



Duo datamining en decisioning optimaliseert de Customer Experience

Datamining is dood, lang leve decisioning

Peter van der Putten

**Datamining heeft de afgelopen jaren een stormachtige ontwikkeling door-
gemaakt. Niet zozeer in onderzoek en ontwikkeling van de achterliggende
technieken – deze bestonden al in de jaren negentig of eerder – maar in de
schaal van toepassing en de meer centrale, strategische rol die datamining
heeft gekregen bij bedrijven.**

Datamining wordt gebruikt op afdelingen van logistiek tot finan-
ce, maar het belangrijkste toepassingsgebied ligt toch in de mar-
keting, en in het verlengde hiervan, het optimaliseren van de
'Customer Experience' in alle klantcontacten. Een obstakel tot
brede inzet in deze context, en een probleem voor datamining in
het algemeen, was hoe dataminingresultaten zoals voorspelling-
en van klantgedrag doorvertaald kunnen worden naar geauto-
matiseerde beslissingen en aanbiedingen. Gelukkig was er nog
een ander gereedschap voorradig in de Kunstmatige Intelligentie
gereedschapskist om datamining van een voortijdige aftocht te
redden: decisioning.

Noem het oude wijn in nieuwe zakken of slim en alert uitnuttend
van bestaande technieken voor baanbrekende bedrijfstoeppassin-
gen; voor decisioning geldt eveneens dat de achterliggende tech-
nieken niet noodzakelijkerwijs recent ontdekt zijn.

Wetenschappers die zich buigen over de bron van informatie val-
len immers in twee bloedgroepen uiteen – de dataminers die op
zoek zijn naar methoden om goudklompjes kennis te extraheren
uit data, en de logici die methoden bestuderen om te kunnen
redeneren en conclusies te trekken op basis van deze goud-
klompjes. Decisioning levert de *missing link* tussen analyse en
resultaat – de actie. In de rest van dit artikel zullen we eerst het
begrip Customer Experience verder uitdiepen en dan ingaan
op een selectie van trends en ontwikkelingen binnen technologie
en toepassing van datamining en decisioning voor Customer
Experience management.

Customer Experience en Next Best Action

Customer Experience is een term die voor veel interpretaties vat-
baar is. In principe staat het voor de som van ervaringen die een
klant heeft met een bedrijf en het merk, over de hele levens-
cyclus, productportfolio en contactkanalen heen; een Customer
Experience is natuurlijk ook van toepassing op een kleinere

set van interacties. In tegenstelling tot wat naïeve, ontkennende
marketeers ons willen doen geloven, richt Customer Experience
management zich niet op de ideale wereld waar alle producten
en diensten perfect zijn, en waar klanten zich altijd netjes gedra-
gen. Problemen treden op, producten falen en ook klanten
gedragen zich soms niet naar behoren: ze betalen rekeningen en
aflossingen niet of frauderen. De crux ligt juist in de omgang met

Voor elk product is een voor- spellend model beschikbaar dat klanten indeelt in segmenten

deze zaken. Ook is het niet zo dat het bedrijf de holle frase 'de
klant is koning, iedereen de best experience' moet hanteren:
sommige klanten zijn simpelweg meer waard dan andere, dus
hebben ze recht op een voorkeursbehandeling – een betere stoel
in het vliegtuig, een mooiere mobiel bij verlenging van het con-
tract of meer air miles bij de creditcard transacties.

Het basisidee is dat in elke klantinteractie, of dit nu door de
klant geïnitieerd is of door het bedrijf, er een proactieve aanbie-
ding wordt gedaan, de 'next best action'. Dit is niet beperkt tot
sales aanbiedingen, het kan ook gaan om het informeren van de
klant over de waarde die hij uit zijn huidige producten haalt ("U
heeft 148 euro bespaard met uw InternationaalBellen optie") of
adresseren van risico's zoals de kans op een switch naar de con-
current, betalingsrisico en potentiële fraude. Datamining speelt
een belangrijke rol in de next best action voor het voorspellen
van klantgedrag (interesse in producten, kans op opstappen,

voorspelling van risico's enzovoort). Decisioning kan in aanvulling hierop juist gebruikt worden om de verscheidene voorspellingen te prioriteren en bedrijfsstrategieën, -beleid en regels in te bouwen. In samenspraak levert dit de next best action.

Het zou in deze context onmogelijk zijn aandacht te besteden aan alle nieuwe ontwikkelingen van datamining en decisioning, dus de rest van het artikel focust op een aantal belangrijke trends: de exploderende vraag naar voorspellende modellen, decisioning als missing link tussen analyse en actie, het inzetten van centralised decisioning voor Customer Experience optimalisatie en de virtual enterprise.

Massa's modellen

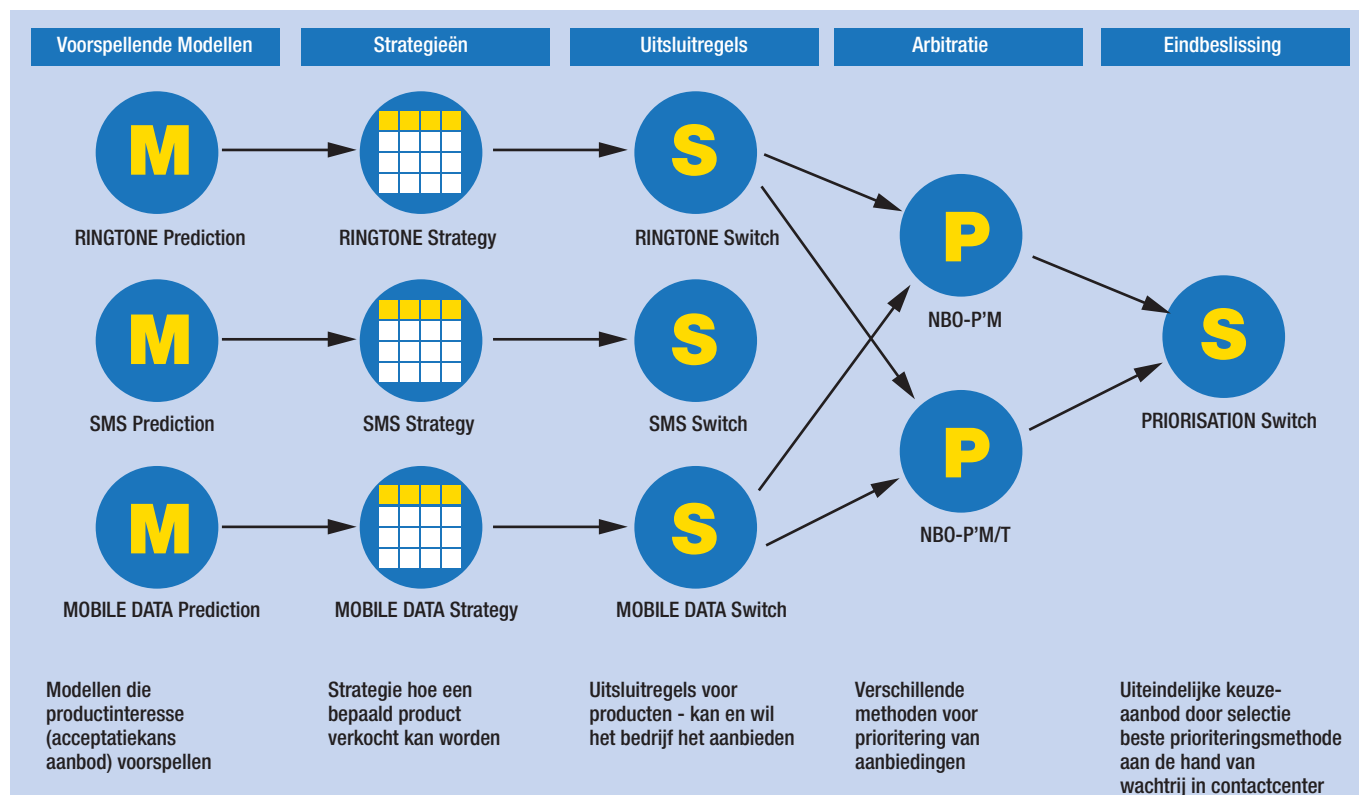
Een dergelijke inzet van datamining in elke klantinteractie vereist voorspellingen van klantgedrag over een scala van dimensies zoals verkoopkansen per product, retentie op klantniveau en eventueel per product, fraude, betalings- en kredietrisico's, potentiële klantwaarde, enzovoort. Kortom, een grote bibliotheek van *up to date* voorspellende modellen, van enkele tientallen tot zelfs meer.

De klassieke aanpak voor het bouwen van een model schiet hierbij tekort, omdat dit te resource-intensief is. Traditionele dataminingomgevingen worden gebruikt door statistici, of erger nog statistische programmeurs, idealiter met een PhD in datamining op zak en een MBA in marketing management. Doorlooptijden voor het bouwen van een enkel model van een tot twee maanden zijn eerder regel dan uitzondering. Er zijn dus enkele trends in de dataminingmarkt om tegemoet te komen aan de behoefte aan

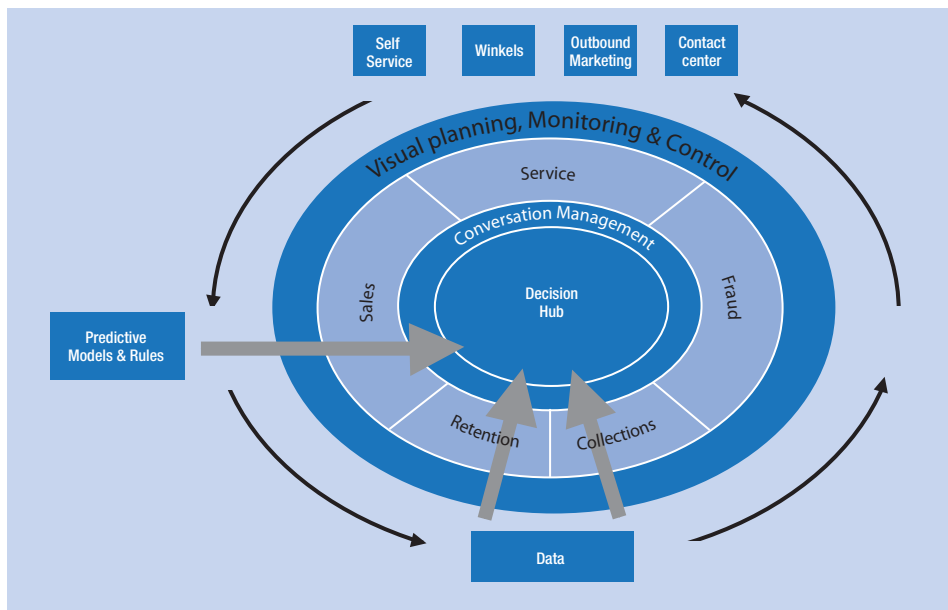
grote hoeveelheden modellen. Een aanpak betreft de zogenaamde recommender systems (of 'collaborative filtering'). Een voorbeeld bestaat uit boeken- en muzieksites zoals Amazon, Proxix, BOL, Last.fm enzovoort: "klanten die dit product kochten, kochten ook...". Dit werkt goed voor bedrijven die honderdduizenden relatief eenvoudige producten aanbieden. Het nadeel van deze aanpak is dat het alleen geschikt is voor het voorspellen van verkoopkansen en bijvoorbeeld niet opzeggedrag. Ook zijn de voorspellingen slechts gebaseerd op productbezit en niet op basis van andere klantkenmerken.

Voor bedrijven met kleinere aantallen producten, zeg enige tientallen tot honderden, heeft het dus de voorkeur om methoden te gebruiken die een voorspellingsmodel per product produceren (plus modellen voor ander gedrag zoals fraude, opzeggen enzovoort) op basis van alle kenmerken die beschikbaar en mogelijk voorspellend zijn. PhD's in datamining en MBA's in marketing zijn verbazingwekkend zeldzaam, dus dan is een *modellentabrick* nodig in plaats van een *modellentlaboratorium*: tools met een diepe methodologische support (als vervanging van de dataminingexpert) die door elke marketing of customer insight data-analist gebruikt kunnen worden, binnen marketing, dus niet IT. De productie wordt verhoogd doordat veel meer mensen modellen kunnen fabriceren, en ook in veel kortere tijd vanwege vergaande automatisering van het modelbouwproces.

Het gebruiken van de juiste tools is echter niet voldoende. Een bekende stelregel is dat tachtig procent van de tijd om een model te bouwen wordt besteed in het datapreparatieproces.



Afbeelding 1: Een eenvoudige beslisslogica.



Afbeelding 2: Centrale Decision Hub Architectuur.

Hetgeen inderdaad waar is als er geen strategische data-infrastructuur beschikbaar wordt gesteld voor de modellenfabriek, met gedenormaliseerde klanttabellen en een duidelijke rolverdeling tussen IT (standaard ETL-processen) en marketing en business (ad hoc datapreparatie). Zie ook het kader data-infrastructuur voor een modelfabriek.

De laatste trend in modelautomatisering betreft zogenaamde zelflerende modellen (ook: real-time leren, adaptief modelleren). In plaats van vooraf een model te bouwen, leren deze modellen terwijl ze toegepast worden. Een voorbeeld: een klant bezoekt de website of belt het contactcenter en krijgt een aanbod voor onbepaald mobiel internet, en accepteert het aanbod. Dit stukje data wordt gebruikt als leermateriaal voor het mobiel internet model en het model wordt een beetje aangepast, zodat de volgende keer dat een klant opbelt met vergelijkbare voorspellende kenmerken er een iets hogere kans wordt voorspeld voor het accepteren van een mobiel internet aanbod. Een marketing data-analist zal nog steeds verantwoordelijk zijn voor het monitoren van de kwaliteit van modellen – maar dit kunnen makkelijk 50, 100 of 250 modellen zijn. Dergelijke hoeveelheden modellen handmatig bouwen en *up to date* houden zal veel meer werk zijn.

Van voorspellen naar beslissen

Kennis is macht wordt soms gezegd, maar een scherpere formulering is, met excuses voor het Engels, “knowledge is not power, action is”. De met dure datamining gevonden kostbare kennis is waardeloos als er geen actie op ondernomen wordt. Het vertalen van dataminingresultaten naar concrete acties was altijd een groot struikelblok, maar met name voor voorspellende datamining is er een belangrijke technologie in opkomst om de stap te maken van voorspellen naar beslissen, actie en daarmee echte tastbare en meetbare bedrijfsresultaten. De technologie in opkomst om dit te ondersteunen is decisioning, in feite methoden

die hun wortels hebben in de expertsystemen uit de jaren zeventig en tachtig. Dataminingmodellen worden met name gebruikt om klantbehoefte, interesse en gedrag te voorspellen, en business regels worden gebruikt om deze voorspellingen te combineren en bedrijfsstrategie en -beleid uit te drukken.

Afbeelding 1 toont een eenvoudig voorbeeld van een beslisclogica met een focus op verkoop, in dit geval voor drie mobiele telefoonproducten. Voor elk product is een voorspellend model beschikbaar dat klanten indeelt in segmenten naar kans op aanschaf, op basis van relevante voorspellende klantkenmerken. *Best practice* is om deze modellen als onderdeel van de beslisclogica toe te passen, het is dus niet nodig modelvoorspellingen vooraf uit te rekenen en op te slaan.

Strategieën worden gebruikt om te beslissen welke segmenten een aanbod krijgen (‘de top-twee segmenten volgens het model’) en bevat de aanwijzingen hoe het product verkocht kan worden in elk kanaal (gepersonaliseerde callcenter scripts, code voor het plaatje voor website, enzovoort). Uitsluitregels worden gebruikt om klanten terug te plaatsen in het laagste segment als het bedrijf het product niet aan hen kan verkopen (te jong, niet het juiste telefoontje) of niet wil verkopen (heeft al een duurdere versie van het product, heeft recent een vergelijkbaar aanbod afgewezen).

We hebben nu een strategie per aanbod, wat rest is het kiezen van het beste aanbod uit de alternatieve strategieën. In het voorbeeld worden er twee strategieën gebruikt, een op basis van kans op verkoop maal de winst en een andere op basis van een extra factor die de impact op average handling time (AHT – belduur) in het contactcenter meeneemt voor het specifieke aanbod. De laatste component beslist welke prioriteringsstrategie gevolgd dient te worden: als het aanroepende kanaal het contactcenter is én het is erg druk, dan kiezen we prioriteit die gevoelig is voor AHT, en anders kiezen we de prioritering die winst maximali-

seert. Dit is natuurlijk een eenvoudig voorbeeld, de business kan zelf besluiten wat voor strategie gevolgd dient te worden en dit inbouwen in de beslislogica. Uiteindelijk is er een overkoepelende logica die beslist over de *next best action* – welke strategie krijgt voorrang, fraudebeleid, retentie, verkoop of klantloyaliteit bijvoorbeeld.

Centrale Decision Hub's

Decisioning kan dus gebruikt worden om voorspellingsmodellen in te bedden in een overkoepelende klantstrategie, maar hoe wordt dit vervolgens toegepast? Puur vanuit de klant gerecentreerd zou het niet wenselijk zijn als deze intelligentie hard gekoppeld is aan een bepaald kanaal. Ook moeten de gegeven aanbiedingen in real-time uitgerekend worden om actualiteit en een echte intelligente dialoog te kunnen garanderen. Denk bijvoorbeeld aan het volgende scenario. Een klant krijgt via de website een aanbod voor een iPhone 16GB bij contractverlenging voor 100 euro en gaat in op het voorstel. Hij heeft echter nog een vraag en belt het contactcenter. In een omgeving die niet real-time is zou de agent weer een aanbod voor retentie kunnen doen, of erger nog, als de beslislogica verschilt voor het contactcenter dan zou de klant een aanbod kunnen krijgen voor een nieuwe iPhone 16GB voor 50 Euro minder.

Kortom, een centrale decisioning architectuur is gewenst, en de bestaande kanalen moeten zoveel mogelijk op de centrale decision hub worden aangesloten. Bijkomend voordeel, maar niet leidend, is dat dit veel goedkoper is vanuit IT-oogpunt. In het

voorbeeld van afbeelding 2 zijn web selfservice, winkels, het contactcenter en outbound marketing aangesloten op de centrale decision hub. Al deze kanalen kunnen vragen om een next best action voor een bepaalde klant. De decision hub zal op dat moment de huidige overkoepelende klantstrategie in de beslislogica toepassen op alle relevante invoerdata – klantkenmerken, real-time contacthistorie, context van het kanaal, zoals de reden van het contact enzovoort. Consistente aanbiedingen over de kanalen heen dus, gedreven door voorspellingsmodellen en bedrijfsregels en strategieën in de logica. Voor outbound marketing, zoals e-mail of direct mail campagnes zullen next best actions gevraagd worden voor een batch van klanten, de andere kanalen vragen om een aanbieding voor een individuele klant. Beslissingen worden dus *just in time* gegenereerd, op basis van een mix van real-time data (operationele systemen of Enterprise Service Bus) en data met een bepaalde latency (de data uit het warehouse). De respons van klanten wordt direct teruggevoerd naar de centrale decision hub, waarna een aanbeveling gedaan kan worden om de dialoog op een relevante wijze te vervolgen.

De Virtuele Enterprise

Met een dergelijke architectuur kan een bedrijf dus slimme, datamininggedreven en voor klanten relevante proactieve aanbiedingen doen in alle klantcontacten – een niveau van controle dat voorheen niet bestond. De centrale decision hub geeft niet alleen meer controle over de echte wereld. Alle klantinteracties, aanbevelingen en responses voor op de hub aangesloten kanalen

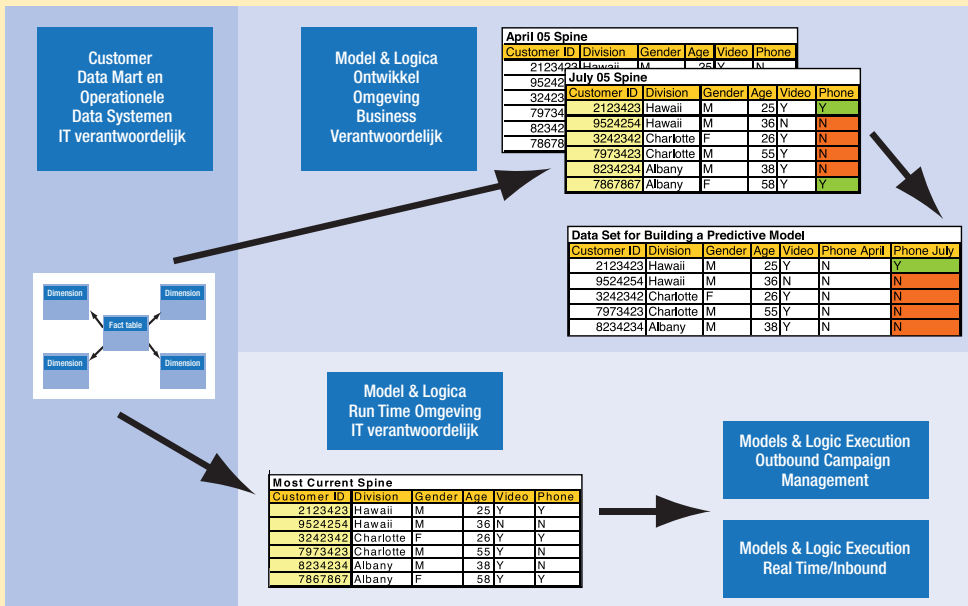


Metadata gedreven datawarehouse... ...werkelijkheid of fantasie?

Interesse? Kom dan naar het BI-event op 11 juni!

Voor meer informatie www.bi-event.nl
of neem rechtstreeks contact op met FourPoints.





Afbeelding 3: Modelbouw.

Data-infrastructuur voor een modelfabriek

De data-infrastructuur voor een dataminingmodellenfabriek wijkt nogal af van een standaard genormaliseerd databasemodel, maar kan relatief eenvoudig afgeleid worden van gangbare klantdatamarts of datawarehouses. Een goede rolverdeling tussen IT en business, zeg datawarehousing en customer insight, is van groot belang om een strategische, degelijke architectuur te combineren met de flexibiliteit waarom de modellenbouwers vragen. Voor datamining is karakteristiek dat compleet gedegenormaliseerde tabellen gewenst zijn, bijvoorbeeld een record per klant, met de verzameling van 100 tot 800 velden die in de meerderheid van de modelbouwprojecten gewenst zouden zijn. Het datawarehouse team is verantwoordelijk voor het opzetten van een strategisch proces voor het leveren van de meest recente klant-tabel en maandelijkse snapshots (of vaker) vanuit een customer data-mart of andere databronnen, onder SLA en in een gestandaardiseerd,

opgeschoond en gecontroleerd formaat. Customer insight bouwt de datasets voor de voorspellende modellen, door deze opzet wordt de benodigde datapreparatie tot een minimum teruggebracht.

In bovenstaand voorbeeld wil de analist een dataset maken om een model te bouwen dat voorspelt of een klant interesse heeft in een digitaal bellen aanbod. Hij selecteert alle velden voor alle klanten in april die het product nog niet hebben, en koppelt deze tabel (met een links-join) aan het veld dat weergeeft of iemand een digitaal bellen product heeft. Een datamining tool kan nu gebruikt worden om het verband te ontdekken tussen klantkenmerken en de kans op product-bezit en dit doorvertalen in een model. Dit model kan dan in real-time of in batch toegepast worden als onderdeel van een overkoepelende klantbeslislogica.

kunnen worden opgeslagen. Dit leidt tot een uitgelezen mogelijkheid om real-time te rapporteren over wat er in al deze kanalen en contacten gebeurt door middel van real-time rapportage en dashboarding. Het wordt echter spannender als deze gegevens ook gebruikt worden om aan toekomstvoorspelling te doen. Dit gaat verder dan tijdreeksanalyse op macroniveau. Op basis van eerdere beslissingen kunnen toekomstige klantcontacten worden gegenereerd, de bestaande beslislogica wordt hier op toegepast om virtuele aanbiedingen te produceren en op basis van eerdere responses kunnen de responses van klanten hierop voorspeld worden. Een echte simulatie op microniveau dus, klant per klant, interactie per interactie. Bovendien kan de business wijzigingen in de klantstrategie doorrekenen alvorens ze live te brengen in alle kanalen. Ieder bedrijf krijgt zijn eigen Centraal Plan Bureau dus.

Samenvatting

In dit artikel is ingegaan op enkele trends die belangrijk zijn gebleken voor het breder toepassen van voorspellende datamining in de context van het optimaliseren van de Customer Experience. Zoals zo vaak met nieuwe technologieën is datamining zelf niet het struikelblok, maar de verdere inbedding in architecturen en organisaties. De concepten en technologieën van gecentraliseerde decisioning spelen hierbij een belangrijke faciliterende rol. Zonder het AI-broertje decisioning zal datamining nooit echt volwassen worden.

Peter van der Putten (peter.van.der.putten@chordiant .com) is Worldwide Director Decisioning Solutions bij Chordiant en Guest Researcher op het gebied van dataminingtoepassingen bij het Leiden Institute of Advanced Computer Science van de Universiteit Leiden.