

Data Mining naar Relevantie binnen de Toeristenbond

Identificatie van interessante segmenten binnen het ledenbestand van de ANWB.

Master Project Business Analytics

Auteur: Max van Roon

- VERTROUWELIJK -

Begeleiders ANWB:

Fabian van Lent (Manager Database)

Hans Samson (Senior Database Analyst)

Onderzoek voor:

De Koninklijke Nederlandse Toeristenbond ANWB

Wassenaarseweg 220

2596 EC Den Haag

Begeleider en tweede lezer VU:

Mark Hoogendoorn

Ger Koole

VU Universiteit Amsterdam

FEW Faculteit

De Boelelaan 1081a

1081 HV Amsterdam

Voorwoord

In het laatste half jaar van de masteropleiding Business Analytics gaan studenten op stage om de geleerde theorieën in de praktijk toe te passen. Er moet in die periode een onderzoek gedaan worden en hierover uiteindelijk een rapport geschreven.

In mijn zoektocht naar een leuke opdracht ben ik bij mijn oude werkgever, de ANWB terechtgekomen. De ANWB is een mooi bedrijf dat op veel verschillende gebieden actief is. De ANWB is een vereniging die opkomt voor de leden wat betreft mobiliteit, vrije tijd en andere aanverwante zaken. De ANWB is een verstrekker van verzekeringen, uitgever van verschillende tijdschriften en verkoper van verschillende artikelen. Last but not least is de ANWB natuurlijk de wegenwacht.

Het onderzoek dat gedaan is, speelde zich af binnen Marketing, afdeling klantkennis. Belangrijk onderdeel was het segmenteren van leden en aanwijzen voor welke segmenten de ANWB nog in relevantie kan stijgen. Dit moest gebeuren aan de hand van informatie uit de database, waarbij de kennis die binnen de studie is opgedaan erg van pas is gekomen.

Mijn dank gaat uit naar de begeleiding binnen de ANWB, Fabian van Lent en Hans Samson, voor de mogelijkheid die jullie mij gegeven hebben om bij jullie dit project te doen. Het is een erg leerzame periode geweest. Dank ook aan de begeleider vanuit de VU Mark Hoogendoorn voor het meedenken en de tips op het technische vlak en de tweede lezer Ger Koole.

Dank ook aan alle collega's bij de ANWB voor de gezelligheid en de interesse die jullie in mij getoond hebben en in het bijzonder Sylvia voor de ritjes tussen Santpoort-Noord en Den Haag, waar we veel goede en gezellige gesprekken hebben gehad, maar waar ze mij tussendoor ook veel tips heeft gegeven op het gebied van onderzoek in het algemeen.

Samenvatting

- VERTROUWELIJK -

Inhoud

Samenvatting.....	3
Voorwoord.....	2
H1: Inleiding.....	6
Doelstellingen en onderzoeksvragen.....	6
Opbouw Verslag.....	8
H2: Achtergrond.....	10
Situatie.....	10
Data Mining naar klantgedrag.....	12
Targetattributen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Productdichtheid gerelateerde attributen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Externe data / eigenschapsattributen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Extra Attributen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
H4: Data Analyse.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Productdichtheid.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Ledeneigenschappen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Extra variabelen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Bewegingen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Correlatie: Ledeneigenschappen vs. Productdichtheid.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
H5: Methode.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Structuur.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Modellen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Algoritmen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
H6: Resultaten.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Eerste Resultaten:.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Eerste modellen binnen Productgroepen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Binaire Targets.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Segmenten.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
H7: Conclusies.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Voorspelbaarheid van de bewegingen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Toepassing in segmentaties.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
H8: Aanbevelingen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Significante veranderingen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.

Constate productdichtheid.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Nieuwe definitie	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Bibliografie.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Appendix A: Definities Productdichtheid (PD).....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Productdichtheid	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Opbouw binnen de ANWB.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Beschikbaarheid.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Nieuwe definitie.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Appendix B: Lijst met eigenschapsattributen.....	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.
Appendix C: Segmenten	Fout! Bladwijzer niet gedefinieerd.

H1: Inleiding

De ANWB is continu aan het werk om de marketingstrategie te verbeteren. Steeds vaker willen zij dit doen aan de hand van wat de leden zouden willen, niet meer vanuit de producten die verkocht moeten worden. In plaats van iedereen een aanbieding te sturen, willen zij de juiste aanbieding aan de juiste persoon kunnen koppelen.

Met dit onderzoek wil de ANWB beter inzicht krijgen in voor welke van hun leden zij in 'waarde' kunnen groeien. Aan de hand hiervan willen zij de marketingstrategie beter vormgeven. In dit hoofdstuk zullen de doelen van dit onderzoek vastgesteld worden en zal kort weergegeven worden hoe dit verslag is opgebouwd.

Doelstellingen en onderzoeksvragen

Het doel van dit onderzoek is om veranderingen in de marketingstrategie mogelijk te maken aan de hand van de waarde die leden nu voor de ANWB hebben en welke zij in de toekomst kunnen behalen. Verschillende inzichten zullen tot segmenten moeten leiden, bestaande uit leden die meer of minder potentie hebben. De ANWB verwacht dat deze potentie aan de hand van een klantgedreven KPI te bepalen is.

De hoofdvragen zijn:

Is het mogelijk om aan de hand van een segmentatie de potentieel interessante leden te identificeren en welke segmenten zijn dan wel of juist niet interessant?

Als klantgedreven KPI zal er gebruik worden gemaakt van de productdichtheid. De productdichtheid geeft een waarde aan de relevantie die de ANWB voor een lid heeft. De waarde is opgebouwd uit het aantal vastgestelde productgroepen waarin dat lid in het afgelopen jaar actief is geweest. Wanneer een lid in veel van deze groepen actief is geweest, is de ANWB blijkbaar breed relevant voor dit lid. De opbouw van de productdichtheid wordt later uitgebreider uitgelegd.

Om de potentieel interessante leden te vinden, is het essentieel om de voorspelbaarheid van de productdichtheid en het aandeel van de verschillende variabelen daarin te onderzoeken. Het onderzoek zal daarom gedaan worden aan de hand van de volgende vragen:

1. Huidige klantwaarde(Productdichtheid)
 - a. Hoe is de klantwaarde over de leden verdeeld?
 - b. Is er sprake van verbanden tussen verschillende ledeneigenschappen en de huidige klantwaarde?
2. Modelleren
 - a. Is de productdichtheid en de beweging binnen de productdichtheid te voorspellen?
 - b. Welke algoritmen kunnen hierbij het best gebruikt worden?
 - c. Welke attributen spelen hierbij een grote rol?
3. Segmentatie en toepasbaarheid
 - a. Is het mogelijk om aan de hand van de ontwikkelde modellen beter inzicht te krijgen in de ontwikkeling van de klantwaarde?
 - b. Op welke attributen kan dan het best gesegmenteerd worden?
 - c. Hoe is deze segmentatie binnen de ANWB te gebruiken?

Bij potentieel interessante leden wordt gedacht aan leden die een grote kans hebben om qua productdichtheid te groeien. De leden met een groeiende productdichtheid worden gezien als leden die hun activiteit binnen de ANWB uitbreiden en voor wie de ANWB daarmee relevanter wordt. Deze grote kans op uitbreiding van de activiteit moet uiteraard dan nog wel gerealiseerd worden. Dit kan met de juiste marketingbenadering.

Leden die waarschijnlijk in productdichtheid zullen dalen, krijgen een lage potentie toegewezen. Deze hebben een grote kans hun activiteit in een bepaalde groep stop te zetten. Ook dit is interessante informatie aangezien deze leden een andere benadering nodig hebben dan de leden met een hoge potentie. Met de juiste benadering kan mogelijk de waarde van deze leden behouden blijven.

De potentieel interessante leden zullen vindbaar moeten zijn aan de hand van eigenschappen zoals die bekend zijn bij de ANWB. Er zijn extern aangekochte variabelen beschikbaar die informatie geven over verschillende kenmerken zoals inkomen, opleiding en bepaalde kant en klare segmentaties. Deze eigenschappen zullen in **H3: Beschikbare Data** verder uitgelegd worden.

Deze variabelen zullen gebruikt worden om via Data Mining technieken een voorspelling te doen van hoe de productdichtheid zal bewegen. Dit zal inzichten geven in de relatie van de verschillende variabelen met de bewegingen in de toekomst. Deze inzichten moeten helpen om tot een interessante segmentatie te komen die duidelijke verschillen in potentie laat zien.

Om vanuit de modellen tot bruikbare segmenten te komen, moet er af te leiden zijn welke keuzes er binnen de modellen gemaakt zijn. Hiervoor zijn decision trees uitermate geschikt omdat de keuzes direct uit de boom zijn af te lezen. Een model als Neural Network, dat ook wel een black box model wordt genoemd, is hiervoor ongeschikt. Meer informatie over de verschillende modellen is te vinden in **Hoofdstuk 5: Methode**.

De laatste onderzoeksvraag richt zich op de toepasbaarheid van de segmenten. Deze toepasbaarheid hangt af van de antwoorden op de eerdere onderzoeksvragen. De segmentatie is toepasbaar als deze tussen de verschillende segmenten, duidelijke verschillen laat zien. Dit houdt in dat het percentage leden dat stijgt in waarde, daalt in waarde of gelijk blijft, substantieel verschilt. In dat geval is op basis van deze segmentatie duidelijk aan te geven voor welke groepen de ANWB in relevantie kan groeien en voor welke groepen niet.

Gebruik van productgerelateerde informatie zal inzicht verschaffen in de bewegingen in gedrag die er over het algemeen zijn. Om een beeld te krijgen van verschillen in gedrag tussen verschillende leden zal er gekeken moeten worden naar de eigenschappen. De doelstelling is gericht op de relevantie binnen verschillende identificeerbare groepen in het ledenbestand, dus zullen deze ledeneigenschappen een cruciale rol moeten spelen.

Opbouw Verslag

De stappen die tijdens dit onderzoek zijn genomen zijn op dezelfde volgorde in dit verslag verwerkt. Het onderzoek is gestart met het verduidelijken van de situatie (**H2: Achtergrond**). Dit begint met het geven van achtergrondinformatie over het gebruik van klantwaarden om duidelijk te maken wat de mogelijkheden hieromtrent zijn en wat de verschillende doelen van het gebruik van klantwaarden kunnen zijn. Er zal uitgelegd worden hoe de ANWB in de afgelopen jaren gewerkt heeft met klantwaarden gewerkt heeft en hoe zij tot deze productdichtheid gekomen zijn. Verder is er gekeken naar hoe eerder gedaan onderzoek zou kunnen helpen bij het bepalen van de werkwijze voor dit onderzoek.

Nadat de beschikbare data (**H3: Beschikbare data**) is voorgesteld kunnen na een eerste analyse van de data al mogelijk interessante variabelen aangewezen worden (**H4: Data Analyse**). Wanneer dan ook echt de verdelingen binnen en verbanden tussen de verschillende variabelen gevonden zijn, kan de precieze methode bepaald en toegepast worden. (**H5: Methode**)

Wanneer deze methode uitgevoerd is, zijn er resultaten (**H6: Resultaten**) aan de hand waarvan conclusies kunnen worden getrokken. Uiteindelijk zullen er adviezen gegeven worden over hoe de resultaten te gebruiken zijn en welke verbeteringen er mogelijk zijn in de toekomst. (**H7: Conclusies en H8: Aanbevelingen**) Deze verbeterpunten kunnen betrekking hebben op de definities die de ANWB gebruikt of op hoe dit onderzoek verbeterd zou kunnen worden.

H2: Achtergrond

Situatie

Customer Based Marketing

De afgelopen jaren is er binnen de marketing een verschuiving gaande geweest. De marketeer is langzamerhand zijn belangrijke positie in de directie kwijtgeraakt doordat te vaak het resultaat van de marketingacties niet goed voorspeld kon worden (Helsdingen, 2008). Het beschikbare budget is daardoor niet aan de hand van verwachte resultaten te onderbouwen. Gebruik van klantwaardemanagement houdt in dat er rekening gehouden wordt met verschillende waarden en verwachte waarden van leden en zorgt daarmee voor efficiëntere inzet van de marketing en meer inzicht in de verwachte return.

Voor efficiënt gebruik van klantwaardemanagement is het belangrijk om oude werkwijzen los te laten. Een van deze oude werkwijzen is productmarketing. Marketing die puur gestuurd wordt vanuit aantallen producten die verkocht moeten worden. Hierdoor worden nog steeds, zeker binnen grote bedrijven, alle klanten als gelijk behandeld, hoewel deze aanpak voor het grootste deel van de klanten niet optimaal is.

Klanten zijn namelijk verschillend. Bij veel bedrijven zorgt 20% van de klanten voor 80% van de omzet terwijl 80% van de marketinginspanning gericht wordt op personen die voor 20% van de omzet staan (Zijlstra, 2003). Een groot deel van de investeringen gaat dus naar klanten die weinig opbrengen, terwijl het grootste gedeelte van de winst bij een klein deel van de klanten vandaan komt. Het is een gegeven dat bij veel grote bedrijven het grootste deel van de klanten verlieslatend is, waar dan de rest van de klanten dit verlies moet compenseren (Helsdingen, 2008).

Meer klantgerichte marketing moet uiteindelijk meer klanten en daarmee het bedrijf als geheel, winstgevend maken. Onderkennen dat klanten verschillende behoeften en verschillende (potentiële) waarden hebben is hierbij essentieel. Door aan elke klant een klantwaarde, de waarde van de klant voor het bedrijf, en een potentiële klantwaarde, de waarde die behaald kan worden door de juiste marketinginspanning, toe te kennen kan er een return-on-marketing berekend worden (Verhoef, 2006).

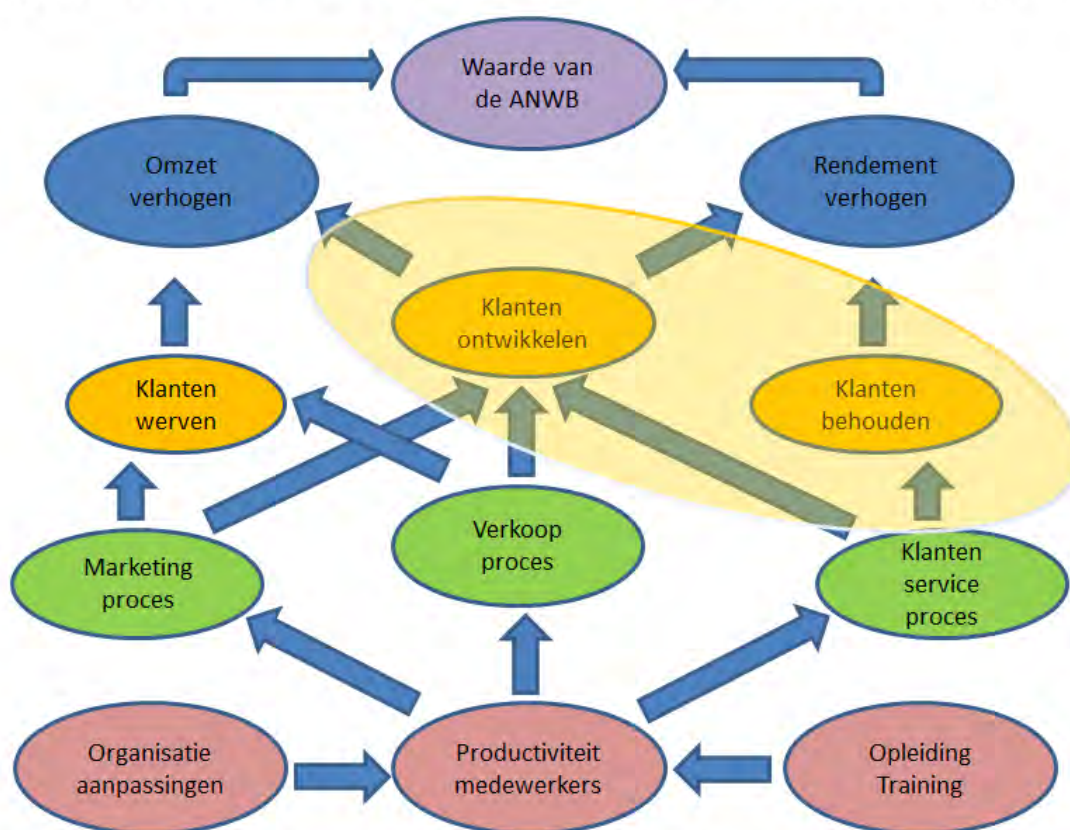
Klantwaardemanagement

Klantwaardemanagement kan op verschillende manieren ingezet worden. Een onderzoeker van het Customer Intelligence Center stelt dat op drie manieren op de klanten 'gestuurd' zou kunnen worden (Verhoef, 2006). Hij verdeelt de verschillende doelen in klant-acquisitie, -retentie en -expansie (werven, behouden, ontwikkelen). Het is essentieel om een goede balans tussen deze doelen te houden. (Helsdingen, 2008)

Figuur 1 laat zien hoe deze verschillende doelen binnen de Member Relationship Management strategie van de ANWB passen. Klanten werven, ontwikkelen en behouden om de totale omzet

en het rendement van de huidige leden te verhogen. Er is in deze figuur goed te zien dat vanuit de drie aanpakken, uiteindelijk hetzelfde doel behaald wordt. Ze kunnen elkaar hierdoor versterken maar ook tegenwerken. Wanneer vooral gefocust wordt op werven van klanten kan het gebeuren dat de huidige klanten na korte tijd weer weglopen. Aan de ene kant wordt de omzet verhoogd terwijl aan de andere kant leden weglopen waardoor het rendement omlaag gaat. Wanneer aan de andere kant teveel focus is op het behouden van de klanten kan de aanwas van nieuwe klanten stoppen. Het ontwikkelen van klanten is nodig om de huidige klanten uit te breiden en daarmee winstgevend te maken. Elk van deze drie doelen is belangrijk en is voor andere klanten van toepassing. De investeringen moeten goed verdeeld worden aangezien alle drie uiteindelijk leiden tot het vergroten van de waarde van het bedrijf.

De gekantelde database in de MRM Strategie



Figuur 1: Visualisatie van de invloeden van verschillende processen op de waarde van de ANWB, vanuit de Member Relationship Management Strategie.

Het uiteindelijke doel is om op de juiste manier op de te verwachten ontwikkeling van de klanten in te springen. Leden met een grote kans om zich te ontwikkelen moeten hierop benaderd worden. Leden die wel waarde voor het bedrijf vertegenwoordigen maar grote kans hebben om te stoppen of minder actief te worden kunnen via de juiste service behouden blijven en van klanten die het over het algemeen goed doen kunnen de eigenschappen gebruikt worden bij het selecteren van de doelgroep in het Marketingproces rond werving van nieuwe leden.

Data Mining naar klantgedrag

Zoals er al op meerdere manieren naar klantwaarde is gekeken, is ook al vele malen onderzoek gedaan naar de voorspelbaarheid van het gedrag van klanten via Data Mining. De definitie van klantgedrag in de gedane onderzoeken varieert van de verandering in klantwaarde tot de reactiekans op een marketingactie.

Om uit aankoopgedrag in het verleden te bepalen welke klanten in de toekomst het gunstigste aankoopgedrag zullen hebben, zijn veel data en de juiste Data Mining technieken nodig. Data Mining is als het mijnen in de zin van het delven naar kolen of goud. Het gaat om het zoeken naar de 'gouden' informatie, goed verstopt in het grote geheel van beschikbare data. Zoals Blattberg (Database Marketing, 2008) in zijn boek uitlegt kan er na uitgebreide analyse van de data gebruik gemaakt worden van verschillende algoritmen als decision tree of Neural Network om tot de verborgen informatie te komen. Welk algoritme gebruikt moet worden is data afhankelijk en daardoor steeds verschillend.

In eerder onderzoek (Vallaud, 2009) naar het bepalen van een potentiële waarde van klanten is gebruik gemaakt van een techniek die de klanten clustert. Deze clustering wordt gedaan op basis van gelijke kenmerken. Binnen een cluster worden alle klanten als kopieën gezien en wordt aangenomen dat uitspraken die gelden voor de cluster, ook gelden voor alle individuele leden in die cluster. De resultaten uit dit onderzoek laten zien dat dit een goede methode is om een ingewikkelde en grote database te versimpelen.

Vallaud heeft beschikking gehad over een grote database met informatie over ongeveer 5 miljoen klanten. Deze 5 miljoen verschillende klanten worden onderverdeeld in 40 clusters. Hoe groter het aantal clusters, hoe meer er rekening gehouden wordt met de individuele behoeften van de klant, maar hoe groter ook de kans op overfitting. Overfitting houdt in dat het model zo goed op maat gemaakt wordt voor de trainingsdata dat deze niet goed past op de testdata of andere data die in de toekomst nog gebruikt zou kunnen worden.

Verhoef en Donkers (Donkers, 2001) kijken bij het bepalen van klantwaarde, in tegenstelling tot Vallaud, naar individuele klanten. Zij zoeken ook niet direct op een potentiële waarde maar bepalen deze waarde door eerst op zoek te gaan naar reactiekans op een marketingactie. De kans dat de klant het aangeboden product aanschafft, vermenigvuldigd met de waarde van het product, wordt hier gezien als de potentiële verandering in waarde. Hoewel de opbouw van de klantwaarde volledig verschilt van hoe deze bij dit onderzoek gebruikt wordt, gaat het hier in beide gevallen om het voorspellen van aankoopgedrag in de toekomst.

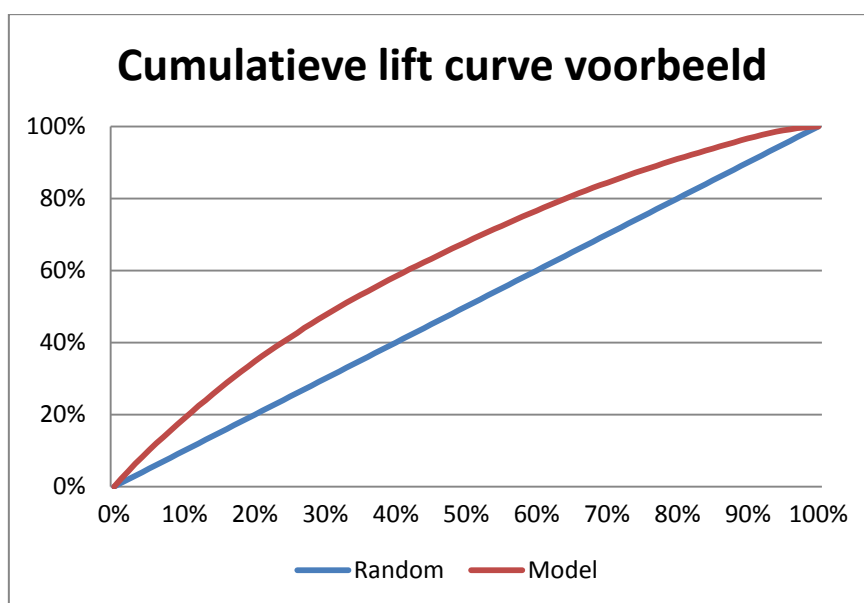
De prestatie van verschillende modellen, welke een indicatie geeft van de voorspelbaarheid, kan op verschillende manieren weergegeven worden. Er kan een performance matrix gegeven worden die de voorspellingen uitzet tegenover de werkelijke waarden. Hiermee wordt aangegeven welke waarden het best voorspeld worden en waar de meeste fouten gemaakt worden.

Op de KDD-conferentie van 1998 is gesproken over een meer visuele presentatie van de prestaties, die in dit onderzoek ook erg van pas kan komen (Li, 1998). Het doel was om de

opbrengsten uit een direct mailing actie te voorspellen. De klanten werden geselecteerd van meest kansrijk naar minst kansrijk. Vervolgens werd het percentage gemailde klanten uitgezet tegenover het percentage van de positief reagerende klanten dat werd benaderd. Aan de hand van de oppervlakte onder deze cumulatieve lift curve (AUC, Area Under Curve) kunnen verschillende modellen vergeleken worden. Wanneer de curve gelijk loopt aan de diagonaal (AUC = 0.5), heeft het model geen toegevoegde waarde bovenop een random aanwijzing. Hoe groter de oppervlakte boven de diagonaal en onder de curve, hoe beter dit model presteert.

Wanneer klanten random worden aangewezen zal na 20% van de leden benaderd te hebben ook 20% van de mogelijke reagerende klanten gevonden zijn. Wanneer de reactiekans per klant op een goede manier bepaald wordt zal er na de beste 20% benaderd te hebben een veel groter deel van de mogelijke reagerende leden benaderd zijn.

Zoals **figuur 2** weergeeft loopt de lift curve in dat geval een stuk hoger dan de diagonaal(random). Hoe beter de voorspelling, hoe beter de prestatie in de eerste procenten te benaderen klanten, hoe hoger de curve loopt.



Figuur 2: Voorbeeld van een cumulatieve lift curve en de AUC.

In hetzelfde artikel wordt gesproken over het verschil tussen het gebruik van Bayesian Network tegenover decision trees. Bayesian Network maakt gebruik van de kans dat een gegeven uitkomst in het verleden voorkomt gegeven een aantal attributen. Dit algoritme is goed te begrijpen, al zijn de attributen waar een individuele voorspelling vanaf hangt niet af te lezen. Gebruik van decision trees is hier uitermate geschikt voor. De base wordt steeds opgedeeld op basis van het attribuut dat op dat moment de meeste informatie geeft. Voor de knopen die zo ontstaan wordt hetzelfde gedaan totdat de toegevoegde waarde van een volgende splitsing niet groot genoeg is. Uit de boom die zo is ontstaan zijn de achterliggende keuzes en selecties

duidelijk af te lezen. Op welke attributen gesplitst wordt en hoe de toegevoegde waarde van deze split wordt berekend verschilt per algoritme.

Bayesian Network wordt hier genoemd als globaal algoritme. Dit houdt in dat de keuzes en aannames die gedaan worden gelden voor de gehele base, waar een decision tree, als lokaal algoritme, na een split kijkt naar welke volgende stap voor deze subset de beste is. Hierdoor kunnen keuzes gemaakt worden die alleen voor een bepaalde groep leden, die aan de hand van eerdere keuzes gevormd is, meer informatie geeft. Dat er dus keuzes gemaakt kunnen worden voor subsets in de groep, is mogelijk een groot voordeel.

Verschillende decision tree algoritmen zijn ook vergeleken met het Neural Network algoritme (Sousa, 2002). Hier wordt ook gezocht naar klanten die de grootste kans hebben om te reageren op een actie, ook wel targetselection genoemd. In dit onderzoek presteerde de decision tree voor alle vijf de datasets beter dan het Neural Network. De verschillende algoritmen worden ook hier met elkaar vergeleken aan de hand van curves en de ruimte onder deze curves. Hier wordt het percentage gevonden stijgende leden echter gezien als percentage van de geselecteerde personen. In dit geval is de lijn over het algemeen dalend omdat het selecteren van meer personen bij een goed model leidt tot steeds een lager percentage leden dat reageert, aangezien de eerst geselecteerde leden de grootste reactiekans hebben.

Deze verschillende onderzoeken hebben aangetoond dat het mogelijk is om voorspellingen te doen van klantgedrag in de toekomst. Wanneer er een beter beeld is gevormd van de beschikbare data zal de methode bepaald worden die gevolgd wordt bij het doen van dit onderzoek. Deze zal uitgebreid behandeld worden in **Hoofdstuk 6: Methode**.

- VERTROUWELIJK -

Bibliografie

- Blattberg, R. C. (2008). *Database Marketing*. New York: Springer.
- Donkers, P. C. (2001). *Predicting customer value, an application in he insurance company*. Rotterdam: Erasmus Universiteit.
- Fletcher, J. (sd). *New Page 1*. Opgeroepen op November 19, 2013, van POL242 LAB MANUAL: EXERCISE 3A,: http://groups.chass.utoronto.ca/pol242/Labs/LM-3A/LM-3A_content.htm
- Helsdingen, J. v. (2008). Meer verdienen met minder kosten. *adforesult*.
- Li, L. a. (1998). Data Mining for Direct Marketing: Problems and Solutions. *The Fourth International Conference on KNoledge Discovery and Data Mining(KDD'98)*, (pp. 73-79). New York .
- Neville, P. G. (1999). *Decision Trees for Predictive Modeling*. SAS Institute Inc.
- Sousa, S. M. (2002). Comparison of target selection methods in direct marketing. Lissabon: www.eunite.org, Technical University of Lisbon, Instituto Superior Técnico.
- Vallaud, T. (2009). *Estimating potential customer value using customer data*. New Britain, Connecticut: Central Connecticut State University.
- van der Zee, F. (2014). *Statistiek+ Cramers V*. Opgeroepen op Maart 20, 2014, van MOAweb: <http://www.moaweb.nl/kenniscentrum/digitaal-woordenboek/s/statistiek-mate-voor-samenhang/cramers-v>
- Verhoef, P. C. (2006). Klantwaardemanagement, aanjager van resultaat gedreven management. *Holland management review, nr 110*, 19-26.
- Zijlstra, W. (2003, april 16). *Klantwaardeberekeningen*. Opgeroepen op oktober 21, 2013, van zbc.nu: [HTTP://ZBC.NU/ALGEMEEN/ARCHIEF-MANAGEMENT/KLANTWAARDEBEREKENINGEN/](http://ZBC.NU/ALGEMEEN/ARCHIEF-MANAGEMENT/KLANTWAARDEBEREKENINGEN/)