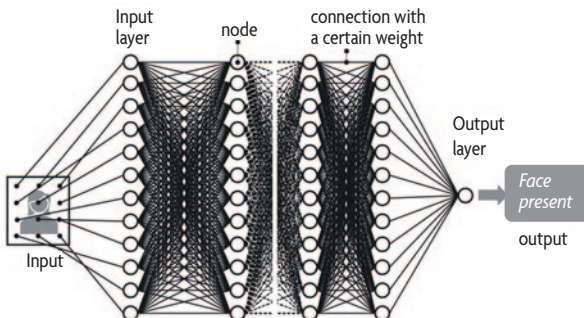
## What is machine learning?

In most products where machine learning is used, we have some *input*, for which we want to generate a certain *output*. For instance, the input is a picture, and the output is whether it features a face or not. We call it *machine learning* when the algorithm transforming the input to the output is not a set of predefined rules designed by a programmer but is automatically derived from a large set of training data. The algorithm that maps the output onto the input is learned automatically, by the “machine” itself, hence machine learning.

### Artificial Neural Networks

In machine learning, the algorithm that sits between input and output is an *artificial neural network* (see Figure 1). This network is a collection of connected *units* or *nodes*, which loosely model the neurons in a biological brain. Each node can send and receive signals from and to other nodes it is connected to. The output that each unit sends, is some non-linear function of the sum of its inputs. The *weight* of the connections between units determines the size of the effect that one unit has on the other. Typically, neurons are aggregated into *layers*, similarly to a biological brain.

**Figure 1. In machine learning an artificial neural network sits between input and output.**



There are typically many layers between input and output. The representations become increasingly complex capturing those patterns that are predictive of the output

The architecture of these networks is to some extent inspired by neuroscience, but a lot of the computational magic taking place in these networks emerged from computer science. In the past decades, better computer hardware enabled the addition of more and more layers, creating so-called *deep neural nets*. Also, the way the layers are connected has immensely evolved.

### How the algorithm emerges; training of the artificial neural network

The machine learning algorithm between input and output is created in a process called *supervised learning*. It uses a large set of training data for which the target output is defined by humans. Training data could be, for instance, a set of pictures with for each picture a label coding whether a face is present. The network starts out with randomly generated weights between all the nodes, which results in output that is wrong most of the time. The beauty is, however, that we can exactly quantify how well the network is doing by taking the difference between the generated output and the predefined target output. This is *the error*. Mathematical procedures subsequently adjust the weights in a way that reduces this error. After many training rounds, if all goes well, the network converges to producing correct outputs most of the time.

The neural network produces all its outputs with one set of weights. This is in essence the machine learning algorithm that maps the correct output onto any given input. A correctly trained neural network captures the generalizable patterns in the input that are predictive of the target output.

### The magic comes from the data

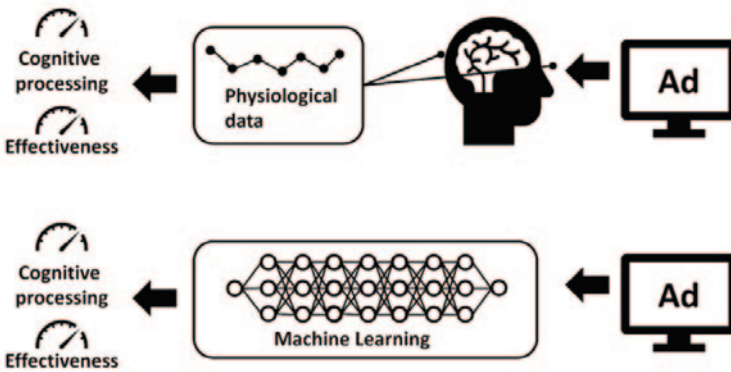
Machine learning algorithms are directly derived from regularities that exist in the input data. To get the network to pick up on these regularities, however, a large amount of labeled data is required. The more nodes and connections a network has, the better it is able to pick up on complex patterns in the input data, but the more data it needs. Obtaining enough labeled training data is the bottleneck in developing many applications. An additional factor behind the leap in performance of machine learning algorithms has been the development of immense sets of training data. The ImageNet project, for instance, is a large, publicly available database containing over 14 million hand-labeled images [1].

A machine learning algorithm is only as good as the data used to train it. It is essential to ensure that the training data contains the patterns that the application is expected to pick up. Face detection algorithms, for instance, are known to have much higher error rates for dark-skinned women than for white men, because the training data did not comprise a broad enough range of skin tones and facial structures.

## Replacing the human in the chain

In consumer neuroscience research, we commonly expose participants to marketing material and analyze their physiological response to assess the material's quality. Machine learning algorithms can now be applied to replace the human in the chain, which makes it possible to obtain results almost instantly, for a fraction of the costs (see Figure 2). In this section, we will describe an example of this; an application that can predict which areas are likely to receive bottom-up attention. How does it work, what are the advantages and limitations?

**Figure 2. We can now replace the human participant by machine learning in some consumer neuroscience research**



## Deriving salience directly from images

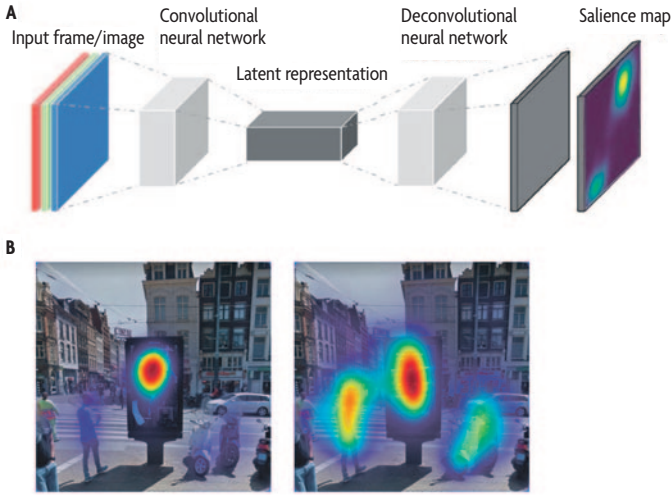
Expoze.io [2] is a predictive model of visual salience. Salience is defined as those areas in an image that receive relatively more visual attention than other areas. Salience is relevant in the assessment of effectiveness of marketing material. Ads with high salience are more likely to break through the clutter. Also, essential elements need to be salient to ensure people actually see them. Increasing the salience of a response button on a webpage, or a call to action in an ad can make or break performance.

## Neural Network Configuration

Figure 3A shows the configuration of the Neural network behind expoze.io. The *input* going into the expoze.io network is the marketing material itself, for instance, an image of a webpage, or a TV ad. The *output* is the salience map, which can be interpreted as the fixation probability. The network is a so-called *generative network* [3], because it generates a new image based on its input. It consists of the following components: A *convolutional neural net* [4], which converges the image into a higher level representation, a *deconvolutional network*

that diverges the latent representation of the image into a salience prediction, and in between, the network holds a *latent representation*, which is a simplified representation of those features in the input data that are predictive of high salience areas.

**Figure 3. A: The architecture of the expoze.io network. B: Salience maps for two different ads in the same context; the ad on the left is better in breaking through the clutter.**



### Training the model

The training data used to train the network to generate the salience prediction consists of ten thousand images. For each of these images, the target output is defined, which is the mean salience reading of at least 50 different individual people. Salience readings were obtained by mouse tracking in an online environment, which has been shown to provide accurate representations of attention without the need for eye-trackers [6].

The network does not start with random weights at training; it is pre-trained to recognize over 20,000 objects from the ImageNet database [1]. Therefore, before the network is trained to generate salience predictions, it already holds a latent representation of object identity. During the training phase, the weights are modified to predict the target salience map from any given input. The training of the network is performed using a second neural network, a so-called *discriminative network* [3]. This network takes the output of the generative network and tries to discriminate whether a saliency map is a predicted one or the target output. After training, the salience prediction that expoze.io produces for novel images has an *area under the curve* of 0.87 [2]. This means that for any pixel for which the model predicts that it has a higher salience than any other pixel, this is correct 87% of the time.

## Insights derived by predicting attention

### Optimizing out of home advertising

JCDecaux is the world’s largest Out-of-Home advertising company with a presence in over 80 countries. As part of their services, they cover the whole spectrum of out-of-home advertising, from strategy and design to installation and maintenance. As part of the design process, JCDecaux needs to understand whether people pay attention to the essential elements in an ad and whether the ad is able to break through the clutter (see figure 3B).

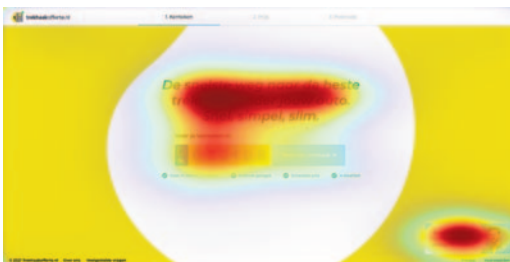
Choosing the optimal design is up to the customer and is often a matter of taste. Using machine learning makes the decision easier by showing which version of the ad would most likely steer consumers’ attention to the packaging, logo, headline, or other important elements in the design. It helps to facilitate discussions with creatives and provides evidence for their opinions. The fact that it’s scientifically valid and technology driven takes a lot of uncertainty out of the process. “We can now show our clients which of the presented options are likely to work best. This used to be more of an opinion based on experience but now we have scientific evidence backing our recommendation.” [5]

### Providing proof for neuromarketing insights

Waal aan de Maas is a creative agency for insights and interaction. They apply their thorough knowledge of concepts from psychology and neuroscience into design. Machine learning generated attention prediction helps to ensure that the final designs “do what they’re supposed to.”

In a project where they were designing an e-commerce platform for people looking to install a tow bar on their car, they wanted to design a graphic interface that ensures that people will find the right tow bar and the right garage in the fewest number of clicks. Using machine learning generated eye tracking shows that the essential elements are indeed drawing attention (see Figure 4). Competitors had used different kinds of colours throughout, no contrasting colours at all or too many contrasting colours and no hierarchy. “By using expoze.io we had a clear scientific foundation of our findings. This was not only useful in selling our new design to the client but also in making sure we wouldn’t make the same mistakes. We sell creativity. For many clients it’s difficult to judge creativity besides saying it looks nice”. [5]

**Figure 4: The elements that need to be seen first, draw the most attention.**



## **Discussion**

This work shows that we can assess the ability of marketing material to attract eye fixations, without measuring the eye fixations of participants exposed to this marketing material, but by using a machine learning algorithm instead. This is possible because a neural network can be trained to translate the visual properties of an image or video itself into a salience prediction.

A disadvantage is that the ability of marketing material to attract attention partly depends on the goal of the observer (top-down attention). If participants are looking for a specific element of the stimulus, the algorithm may underestimate the salience compared to eye gaze obtained from participants. Also, salience may depend on a deeper understanding of the stimulus, or world knowledge. For instance, the omission of an expected element may be salient to participants, while this is unlikely to be picked up in a machine learning generated salience prediction.

A clear advantage of machine learning generated salience prediction is the almost instant turn-around which enables designers to quickly compare different design choices while the content is still being created. The results may also be more generalizable, as the training data set is many times larger than the number of participants in a typical experiment. These are exciting times; new machine learning applications are invented at a sustained pace. We can expect many innovative solutions emerging from combining deep expertise in marketing, neuroscience, and computer science.

## References

1. <http://www.image-net.org/>
2. <https://www.expoze.io/uploads/89/16/993c90d903f9239cd2971c6d80dfc287.pdf>
3. <https://towardsdatascience.com/gans-for-everyone-an-intuitive-explanation-of-the-revolutionary-concept-2f962c858b95>
4. <https://ujjwalkarn.me/2016/08/11/intuitive-explanation-convnets/>
5. <https://www.expoze.io/customer-success/stories>
6. **Jiang, M., Huang, S., Duan, J., & Zhao, Q.** (2015). Salicon: Saliency in context. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 1072-1080).

## About the authors:

**Ingrid Nieuwenhuis** is Scientific Director at Alpha.One. She has a PhD in Neuroscience and over 7 years of experience in consumer neuroscience working for Nielsen Consumer Neuroscience and Facebook.

**Coert van Gemeren** is Senior Research Scientist at Alpha.One. He has a PhD in Computer Vision and AI and is responsible for engineering expoze.io's backend and scientific implementation.





# Redacteur

---



**Yvonne van Everdingen** is Hoogleraar Marketing en Innovatie aan de Rotterdam School of Management (RSM), Erasmus Universiteit Rotterdam, waar ze onder andere het vak 'Marketing of New Products' doceert. Daarnaast is ze Academic Director van de ECDA (Erasmus Center for Data Analytics) Expert Practice Virtual and Augmented Reality. Ook is ze lid van de Advisory Board Engagement van RSM, waarin ze een adviserende rol heeft hoe wetenschappers te stimuleren hun kennis en kunde te delen met praktijk. Tot slot is ze juryvoorzitter van de MOA-ward "Insights Scientist". In haar huidige onderzoek richt Yvonne zich op de effectiviteit van het gebruik van nieuwe technologieën, zoals virtual en augmented reality, voor het ontwikkelen en lanceren van nieuwe producten. Tevens is zij geïnteresseerd in de marketingpotentie van sportcompetities en -toernooien. Haar onderzoek is gepubliceerd in diverse, toonaangevende tijdschriften, waaronder *Journal of Marketing*, *Journal of Marketing Research*, *International Journal of Research in Marketing*, *Journal of Retailing*, *Journal of Product Innovation Management*, *Marketing Letters*, *Global Strategy Journal*, *Journal of Business Research* en *Journal of Economic Psychology*.

---

