KU LEUVEN

FACULTEIT ECONOMIE EN BEDRIJFSWETENSCHAPPEN

Criteria die het online succes van een robo-advisor bepalen

Joachim Van der Hulst

R0668242

Masterproef aangeboden tot
het behalen van de graad

MASTER IN DE HANDELSWETENSCHAPPEN

Promotor: Prof. dr. Patrick Wessa

Academiejaar 2017-2018

Inhoud[1]

1 Inleiding 1

2 Modellen 2

2.1 Business Model Canvas 2

2.2 Technology Acceptance Model 2

2.3 Information System Succes Model 3

2.4 Samenbrengen criteria uit modellen 4

3 Hypothesen 6

4 Methodologie 7

4.1 Vooronderzoek 7

4.2 Dataverzameling 7

4.3 Onderzoek 8

5 Beschrijving resultaten en interpretatie 9

5.1 Partial Least Squares – Path Modeling 9

5.2 Recursive partitioning 15

5.3 Het land van herkomst 16

5.4 Prijsmechanisme 18

6 Conclusie 19

7 Aanbevelingen 20

8 Referentielijst 21

[1] Dit document bevat mogelijk stukken tekst uit eerder ingediende documenten, eigen aan het masterproeftraject, van dezelfde auteur als dit werk.

Abstract

Deze masterproef is gemaakt met als doel het online succes van een robo-advisor te achterhalen. Aangezien er nog geen onderzoek naar gedaan is, is dit een relevante studie en ook een interessante leerwijze hoe dit moet worden aangepakt. De data is verzameld door zelf de robo-advisors te analyseren en te toetsen aan de Web of Trust-indicatie, welke een gratis online tool is dat de betrouwbaarheid van een website aangeeft. De criteria om de data op te baseren is afkomstig uit literatuur van informatiesystemen. Hierdoor was het mogelijk om het succes van een robo-advisor te bepalen. Uit de resultaten, die via PLS-PM en recursive partitioning zijn opgesteld, is gebleken dat systeemkwaliteit een positieve impact heeft op het succes van een robo-advisor. Meer specifiek moet een robo-advisor toegankelijk zijn op verschillende toestellen en moet de tool op de website duidelijk aanwezig zijn. Dienstkwaliteit en informatiekwaliteit hebben een negatieve impact op het succes van een robo-advisor.

Dankwoord

Graag had ik aan de hand van dit dankwoord mijn promotor, Patrick Wessa, willen bedanken voor de goede en opbouwende feedback. Professor Wessa heeft geregeld de tijd genomen om ondersteuning te geven en het onderzoek in goede banen te begeleiden. Daarnaast zou ik ook graag vrienden en familie willen bedanken voor de steun doorheen het hele jaar. Hun interesse in het onderwerp en de steun op belangrijke momenten was een aangename hulp tijdens het onderzoek.

1 Inleiding

Artificiële Intelligentie (AI) bestaat al tientallen jaren en heeft voornamelijk zijn ontstaan te danken aan de sterke ontwikkeling van computers. AI is namelijk een vergevorderde vorm van een computer en kan meer dan alleen informatie op een geautomatiseerde manier verwerken. AI is in staat om gigantische hoeveelheden informatie sneller en beter dan het menselijke brein te verwerken (Warwick, 2013). Ook het resultaat is vaak beter en efficiënter dan waartoe mensen in staat zouden zijn (Fisch & Turner, 2017; Gil et al., 2014). Een gevolg hiervan is dat de AI-technologie beter en slimmer zal worden dan de mensen die het hebben gemaakt. Daarom zijn er momenteel al veel jobs verloren gegaan aan deze technologie en dit is een trend die zich nog zal verderzetten in de toekomst (Dirican, 2015; Harari, 2017; Stanek, 2017). Warwick (2013) haalt aan dat er momenteel al een aantal sectoren AI-technologie toepassen. In de financiële sector wordt er al gretig gebruik gemaakt van AI-toepassingen. Zo gebruiken banken AI voor portfolio management, om financiële voorspellingen te maken en om na te gaan of klanten kredietwaardig zijn (Bahrammirzaee, 2010). Uit onderzoek is gebleken dat AI effectief de bank helpt om beslissingen te maken die zelfs beter zijn dan menselijke beslissingen (Eletter et al., 2010). Een andere zeer specifieke toepassing van AI binnen de financiële wereld is een robo-advisor. Een robo-advisor is een online tool, die volledig of gedeeltelijk is geautomatiseerd en die de gebruiker advies geeft inzake investeringen en aankoop van financiële producten (Fisch & Turner, 2017; Gosling, 2015). De resultaten die uit een robo-advisor voortkomen, zijn gebaseerd op gegevens die de gebruiker eerst dient in te vullen, zoals onder andere de doelstelling, de tijdshorizon, de risico-aversie, het vermogen, … Uiteindelijk bekomt de investeerder een gestandaardiseerd of gepersonaliseerd portfolio dat gegenereerd is door de AI die achter de tool zit. Er komt nauwelijks persoonlijk contact aan te pas bij het gebruik van een robo-advisor en daarom is ook het prijsmechanisme verschillend van een traditionele adviseur. De prijs ligt mede een pak lager doordat robo-advisors drempelverlagend zijn en de voorwaarden tot instap soepeler maakt. Daardoor is de wereld van investeren ook toegankelijker voor mensen met een lager budget of welvarendere mensen die liever een lagere prijs willen betalen. (Aston, 2013; Narayanan, 2016).

Een groot probleem dat in de literatuur van de financiële wereld opduikt, en recentelijk ook in die van robo-advisors, is het gebrek aan vertrouwen in online investeren. Het blijkt nog altijd een drempel te zijn voor mensen om online hun financiële gegevens achter te laten en hun kapitaal in handen te geven van robotica (Oechsli, 2016). Zeker voor personen of families met grote hoeveelheden aan vermogen is dit een zware drempel. Zij geven eerder de voorkeur aan persoonlijk contact voor dergelijke investeringen (Jobson, 2016). Uit onderzoek blijkt ook dat jongeren die opgegroeid zijn in de digitale wereld toch eerder de voorkeur zouden geven aan persoonlijk advies inzake financiële investeringen in plaats van robots (Thornton, 2017). Vertrouwen is momenteel nog een groot probleem voor vele robo-advisors en moet dus mee worden opgenomen in het business model. Dat leidt tot de vraag wat het succes van een robo-advisor bepaalt. Aan welke criteria moet worden voldaan om succesvol een robo-advisor in de markt te brengen? Om dat gegeven te onderzoeken, wordt er gebaseerd op het Business Model Canvas van Osterwalder, het Technology Acceptance Model (TAM) van Davis en het Information System Succes Model (ISSM) van DeLone & McLean.

Het doel van deze thesis is om op basis van de bestaande modellen voor informatiesystemen een eigen model te creëren dat specifiek van toepassing is voor robo-advisors. Door het samenbrengen van de verschillende criteria kan er een specifiek model worden gebouwd dat achteraf ook zal worden getest bij enkele robo-advisors. Het ultieme doel is dat makers van een robo-advisor dit model hanteren om na te gaan of hun tool aan alle relevante criteria voldoet om succesvol te zijn.

2 Modellen

2.1 Business Model Canvas

Osterwalder (2004) creëerde het Business Model Ontology dat beschrijft uit welke onderdelen een business model moet bestaan. Later werkte hij aan een herwerkte versie, namelijk het Business Model Canvas. Hierin definieert Osterwalder (2010) negen 'building blocks' die samen een business model vormen waarin het creëren van waarde centraal staat. Dit model kan worden opgedeeld in de rechter- en linkerzijde. De rechterzijde van het model focust meer op de klant terwijl de linkerzijde kijkt naar het technische aspect van de organisatie, maar dat is in dit onderzoek niet van toepassing. De negen building blocks zijn de volgende: Customer Segments, Value Proposition, Channels, Customer Relationships, Revenue Streams, Key Resources, Key Activities, Key Partnerships en Cost Structure. De eerste vijf behoren tot de rechterzijde van het Canvas en worden gebruikt als achtergrondinformatie voor dit onderzoek. In bijlage 1 staat een illustratie van het Business Model Canvas.

Het Business Model Canvas bepaalt niet zozeer waaraan een robo-advisor moet voldoen om succesvol te zijn, maar is eerder een indicatie waaraan business modellen in het algemeen aan moeten voldoen om aanvaard te worden in de markt. Het model van Osterwalder (2010) wordt in dit onderzoek eerder gebruikt als een vertrekpunt voor verdere modellen en dient als basis om na te gaan of op alle building blocks wordt ingespeeld. Een extra belangrijk element hieruit is het prijsmechanisme dat wordt gebruikt. Het is interessant om als extra inzicht mee te geven hoe de bestaande robo-advisors zich positioneren op vlak van prijs.

2.2 Technology Acceptance Model

Om te bepalen welke criteria belangrijk zijn zodat consumenten een robo-advisor zullen gebruiken, zal er worden gefocust op onder andere het Technology Acceptance Model (TAM). Aangezien er nog geen specifiek model ontwikkeld is voor robo-advisors, wordt er gebaseerd op gebruik van aansluitende systemen (informatiesystemen). Davis (1989) heeft via TAM aangetoond dat er een aantal criteria zijn waaraan moet worden voldaan vooraleer er gebruik zal worden gemaakt van een informatiesysteem. Er zijn twee overkoepelende elementen die het effectieve gebruik kunnen bepalen, namelijk perceived usefulness en perceived ease of use. Onder perceived usefulness wordt verstaan of het gebruik van het systeem de gebruiker effectief helpt, dat het een meerwaarde biedt. Met perceived ease of use wordt de gemakkelijkheid om het systeem te gebruiken bedoeld. Als het systeem effectief een meerwaarde biedt en het is gemakkelijk te gebruiken, dan zullen mensen dit systeem ook daadwerkelijk gaan gebruiken (Davis et al., 2010). Onder deze twee elementen vallen verschillende externe variabelen die daarop een invloed uitoefenen, zoals geïllustreerd in figuur 2 uit bijlage 1. Variabelen die worden verstaan onder perceived usefulness zijn onder andere verhoogde productiviteit, effectiviteit, nuttigheid, werk gemakkelijker maken, verbeterde job prestaties en sneller kunnen werken. Variabelen die invloed hebben op de perceived ease of use zijn flexibiliteit, behendigheid, controleerbaarheid, gemakkelijkheid om te leren en te gebruiken, duidelijkheid en verstaanbaarheid.

Andere onderzoekers hebben op basis van het Technology Acceptance Model aanpassingen of uitbreidingen op het model getest en zijn tot de conclusie gekomen dat er nog andere variabelen zijn die inspelen op het al dan niet gebruik maken van een informatiesysteem. Al-Gahtani (2011) voegde drie extra criteria aan het model toe die een invloed hebben op de intentie tot gebruik, namelijk vertrouwen, risico en geloofwaardigheid. Consumenten gaan online pas effectief een transactie doorvoeren als er ook aan deze drie criteria wordt voldaan. Mensen hebben het risico om online geld te verliezen en moeten bovendien vertrouwen op de informatie die online beschikbaar wordt gesteld. Als hun gegevens zouden vrijkomen, dan komt hun privacy in het gedrang (Hoffman et al., 1999). Daarom is er de derde criteria, geloofwaardigheid, die ervoor moet zorgen dat consumenten het systeem vertrouwen en een groot deel van het risico wegwerkt. Koufaris (2002) stelde vast dat ook shopping enjoyment en value-added search mechanisms een bijdrage leveren aan het gebruik van een informatiesysteem. Consumenten zouden sneller naar een website terugkeren als deze twee elementen in het systeem zitten verwerkt. Mathieson (1991) vergeleek TAM met The Theory of Planned Behavior (Ajzen, 1991). Daaruit bleek dat The Theory of Planned Behavior een aanvulling was op TAM, maar dat toegankelijkheid een belangrijk criterium was dat ontbrak in het onderzoek van Davis. Als de toegankelijkheid van het systeem eenvoudig is, dan zullen consumenten sneller geneigd zijn het systeem te gebruiken. Verder is er ook nog vastgesteld dat playfulness een variabele is die invloed heeft op de perceived ease of use en de intentie heeft om een informatiesysteem te gebruiken (Moon & Kim, 2001). Playfulness wordt omschreven als de ervaring die een individu heeft tijdens het gebruik van een informatiesysteem. De interactie moet aangenaam zijn of een interessante meerwaarde bieden. Als laatste heeft Venkatesh (2000) in samenwerking met Davis een uitbreiding gemaakt op TAM en kreeg de naam TAM2 met zich mee. In dit model zijn er extra variabelen toegevoegd die invloed hebben op de perceived usefulness. De variabelen die nog een meerwaarde bieden binnen dit onderzoek zijn output quality en result demonstrability. Daaronder wordt de kwaliteit van de resultaten verstaan en op welke manier de resultaten worden getoond. Indien dit op een eenvoudige en duidelijk interpreteerbare manier is, dan verhoogt dat het gebruik van een informatiesysteem.

2.3 Information System Succes Model

Het volgende model dat kan worden gebruikt om na te gaan welke criteria er in een informatiesysteem aanwezig moeten zijn, is het Information System Succes Model (ISSM) van DeLone & McLean. Dit model is gelijkaardig aan TAM van Davis, maar kijkt op een andere manier naar informatiesystemen waardoor er ook andere criteria naar voor komen. DeLone & McLean (1992) gebruiken zes dimensies om te controleren of een informatiesysteem goed is of niet. Elk van deze zes dimensies bevatten een aantal andere criteria die effectief bepalen hoe een informatiesysteem op een bepaalde dimensie scoort. Op dit basismodel is er tien jaar later een herwerkte versie gemaakt die de input van andere onderzoekers mee heeft opgenomen (DeLone & McLean, 2003). In de vernieuwde versie zijn nog steeds zes dimensies aanwezig, alleen zijn deze lichtjes gewijzigd. Op figuur 3 uit bijlage 1 zijn deze zes dimensies schematisch weergegeven.

De eerste dimensie is informatiekwaliteit, waarmee wordt bedoeld de kwaliteit van de informatie die het systeem meegeeft. Hieronder wordt specifiek verstaan de volledigheid van de informatie, de gemakkelijkheid om het te begrijpen, de relevantie, de veiligheid en ook in welke mate de informatie gepersonaliseerd is (DeLone & McLean, 1992). De tweede dimensie is systeemkwaliteit, waar wordt gekeken naar onder andere de betrouwbaarheid, de beschikbaarheid, het aanpassingsvermogen en de gebruiksvriendelijkheid. De derde dimensie is de dienstkwaliteit en dat omvat de ondersteuning die de dienstleverancier biedt. Voor deze dimensie kan specifiek worden gekeken naar de mate waarin ze antwoorden op vragen geven en de zekerheid die ze aan klanten bieden.

Deze drie dimensies hebben allemaal een invloed op de volgende twee, namelijk het effectieve gebruik en de gebruikstevredenheid (DeLone & McLean, 1992). Het effectieve gebruik (waaronder ook de intentie tot het gebruik valt) kan worden gemeten door het aantal pagina bezoeken, navigatiepatronen, het aantal transacties die zijn doorgevoerd en de aard van het gebruik van het systeem. De gebruikstevredenheid kan dan weer worden bepaald door het aantal herhalingsaankopen, herhalingsbezoeken en enquêtes. Deze twee dimensies worden bepaald door de systeemkwaliteit, informatiekwaliteit en dienstkwaliteit waardoor deze niet kunnen worden beschouwd als een criterium. Deze zijn echter het gevolg van het toepassen van de criteria. De laatste dimensie zijn de netto voordelen en wijzen op het feit of het systeem effectief een voordeel heeft gehad voor de gebruiker of niet. Daarbij wordt er gekeken naar kostbesparingen, extra verkoop, tijdbesparing, … De netto voordelen zijn een gevolg van het gebruik van de criteria en het effectieve gebruik en gebruikstevredenheid en kan daarom niet worden gezien als een criterium.

2.4 Samenbrengen criteria uit modellen

Op basis van onderzoek naar het TAM en het ISSM van DeLone & McLean zijn er heel wat criteria die een invloed hebben op het gebruik maken van een informatiesysteem. Al deze criteria worden samengebracht in hoofdcriteria met een onderverdeling van specifieke criteria om meer diepgaander te kunnen nagaan hoe een robo-advisor op een bepaald hoofdcriterium scoort. Als hoofdcriteria is er gekozen voor de drie basisvariabelen van DeLone & McLean (2003).

Tabel 1 Samenvatting criteria uit literatuur

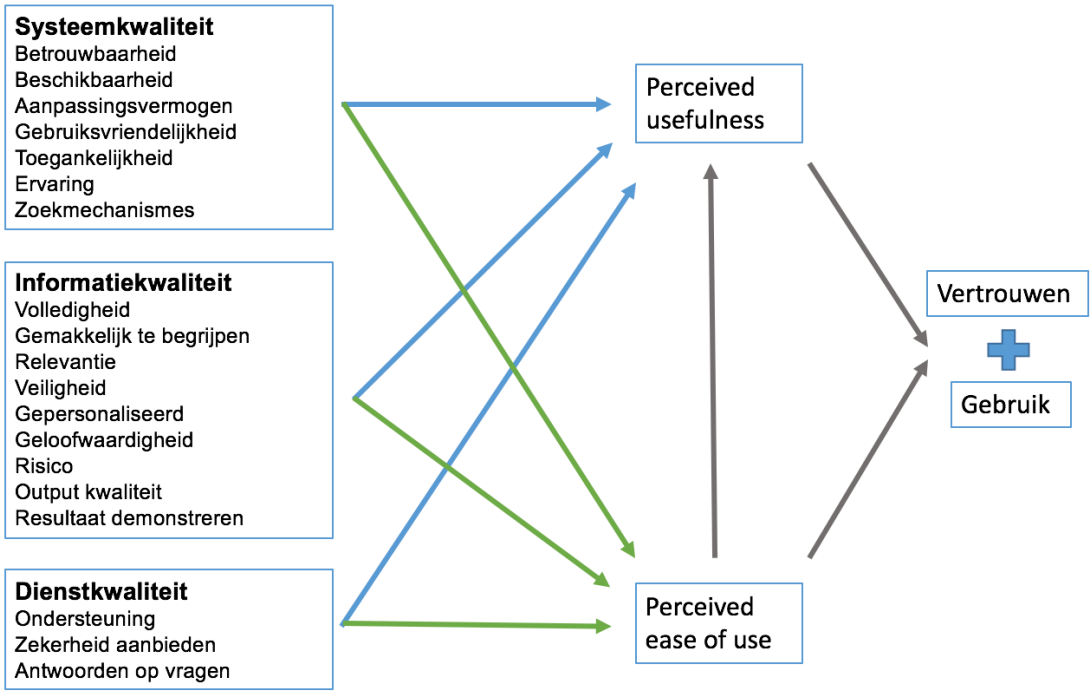
Hoofdcriteria	Specifieke criteria
Systeemkwaliteit	Betrouwbaarheid Beschikbaarheid Aanpassingsvermogen Gebruiksvriendelijkheid Toegankelijkheid Ervaring Zoekmechanismes
Informatiekwaliteit	Volledigheid Gemakkelijk te begrijpen Relevantie Veiligheid Gepersonaliseerd Geloofwaardigheid Risico Output kwaliteit Resultaat demonstreren
Dienstkwaliteit	Ondersteuning Zekerheid aanbieden Antwoorden op vragen

Bron: Al-Gahtani (2011); Davis (1989); DeLone & McLean (2003); Koufaris (2002); Mathieson (1991); Moon & Kim (2001); Venkatesh & Davis (2000).

Een belangrijk criterium dat nog niet is opgenomen, is vertrouwen. Dit criterium wordt apart behandeld en kan daarom worden geplaatst naast het effectieve gebruik van een robo-advisor. Dit wordt duidelijk in het conceptuele kader. Het belang van vertrouwen is enorm groot in dit kader, want als een persoon geen vertrouwen heeft in een robo-advisor, dan zal de advisor niet worden gebruikt (Li et al., 2012). Daarom moeten ondernemingen die een robo-advisor ontwikkelen, inspelen op vertrouwen en aantonen dat ze hier sterk aan werken. Zo kan een robo-advisor laten zien dat ze een beveiligde website hebben en een encryptie maken van de informatie die klanten achterlaten (Bhatnagar et al., 2000). De robo-advisors kunnen een bepaald risico op deze manier wegwerken. Vertrouwen wordt gewonnen en risico wordt verminderd. Het doel is om de potentiële gebruikers te overtuigen dat hun website veilig is, maar ook dat ze een te vertrouwen onderneming zijn. Het gaat namelijk over het online investeren van geld waarbij er ook persoonlijke informatie over de klant moet worden ingegeven (Oechsli, 2016). Uit de literatuur lijkt het alsof de markt nog niet klaar is voor online investeren, hoewel verschillende robo-advisors al voor miljoenen aan portefeuilles beheren. Daarom zal voor de grote meerderheid het vertrouwen een cruciale factor spelen.

Op basis van alle voorgenoemde criteria kan er een conceptueel kader worden opgesteld dat nagaat of de criteria een invloed hebben op het gebruik en vertrouwen van een robo-advisor. Aangezien het gebruik en vertrouwen niet apart kunnen worden berekend, worden beide elementen in de overkoepelende term ‘succes’ onderverdeeld. Bovendien zal het effect van de perceived ease of use en perceived usefulness op het gebruik en vertrouwen niet worden gemeten, omdat dit al uit andere onderzoeken uitvoerig is getest (de grijze pijlen in het conceptueel kader). Daarom wordt de directe relatie tussen de criteria en het succes gemeten.

Figuur 1 Conceptueel kader



3 Hypothesen

Vanuit dit conceptuele kader kan een algemene onderzoeksvraag worden opgesteld, dat verder wordt uitgediept in enkele hypothesen. Deze onderzoeksvraag en hypothesen worden in het onderzoek uitgetest.

Algemene onderzoeksvraag:

Welke criteria hebben een impact op het succes van een robo-advisor?

Het doel van het onderzoek is om na te gaan of de criteria die worden gehanteerd voor informatiesystemen ook effectief van toepassing kunnen zijn voor een robo-advisor. Daarom worden de drie grote blokken van criteria getoetst aan het succes op basis van de Web of Trust tool. Dat leidt tot de eerste drie hypothesen:

H1: De criteria van systeemkwaliteit hebben een positieve impact op het succes van een robo-advisor.

H2: De criteria van informatiekwaliteit hebben een positieve impact op het succes van een robo-advisor.

H3: De criteria van dienstkwaliteit hebben een positieve impact op het succes van een robo-advisor.

De volgende hypothesen gaan over het land van de robo-advisor en het prijsmechanisme dat wordt gebruikt. Daarvoor zal er nagegaan worden of deze twee elementen ook een invloed hebben op het succes van een robo-advisor.

H4: Het land van herkomst heeft een positieve impact op het succes van een robo-advisor.

H5: Het prijsmechanisme heeft een positieve impact op het succes van een robo-advisor.

4 Methodologie

4.1 Vooronderzoek

Om een beter beeld te kunnen scheppen van wat een robo-advisor exact is, is er al een klein vooronderzoek gebeurd. Tijdens de literatuurstudie is er een analyse gemaakt van tien robo-advisors (acht Europese, een Amerikaanse en een Australische) die zijn beoordeeld op basis van enkele criteria. Deze criteria zijn samengesteld op basis van het Business Model Canvas en logische redenatie waaraan een robo-advisor zou moeten voldoen. Hierdoor werd een tabel bekomen met tien criteria die op een subjectieve en kwalitatieve manier zijn ingevuld voor elke onderzochte robo-advisor. Er werd gekeken naar de beschikbaarheid van de tool, de doelgroep, de beschikbare informatie, de gegevens die werden vereist van de gebruiker, hoe er wordt ingespeeld op vertrouwen, veiligheid en klantrelatie, de gebruiksvriendelijkheid van de tool, het gehanteerde prijsmechanisme en de Web of Trust indicatie. De resultaten van dit vooronderzoek zijn niet bindend voor het onderzoek dat volgt, maar is louter een indicatie van de vereisten waaraan een robo-advisor zou moeten voldoen. Hiermee kan rekening worden gehouden in het volledige onderzoek. Bovendien is dit onderzoek van kwalitatieve aard, maar het onderzoek dat volgt zal een semi-kwantitatieve aanpak krijgen. In bijlage 2 staat een samenvattende tabel die de bevindingen per criterium kort samenvat. Dit vooronderzoek was relevant om te leren werken met de robo-advisors en om het systeem te leren kennen. De inzichten uit de resultaten van het vooronderzoek zijn meegenomen bij het opstellen van de finale criterialijst.

4.2 Dataverzameling

Na het vooronderzoek en het doornemen van alle literatuur is een schema opgesteld met 32 criteria die voor elke robo-advisor wordt getest. Initieel waren er 19 criteria opgesomd om de robo-advisors aan te toetsen. Aangezien sommige van deze criteria niet eenduidig te specifiëren waren, zijn er voor een aantal criteria opsplitsingen gemaakt zodat bijvoorbeeld aan de hand van drie criteria een antwoord kon worden gevormd voor één criterium. Dit leidt in totaal tot 28 criteria waaraan de robo-advisors worden getest. Voor elk van deze criteria kan er worden geantwoord met ‘ja’ of ‘nee’. Met andere woorden, de criteria zijn omgevormd tot een vraag waar eenvoudig een antwoord kan op worden gegeven. Dit antwoord wordt dan omgevormd tot een binaire indicatie. Het cijfer 1 staat voor ‘ja’ en dan wordt er voldaan aan het criterium, het omgekeerde geldt voor het cijfer 0. Daarnaast zijn er nog enkele andere variabelen opgenomen, zoals het land en prijsmechanisme, om enerzijds het internationale karakter van het onderzoek te benadrukken en anderzijds om te kijken welk prijssysteem het meest wordt gebruikt. Als laatste is er nog de Web of Trust rating (WOT) en de Web of Trust Confidence indicatie opgenomen. Met de WOT-rating kan worden bepaald of een robo-advisor succesvol is of niet en met de WOT-confidence indicatie kan worden bepaald hoe betrouwbaar de WOT-rating is. Beide scores gaan van 1 tot 5, waarbij een score van 1 slecht is en een score van 5 goed is. In dit onderzoek wordt zowel een score van 4 als 5 als goed beschouwd.

4.3 Onderzoek

Eens het schema met alle criteria is opgesteld, kon het effectieve onderzoek van start gaan. Initieel werd gepland om onderzoek te doen naar een 20- tot 30-tal robo-advisors, maar uiteindelijk is een dataset samengesteld op basis van 40 robo-advisors. Dit overtreft ruimschoots de verwachtingen en zo is er ook meer kans om een goed model te kunnen specifiëren. In het onderzoek zijn er 30 robo-advisors opgenomen met een gekende WOT-rating en 10 met een onbekende rating. De 30 robo-advisors met een gekende rating hadden bovendien allemaal een goede rating, waardoor deze groep als goede robo-advisors konden worden beschouwd. De 10 overige advisors die een onbekende rating hadden, werden beschouwd als slechte robo-advisors. In principe wil een onbekende WOT-rating niet zeggen dat een website slecht is. Het kan bijvoorbeeld zijn dat de website nog maar net online staat en daardoor nog geen rating heeft meegekregen. Het kan ook zijn doordat er te weinig gebruikers een score hebben gegeven het label ‘onbekend’ wordt gebruikt. Aangezien robo-advisors ook een redelijk nieuw fenomeen zijn in de financiële wereld, is het logisch dat velen het systeem nog niet kennen en als gevolg via Web of Trust nog geen rating is gegeven. Er wordt verwacht dat eens de robo-advisors het grote publiek weten te bereiken, er wel meer ratings via WOT worden gegeven.

Sharifi et al. (2011) hebben in hun onderzoek naar de detectie van fraudeleuze of misleidende informatie op het internet gebruik gemaakt van de online extensie Web of Trust. Dit toont aan dat het een tool is die al eerder is gebruikt voor onderzoeken. Daaruit bleek ook dat WOT een precisie heeft van 99,2% naar frauduleuze websites.

5 Beschrijving resultaten en interpretatie

De resultaten van het onderzoek zijn op twee verschillende manieren berekend. In het eerste deel is Partial Least Squares – Path Modeling (PLS-PM) toegepast en nadien is er een validatie gehanteerd op basis van Recursive Partitioning om na te gaan of dezelfde conclusies kunnen worden getrokken. Voor beide analysemethoden wordt uitgelegd wat het exact inhoud en hoe de resultaten kunnen worden geïnterpreteerd. Daarnaast wordt er ook een conclusie gevormd rond het land van herkomst van de robo-advisors en welk prijsmechanisme er wordt gehanteerd.

5.1 Partial Least Squares – Path Modeling

5.1.1 Opzet statistische methode

Partial Least Squares – Path Modeling (PLS-PM) is een statistische methode om na te gaan of een groep van variabelen een invloed uitoefent op een latente variabele (Sanchez, 2013; Severijns, 2017). Een latente variabele is een variabele die niet meteen meetbaar is, maar via hypothesen kunnen deze latente variabelen worden geformuleerd (Bentler, 1980). Daarvoor worden groepen van variabelen samengesteld om na te gaan of deze variabelen een invloed hebben op de latente variabelen. Hiervoor wordt er gebruik gemaakt van reflectieve latente variabelen. Dit wil zeggen dat de variabelen die zijn opgenomen om de latente variabele te verklaren een gevolg zijn van de opgenomen indicator (het criterium). In dit onderzoek worden de 32 onderzochte variabelen onderverdeeld in vier groepen. Deze groepen trachten de latente variabelen te verklaren. Drie groepen zijn eerder al gespecifieerd en ingedeeld volgens systeemkwaliteit, informatiekwaliteit en dienstkwaliteit. In het onderzoek zijn voor deze drie groepen de volgende, respectievelijke afkortingen gebruikt: SQY, IQY, DQY. De laatste latente variabele die wordt verklaard is het succes van een robo-advisor en wordt afgekort als SUC.

Initieel bevatte de groep SQY 10 variabelen, de groep IQY 15 variabelen en de laatste groep DQY 3 variabelen. Deze variabelen staan opgelijst in bijlage 3. De twee variabelen die het succes van een robo-advisor trachten te achterhalen (SUC) zijn de Web of Trust Rating en de Web of Trust Confidence. De overige twee variabelen zijn het land van de robo-advisors en het gebruikte prijsmechanisme.

Via PLS-PM kan worden nagegaan of de variabelen die in de drie groepen zitten ook effectief een bijdrage leveren aan de verklarende kracht van het model. Daarvoor moeten de variabelen per groep unidimensioneel zijn, met andere woorden, de variabelen moeten allemaal in dezelfde riching wijzen om de latente variabelen te kunnen verklaren (Sanchez, 2013). Indien de variabelen onderling niet sterk genoeg gecorreleerd zijn, hebben ze geen verklarende kracht. Dit is een exploratieve factoranalyse waarbij wordt getest welke variabelen goed zijn om het model te verklaren.

Door het feit dat er geen unidimensionaliteit in de initiele groepen zat, werden er enkele variabelen verwijderd zodat de overige variabelen uit de drie groepen allemaal in dezelfde richting wezen en onderling gecorreleerd zijn. Hierdoor bestaan de finale groepen uit volgende aantal variabelen: SQY (4), IQY (3), DQY (4). Tabel 2 geef aan welke variabelen in welke groepen aanwezig zijn.

Tabel 2 Gebruikte variabelen per groep

SQY	IQY	DQY
Beschikbaarheid PC	Beschikbaarheid demo	Ondersteuning grote firma
Beschikbaarheid mobiel	Voldoende output demo	Zekerheid geen geld verliezen
Beschikbaarheid app	Zinvolle output demo	Aanpassingsvermogen
Toegankelijkheid website		Overtuiging door expertise

Bron: eigen verwerking

Opvallend aan de samenstelling van de drie groepen is dat de groep DQY niet uitsluitend criteria bevat die initieel tot de groep dienstkwaliteit behoren. Het aanpassingsvermogen komt uit de groep systeemkwaliteit en de overtuiging door expertise komt uit de groep informatiekwaliteit. Dit kan betekenen dat beide criteria in het begin van het model onder de verkeerde groep zijn ingedeeld. Aangezien uit de exploratieve factoranalyse blijkt dat ze beter horen bij de groep dienstkwaliteit, moet hiervoor een vervolgonderzoek zeker rekening mee worden gehouden.

5.1.2 Cronbach alfa en eigenwaarden

Aan de hand van tabel 3 kan worden bepaald of het geschatte model een goed model is. De kolom MVs (manifest variables) staat voor het aantal variabelen dat is opgenomen per groep, wat ook al is aangehaald in 5.1.1. Het eerste element dat wordt gecontroleerd om te bepalen of het een goed model is, is de Cronbach alpha. Indien de waarden per groep groter zijn dan 0,7 en kleiner dan 1, dan is dat een indicatie dat het model goed gespecifieerd is. Enkel voor de groep DQY is de Cronbach alpha te laag. Hierbij kan de kanttekening worden gemaakt dat Cronbach alpha het minst belangrijke meetinstrument is (Chin, 1998). Daarnaast kan er ook worden gekeken naar Dillon-Goldstein's rho. Voor deze indicator wordt een waarde van 0,7 als minimum beschouwd (Chin, 1998; Vinzi, Trinchera, & Amato, 2010). In dit model voldoen alle groepen aan deze minimumwaarde. Tot slot kan er nog worden gekeken naar de eigenwaarden. Dit is in feite de belangrijkste indicator om te kijken of alle latente variabelen unidimensionaal zijn en om aan te tonen dat het model goed gespecifieerd is. De eerste eigenwaarde moet groter zijn dan 1 en de tweede eigenwaarde dient kleiner dan 1 te zijn (Sanchez, 2013). Uit tabel 3 kan worden vastgesteld dat alle groepen aan deze voorwaarden voldoen en alle meetvariabelen dus in dezelfde richting uitwijzen.

Tabel 3 Unidimensionaliteit

	Mode	MVs	C.alpha	DG.rho	eig.1st	eig.2nd
DQY	A	4	0.637	0.788	1.95	0.958
IQY	A	3	0.919	0.949	2.59	0.324
SQY	A	4	0.844	0.904	2.87	0.875
SUC	A	2	0.751	0.889	1.60	0.398

Bron: eigen verwerking op basis van output van RStudio

5.1.3 Outer model

Aan de hand van het outer model in tabel 4 kan specifiek per variabele worden nagegaan hoeveel invloed ze hebben op de verklarende kracht van het model. Bij de groep DQY is het voornamelijk het aanpassingsvermogen en de expertise die een grote rol spelen. Bij de groep IQY is het hoofdzakelijk de variabele 'voldoende output' die het zwaartse doorweegt. Bij de derde groep (SQY) is de beschikbaarheid van een applicatie diegene die het belangrijkste is in dit model. Ook de andere variabelen in de groepen hebben een positief effect op de latente variabele, maar deze zijn kleiner dan de vooropgenoemde en dragen in mindere mate bij aan de verklaringskracht. Door het feit dat er geen negatieve waarden of andere extreem lage waarden aanwezig zijn, kan er worden geconcludeerd dat alle opgenomen variabelen effectief een bijdrage leveren aan het succes van een robo-advisor.

Tabel 4 Outer model

	weight	loading	communality	redundancy
DQY				
1 dq_onder	0.276	0.589	0.347	0.00
1 dq_zekerh	0.355	0.673	0.453	0.00
1 sq_aanpas	0.407	0.669	0.447	0.00
1 iq_expert	0.395	0.826	0.682	0.00
IQY				
2 iq_demo	0.350	0.883	0.779	0.00
2 iq_voldout	0.424	0.942	0.888	0.00
2 iq_zinout	0.304	0.957	0.917	0.00
SQY				
3 sq_beschikpc	0.286	0.767	0.589	0.00
3 sq_beschikmob	0.215	0.828	0.685	0.00
3 sq_beschikapp	0.560	0.758	0.575	0.00
3 sq_toegweb	0.215	0.828	0.685	0.00
SUC				
4 rating	0.559	0.895	0.801	0.28
4 confidence	0.558	0.895	0.800	0.28

Bron: eigen verwerking op basis van output van Rstudio

5.1.4 Crossloadings

In tabel 5 staan de crossloadings van alle groepen onderling en ten opzichte van de latente variabelen. Om verder te gaan met een goed model, dienen de eigen crossloadings hoger te zijn dan de loadings op een andere groep. De blokken met waarden die op de hoofddiagonaal staan zijn effectief groter dan de andere waarden voor hun respectievelijke rij. Als de crossloadings van de groepen op de latente variabele SUC worden geanalyseerd, dan valt op dat er voor DQY en IQY negatieve waarden optreden. Dit wil zeggen dat deze twee groepen een negatieve invloed hebben op het succes van een robo-advisor. Met andere woorden, als een robo-advisor voldoet aan de criteria die aanwezig zijn in de groepen DQY en IQY, dan zal deze robo-advisor als minder goed worden ervaren. Het zijn enkel de criteria uit de groep SQY die een positieve bijdrage leveren aan het succes van een robo-advisor.

Tabel 5 Crossloadings

	DQY	IQY	SQY	SUC
DQY				
1 dq_onder	0.5892	0.2787	0.0672	-0.248
1 dq_zekerh	0.6729	0.2945	0.0367	-0.320
1 sq_aanpas	0.6685	0.0207	-0.0397	-0.367
1 iq_expert	0.8257	0.2108	-0.0977	-0.356
IQY				
2 iq_demo	0.1651	0.8826	0.1145	-0.313
2 iq_voldout	0.3330	0.9421	0.0906	-0.379
2 iq_zinout	0.2435	0.9574	0.1045	-0.271
SQY				
3 sq_beschikpc	-0.0146	0.2129	0.7673	0.146
3 sq_beschikmob	0.0630	0.0543	0.8279	0.110
3 sq_beschikapp	-0.0824	0.0467	0.7581	0.287
3 sq_toegweb	0.0630	0.0543	0.8279	0.110
SUC				
4 rating	-0.4368	-0.2906	0.2356	0.895
4 confidence	-0.4077	-0.3410	0.2122	0.895

Bron: eigen verwerking op basis van output van Rstudio

5.1.5 Correlaties

Bij de correlaties kan er exact dezelfde conclusie worden genomen als bij 5.1.4 crossloadings. Daaruit blijkt dat DQY en IQY een negatieve correlatie hebben met de latente variabele SUC en dat enkel SQY een positieve correlatie heeft met het succes van een robo-advisor. Met andere woorden, enkel de variabelen die zijn opgenomen in de groep van SQY hebben een toegevoegde meerwaarde op het succes van een robo-advisor. Toch moet er hier nog rekening worden gehouden met het feit dat DQY en IQY positief gecorreleerd zijn met elkaar. Door het feit dat DQY een negatieve impact heeft op de latente variabele, maar positief gecorreleerd is met IQY, heeft IQY ook een negatieve impact op de latente variabele SUC. Dit is nog van groot belang in verdere conclusies.

Tabel 6 Correlaties

	DQY	IQY	SQY	SUC
DQY	1.0000	0.273	-0.0233	-0.472
IQY	0.2732	1.0000	0.1103	-0.353
SQY	-0.0233	0.110	1.0000	0.250
SUC	-0.4719	-0.353	0.2502	1.0000

Bron: eigen verwerking op basis van output van RStudio

5.1.6 Inner model

In tabel 7 worden de resultaten van het inner model getoond en daaruit kan worden afgeleid wat de relatie is tussen de groepen en de latende variabele SUC (Sanchez, 2013). Hieruit kan worden vastgesteld, net zoals bij de voorgaande tabellen, dat DQY en IQY een negatieve impact hebben op het succes van een robo-advisor. Enkel SQY heeft een positieve bijdrage. Echter moet hier wel de kanttekening worden bijgemaakt dat voor de groepen IQY en SQY geen p-waarde kleiner dan 0,05 wordt behaald. Deze ligt net een beetje hoger, maar is niet problematisch. Aangezien dit het eerste onderzoek is naar het succes van robo-advisors, is het niet strikt vereist om een betrouwbaarheid van 5% te kunnen garanderen. Dit zou wel belangrijk zijn bij een vervolgonderzoek.

Tabel 7 Inner model

$SUC	Estimate	Std. Error	t value	Pr (>|t|)
Intercept	-2.12e-16	0.134	-1.57e-15	1.0000
DQY	-3.90e-01	0.140	-2.79e+00	0.00843
IQY	-2.76e-01	0.141	-1.96e+00	0.05747
SQY	2.72e-01	0.135	2.01e+00	0.05248

Bron: eigen verwerking op basis van output van Rstudio

5.1.7 Totale effecten

De laatste outputtabel van PLS-PM zijn de totale effecten. Die staan hieronder in tabel 8. De totale effecten bestaan uit enerzijds de directe effecten en anderzijds de indirecte effecten (Bollen, 1987). De directe effecten worden bepaald zonder enige andere invloed van de andere groepen uit het model. Bij de indirecte effecten zijn er wel invloeden vanuit andere groepen op de desbetreffende groep. In dit model is er enkel sprake van directe effecten. Zowel DQY als IQY hebben een negatieve impact, terwijl SQY een positieve impact heeft. Toch is het effect van DQY op SUC groter en daardoor ook invloedrijker dan de andere parameters. Alle outputtabellen van PLS-PM geven dus dezelfde resultaten weer, waardoor er eenduidig een conclusie kan worden genomen omtrent de variabelen die al dan niet een invloed uitoefenen op het succes van een robo-advisor.

Tabel 8 Total effects

	relationships	direct	indirect	total
1	DQY -> IQY	0.000	0	0.000
2	DQY -> SQY	0.000	0	0.000
3	DQY -> SUC	-0.390	0	-0.390
4	IQY ->SQY	0.000	0	0.000
5	IQY -> SUC	-0.276	0	-0.276
6	SQY ->SUC	0.272	0	0.272

Bron: eigen verwerking op basis van output van Rstudio

Alleen de latente variabele systeemkwaliteit is positief gecorreleerd op het succes. Robo-advisors zouden dus moeten voldoen aan de variabelen die daaronder zijn opgenomen. Dienstkwaliteit is negatief gecorreleerd op het succes. Robo-advisors zouden dus niet moeten voldoen aan die variabelen om succesvol te zijn. Dienstkwaliteit is wel de belangrijkste verklarende factor van het hele model, maar met een negatieve invloed. Hetzelfde geldt voor de variabelen onder informatiekwaliteit. Deze latente variabele is positief gecorreleerd met dienstkwaliteit en daardoor negatief gecorreleerd met het succes. Over hypothese 1 kan worden gezegd dat er aan wordt voldaan, maar er moet wel een kanttekening worden gemaakt. Niet alle criteria van systeemkwaliteit hebben een positieve impact op robo-advisors, maar alleen de vier die opgenomen zijn in het uiteindelijke model, met name de criteria beschikbaarheid PC, beschikbaarheid mobiel, beschikbaarheid applicatie en de toegankelijkheid van de website. Aan hypothse 2 en 3 wordt er niet voldaan, wat wil zeggen dat de variabelen van dienstkwaliteit en informatiekwaliteit geen positieve impact hebben op het succes van een robo-advisor.

Deze resultaten zijn op het eerste zicht vrij verrassend, aangezien er vanuit werd gegaan dat alle variabelen een positieve impact zouden hebben op het succes. De literatuur voor informatiesystemen blijkt hierdoor niet volledig overeen te stemmen met robo-advisors. Natuurlijk is dit onderzoek nog maar een eerste onderzoek en is een vervolg hierop zeker aan te raden, inclusief optimalisatie van de gehanteerde variabelen.

Toch is het relevant om te kijken of er geen verklaring kan worden gevonden voor de bekomen resultaten. Dienstkwaliteit heeft een negatieve impact op het succes van een robo-advisor en dat kan te wijten zijn aan het feit dat mensen een afkeur hebben van grote organisaties. Gebruikers van robo-advisors hebben misschien niet graag dat grote organisaties alles naar hun hand proberen te zetten. Het uiten van afkeur tegen grote banken wordt ook wel bank bashing

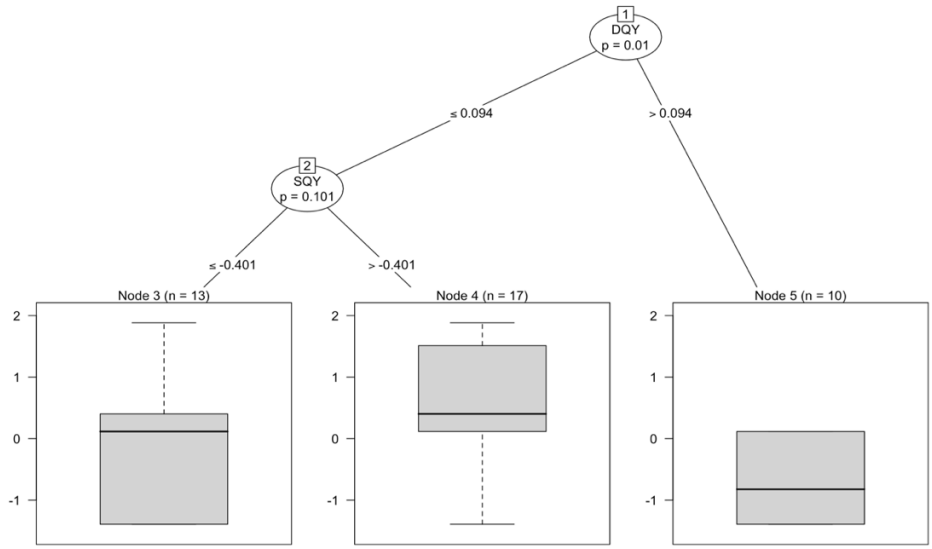
genoemd (Trigaux, 1999). Aangezien robo-advisors redelijk nieuw in de markt zijn, zijn het de pioneers die er momenteel gebruik van maken. Ze kennen de systemen, maar hebben misschien niet de tijd om hun vermogen zelf te beheren. Toch willen ze niet dat grote banken zich komen bemoeien aangezien ze zelf willen kiezen wat ze doen. Er zijn investeerders die een afkeur hebben van een grote bank en liever naar kleinere spelers gaan die een verschil kunnen maken (Passman, 2012). Differentiatie blijkt nu belangrijk te zijn. Morgan Stanley Wealth Management haalt ook aan dat de nieuwe generatie van jonge investeerders meer willen dan traditionele portfolio's (Carey, 2017). Ze willen investeren in iets waarin ze geloven en dat maatschappelijk verantwoord is. Dat is nu eenmaal iets wat robo-advisors aanbieden. En net doordat deze jonge investeerders gebruik maken van robo-advisors, worden ook oudere personen overtuigd om er gebruik van te maken (Lord, 2017).

Het feit dat systeemkwaliteit een positieve bijdrage heeft aan het succes van een robo-advisor is zoals verwacht. Uit de onderzoeken van het ISSM (DeLone & McLean, 1992, 2003) en het TAM (Davis, 1989; Davis et al. 1989; Venkatesh & Davis, 2000) is al gebleken dat de elementen onder systeemkwaliteit een invloed hebben op het gebruik van een informatiesysteem. Deze conclusie kan nu specifiek worden doorgetrokken naar robo-advisors en niet alleen infomatiesystemen in het algemeen. Voor de negatieve impact van informatiekwaliteit is geen verklaring te vinden.

5.2 Recursive partitioning

Hoewel PLS-PM de meest uitgebreide analysemethode is, wordt er in dit onderzoek nog een extra controle verricht aan de hand van recursive partitioning. Het doel van deze extra techniek is om na te gaan of opnieuw dezelfde resultaten worden bekomen. Binnen de methode van recursive partitioning kan er gebruik worden gemaakt van classification and regression trees (Breiman et al., 1984; Hothorn et al., 2008; Speybroeck, 2011). Deze techniek laat toe om voorspellingen te maken of iets al dan niet zal gebeuren (Strobl et al., 2009). Het is een proces waarbij er een 'boom' wordt gecreëerd door telkens een nieuwe regel toe te passen. Hierdoor zullen de onderzochte variabelen uiteindelijk in een bepaalde categorie uitkomen.

Figuur 2 Classification and regression tree op basis van recursive partitioning



Bron: output op basis van Rstudio

Op figuur 2 worden de resultaten van recursive partitioning geïllustreerd. Om deze resultaten te bekomen is er als volgt te werk gegaan. De criteria onder dienstkwaliteit (DQY) discrimineren het meest in dit model, met andere woorden, deze variabelen kunnen een verschil maken tussen succesvolle en niet succesvolle robo-advisors. Dan wordt er gekeken of er nog een verdere opsplitsing mogelijk is. Rechts is er geen opsplitsing meer mogelijk, dus de robo-advisors met een hoge DQY komen in Node 5 terecht. De robo-advisors met een lage DQY kunnen nog verder worden verdeeld op basis van SQY. De dertig robo-advisors die nog overbleven, worden nu onderverdeeld in Node 3 en Node 4.

De rechtste box-plot, Node 5, heeft een negatieve mediaan. Dat wil zeggen dat robo-advisors die voldaan hebben aan de criteria van dienstkwaliteit, slechte robo-advisors zijn. Deze uitkomst is ook bekomen via PLS-PM. De linkse box-plot, Node 3, heeft een mediaan die gelijk is aan 0. Deze robo-advisors hebben niet voldaan aan de criteria van dienstenkwaliteit en ook niet aan die van systeemkwaliteit. Daardoor wordt deze Node noch als goed noch als slecht beschouwd. Node 4, de middelste box-plot, heeft de hoogste mediaan en daar is er sprake van een lage DQY en een hoge SQY. Dit wil zeggen dat deze 17 robo-advisors niet voldaan hebben aan de criteria van dienstkwaliteit en wel aan die van systeemkwaliteit. Hieruit kan worden geconcludeerd dat als robo-advisors voldoen aan de criteria onder dienstkwaliteit, dat ze niet succesvol zijn en als ze voldoen aan de criteria van systeemkwaliteit, dat ze wel succesvol zijn. Deze resultaten zijn ook bekomen via PLS-PM. Hierdoor kan worden vastgesteld dat uit beide methoden dezelfde conclusie kan worden getrokken.

Om een antwoord te formuleren op de algemene onderzoeksvraag, kan er gezegd worden dat de criteria van systeemkwaliteit een positieve impact hebben op het succes van een robo-advisor. Meer bepaald zijn dat beschikbaarheid PC, beschikbaarheid mobiel, beschikbaarheid applicatie en de toegankelijkheid van de website. De criteria van dienstkwaliteit en informatiekwaliteit hebben ook een impact op het succes van robo-advisors, maar wel een negatieve. Daar gaat het specifiek over volgende criteria: demonstreren resultaat, voldoende output beschikbaar, zinvolle output beschikbaar, ondersteuning door grote onderneming, zekerheid geen geld verliezen, aanpassingsvermogen en overtuiging door expertise.

5.3 Het land van herkomst

Naast de criteria die bepalen of een robo-advisors succesvol is of niet, zijn er nog enkele andere inzichten die kunnen worden meegegeven aan de hand van het onderzoek. De veertig onderzochte robo-advisors zijn afkomstig uit regio's over de hele wereld, wat het internationale karakter van dit onderzoek benadrukt. Als er dan wordt gekeken welke regio de betere robo-advisors heeft, dan zijn dat de Verenigde Staten van Amerika. Dit werd getest aan de hand van een two sample t-test. De resultaten hiervan staan in tabel 9. Het gemiddelde van de VS is positief, wat bij vele landen/continenten negatief is en de p-waarde is signifcant. Daardoor kan er worden vastgesteld dat Amerika een regio is met succesvolle robo-advisors.

Tabel 9 Succes VS

Two sample t-test		
t = 5,1864	df = 37,521	p-value = 7,646e-06
95 percent confidence interval		
0,7797826	1,7789525	
Sample estimates		
Mean of x = 0,7356363	Mean of y = -0,5437312	

Bron: eigen verwerking op basis van output van RStudio

Om ook specifiek België te bekijken, blijken robo-advisors afkomstig van België niet succesvol te zijn. In de two sample t-test, waarvan de resultaten in tabel 10 staan, is er bovendien geen rekening gehouden met de VS, en toch scoort België nog slecht. De gemiddelde score is negatief en p-waarde is significant. Aangezien deze net boven de 5% (0,734%) ligt, wordt deze toch als significant beschouwd.

Tabel 10 Succes België

Two sample t-test		
t = -2,0565	df = 15,185	p-value = 0,05734
95 percent confidence interval		
-1,37777092	0,02391944	
Sample estimates		
Mean of x = -1,0146361	Mean of y = -0,3377103	

Bron: eigen verwerking op basis van output van Rstudio

Er kan dus besloten worden dat de robo-advisors van België nog niet succesvol zijn. De meest succesvolle zijn gesitueerd in Amerika. In Amerika wordt wellicht het gebruik ervan sneller en ook beter opgenomen door de bevolking dan in België. Volgens Hofstede (1984, 2018) is België ook een land waarbij toekomstige onzekerheden moeten worden weggewerkt, in tegenstelling tot Amerika, waar ze die onzekerheden pas behandelen als ze er zijn. Hierdoor kan worden gezegd dat Amerikanen meer open staan voor nieuwe systemen en het ook sneller zullen uitproberen. België is dus iets terughoudender op dat vlak, wat kan verklaren waardoor het succes van robo-advisors onvoldoende is. Om een antwoord te bieden op hypothese 4, kan er gezegd worden dat enkel Amerika een positieve impact heeft op het succes van robo-advisors.

5.4 Prijsmechanisme

Het prijsmechanisme van een informatiesysteem is een belangrijk onderdeel volgens het Business Model Canvas van Osterwalder et al. (2010). Eerder werd al aangehaald dat dit element niet het succes van een robo-advisor kan verklaren, maar toch werd opgenomen om mee te kunnen geven wat het meest voor de hand liggende systeem is. Van de veertig onderzochte robo-advisors heeft 67,5% een systeem waarbij er een bepaald percentage wordt betaald op basis van de waarde van de portefeuille. 17,5% van de onderzochte robo-advisors halen niet aan welk prijsmechanisme ze hanteren.

Bij het regresseren van een two sample t-test is gebleken dat het hanteren van een percentage-systeem niet noodzakelijk bijdraagt aan het feit dat het een goede robo-advisor is. Dat is terug te vinden in tabel 11. De p-waarde is 0,2695 en dus niet significant. Welk mechanisme ook wordt gebruikt, het geeft geen verschil aan in succes.

Tabel 11 Percentage als prijsmechanisme

Two sample t-test		
t = 1,1375	df = 18,943	p-value = 0,2695
95 percent confidence interval		
-0,3572742	1,2075090	
Sample estimates		
Mean of x = 0,1381632	Mean of y = -0,2869543	

Bron: eigen verwerking op basis van output van Rstudio

Voor hypothese 5 kan gesteld worden dat het prijssysteem niet relevant is, aangezien er geen significant verschil is tussen de onderzochte mechanismen. Er kan wel gezegd worden dat ongeveer twee derde van de onderzochte robo-advisors een percentage op de waarde van de portefeuille als prijssysteem hanteren.

6 Conclusie

Het onderzoek is gestart met 28 variabelen die het succes van een robo-advisor probeerden te verklaren. Deze variabelen, ook wel criteria genoemd, zijn gebaseerd op de criteria die het succes van informatiesystemen bepalen. De onderzochte variabelen waren afkomstig van het Business Model Canvas van Osterwalder, het TAM van Davis, het ISSM van DeLone en McLean en verdere uitbreidingen op die onderzoeken. Uit de resultaten van het onderzoek, dat is geregresseerd aan de hand van PLS-PM en recursive partitioning, is gebleken dat niet alle variabelen het succes van een robo-advisor kunnen verklaren. De variabelen van dienstkwaliteit (DQY) en informatiekwaliteit (IQY) hebben een negatieve impact op het succes. Alleen de variabelen van systeemkwaliteit (SQY) hebben een positieve impact op het succes, met andere woorden, als er wordt ingespeeld op die criteria, dan worden de robo-advisors als succesvol beschouwd. Meer specifiek gaat het over de volgende variabelen van systeemkwaliteit: de beschikbaarheid PC, beschikbaarheid mobiel, beschikbaarheid applicatie en de toegankelijkheid van de website. De andere opgenomen variabelen van systeemkwaliteit hadden geen invloed op het succes.

Het is dus belangrijk dat de robo-advisor op verschillende toestellen beschikbaar is en dat de tool naar de advisor zelf ook duidelijk aanwezig is op de website. Aan de andere kant is het demonstreren van resultaten niet nodig om succesvol te zijn en is dienstkwaliteit niet relevant. Dit kan betekenen dat gebruikers van een robo-advisor niet graag een grote, overkoepelende organisatie willen om hun investeringen te beheren. Onafhankelijke organisaties zouden beter gepercipieerd worden door gebruikers van een robo-advisor. Dit fenomeen is uitgebreid besproken bij 5.1.7. Daarnaast is het land van herkomst ook belangrijk. Amerikaanse robo-advisors scoren beduidend beter, terwijl Belgische robo-advisors niet als succesvol worden beschouwd. Als laatste is nog het prijsmechanisme onderzocht. Hierbij is er geen significant verschil over welke methode het beste is, maar de meest gebruikte is een percentage op de waarde van de portefeuille.

Uit dit onderzoek kan ook worden vastgesteld dat de Web of Trust (WOT) rating een goede werkwijze is om het succes van een website te achterhalen. Dit is het eerste onderzoek naar robo-advisors en daardoor was het gissen naar welk methode het beste zou zijn om het succes te verklaren. Door zowel gebruik te maken van de WOT-rating als de WOT-confidence, is dit goed gelukt en kan dit zeker voor andere onderzoeken worden gebruikt. Bovendien was er ook geen informatie beschikbaar, waardoor kan worden vastgesteld dat het analyseren van websites en daarbij zelf de data te verzamelen een goede methode is.

Tot slot kan er worden meegegeven dat dit het eerste onderzoek is naar robo-advisors en hierdoor een eerste input is naar ontwikkelaars van een robo-advisor. Nu kunnen investeringsbanken en commerciële banken rekening houden met de elementen waaraan hun robo-advisor moet voldoen, en aan welke niet. Uiteindelijk is dit model niet alleen handig voor robo-advisors, maar kunnen ook andere e-commerce websites hieruit inspiratie opdoen.

7 Aanbevelingen

Dit onderzoek naar robo-advisors is het allereerste, dus optimalisatie en vervolgonderzoeken kunnen zeker interessante inputs opleveren. Om te beginnen is dit onderzoek gebeurd zonder beschikbare data. De data is vergaard door de robo-advisors zelf te analyseren en te quoteren op basis van de bekomen criteria. Daarnaast is deze data getest ten opzichte van de WOT-rating en WOT-confidence, wat een goede methode is om het succes van een website te achterhalen.

Aangezien er van de 28 variabelen maar vier het succes van een robo-advisor positief kunnen beïnvloeden, is een vervolgonderzoek nodig om te achterhalen of er nog meerdere elementen zijn die een positieve impact hebben op het succes. Daarbij kunnen de variabelen beter worden geformuleerd of andere variabelen aan het model worden toegevoegd. Zeker de variabele IQY zou nauwkeuriger mogen worden onderzocht, aangezien deze sterk gecorreleerd is met de DQY en in mindere mate met het succes.

Daarnaast zijn er in dit onderzoek slechts 40 robo-advisors opgenomen, waarvan 30 met een beschikbare WOT-rating. In totaal zijn er 120 robo-advisors geraadpleegd, waarvan de grote meerderheid een onbekende WOT-rating heeft. Aangezien robo-advisors in een stroomversnelling zitten, zullen er in de nabije toekomst meer robo-advisors een gekende WOT-rating hebben omdat meer mensen er gebruik van zullen maken. Hierdoor zullen er dus meerdere cases kunnen worden opgenomen en is een accurater onderzoek mogelijk.

8 Referentielijst

Ajzen, I. 1991. The Theory of Planned Behavior. ***Organizational Behavior and Human Decision Processes***, 50: 179–211.

Al-Gahtani, S. S. 2011. Modeling the electronic transactions acceptance using an extended technology acceptance model. ***Applied Computing and Informatics***, 9(1): 47–77.

Aston, D. 2013. Time to go robo? ***MoneySense***, 18(4): 39–40,42.

Bahrammirzaee, A. 2010. A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: Artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems. ***Neural Computing and Applications***, 19(8): 1165–1195.

Bentler, P. M. 1980. Multivariate analysis with latent variables: causal modeling. ***Annual Review of Psychology***, 31: 419–456.

Bhatnagar, A., Misra, S., & Rao, H. R. 2000. On Risk, Convenience, and Internet Shopping Behavior. ***Communications of the ACM***, 43(11): 98–105.

Bollen, K. A. 1987. Total, Direct, and Indirect Effects in Structural Equation Models. ***Sociological Methodology***, 17: 37–69.

Breiman, L., Friedman, J., Stone, C., & Olshen, R. 1984. ***Classification and regression trees***. Abingdon: Taylor & Francis Ltd.

Carey, T. W. 2017. Morgan Stanley 's New Robo Aims for Young Clients. ***Barron's***, 97(50): 38.

Chin, W. W. 1998. The partial least squares approach for structural equation modeling. ***Modern methods for business research***: 295–336. London: Lawrence Erlbaum Associates.

Davis, F. 1989. Perceived Usefulness, Perceived Ease Of Use, And User Accepantce of Information Technology. ***MIS Quarterly***, 13(3): 319–340.

Davis, F. D., Bagozzi, R. P., & Warshaw, P. R. 1989. User Acceptance of Computer Technology: A Comparison of Two Theoretical Models. ***Management Science***, 35(8): 982–1003.

DeLone, W. H., & McLean, E. R. 1992. Information Systems Success: The Quest for the Dependent Variable. ***Information Systems Research***, 3(1): 60–95.

DeLone, W. H., & McLean, E. R. 2003. The DeLone and McLean Model of Information Systems Success: A Ten-Year Update. ***Journal of Management Information Systems***, 19(4): 9–30.

Dirican, C. 2015. The Impacts of Robotics, Artificial Intelligence On Business and Economics. ***Procedia - Social and Behavioral Sciences***, 195: 564–573.

Eletter, S., Yaseen, S. G., & Elrefae, G. A. 2010. Neuro-Based Artificial Intelligence Model for Loan Decisions. ***American Journal of Economics and Business Administration***, 2(1): 27–34.

Fisch, J. E., & Turner, J. A. 2017. Robo Advisers vs. Humans: Which Make the Better Financial Advisers? ***University of Pennsylvania Law School***, 29.

Gil, Y., Greaves, M., Hendler, J., & Hirsh, H. 2014. Amplify scientific discovery with artificial intelligence. ***Science***, 346(6206): 171–172.

Gosling, L. 2015. The rise of the machines. ***Investment Week***, 26.

Harari, Y. N. 2017. Reboot for the AI revolution. ***Nature***, 550(7676): 324–327.

Hoffman, D. L., Novak, T. P., & Peralta, M. 1999. Building Consumer Trust Online. ***Communications of the ACM***, 42(4): 80–85.

Hofstede, G. 1984. Cultural dimensions in management and planning. ***Asia Pacific Journal of Management***, 1(2): 81–99.

Hofstede, G. 2018. Compare countries. ***Hofstede insights***. https://www.hofstede-insights.com/product/compare-countries/.

Hothorn, T., Hornik, K., & Zeileis, A. 2008. Model-Based Recursive Partitioning. ***Journal of Computational and Graphical Statistics***, 17(2): 492–514.

Jobson, M. 2016. Wealthy investors reject robo-advice in Legg Mason survey. ***Financial Adviser***, 2.

Koufaris, M. 2002. Applying the Technology Acceptance Model and Flow Theory to Online Consumer Behavior. ***Information Systems Research***, 13(2): 205–223.

Li, F., Pieńkowski, D., Van Moorsel, A., & Smith, C. 2012. A Holistic Framework for Trust in Online Transactions. ***International Journal of Management Reviews***, 14(1): 85–103.

Lord, J. 2017. Generation X powering growth in robo-advisor popularity. ***EFT Strategy***. https://www.etfstrategy.co.uk/generation-x-powering-growth-in-robo-advisor-popularity-48652/.

Mathieson, K. 1991. Predicting User Intentions: Comparing the Technology Acceptance Model with the Theory of Planned Behavior. ***Information Systems Research***, 2(3): 173–191.

Moon, J. W., & Kim, Y. G. 2001. Extending the TAM for a World-Wide-Web context. ***Information and Management***, 38(4): 217–230.

Narayanan, A. 2016. Will Your Robo-Advisor Protect Your Portfolio In The Next Meltdown? ***Investor's Business Daily***, 3.

Oechsli, M. 2016. The Robo Advisor 's Grim Reaper. ***Wealth Management***, 4.

Osterwalder, A. 2004. The Business Model Ontology - A Proposition in a Design Science Approach. ***Université de Lausanne***, 169.

Osterwalder, A., Pigneur, Y., Clark, T., & Smith, A. 2010. ***Business Model Generation: A Handbook for Visionaries, Game Changers, and Challengers***. Hoboken: Wiley.

Passman, A. 2012. Focus Is Shifting From Bank Bashing To Defining Difference. ***Credit Union Journal***, 16(45): 34.

Sanchez, G. 2013. PLS Path Modeling with R. ***Trowchez Editions***. Berkeley.

Severijns, M. 2017. ***De perceptie van "succes" van e-commerce voor consumenten***. KU Leuven.

Sharifi, M., Fink, E., & Carbonell, J. G. 2011. Detection of Internet Scam Using Logistic Regression. ***Proceedings of IEEE Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)***, 2168–2172.

Speybroeck, N. 2011. Classification and regression trees. ***International Journal of Public Health***, 57(1): 243–246.

Stanek, R. 2017. Getting Real Business Value From Artificial Intelligence. ***Big Data Quarterly***,

28–29.

Strobl, C., Malley, J., & Tutz, G. 2009. An Introduction to Recursive Partitioning: Rationale, Application and Characteristics of Classification and Regression Trees, Bagging and Random Forests. ***Psychol Methods***, 14(4): 323–348.

Thornton, N. 2017. Millennials trust humans over robo-advisors: Study. ***Benefits Selling***, 2.

Trigaux, R. 1999. Bank-Bashing Goes Digital at Internet Gripe Sites. ***American Banker***, 164(58).

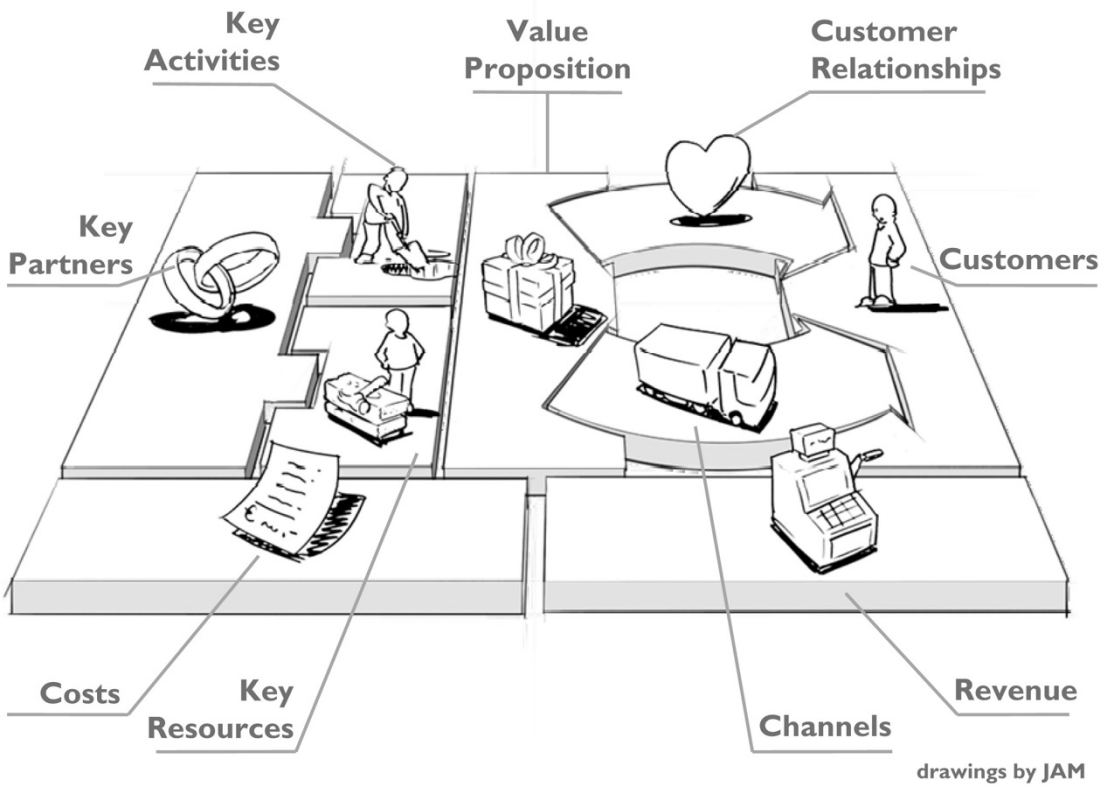
Venkatesh, V., & Davis, F. 2000. A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model: Four Longitudinal Field Studies. ***Management Science***, 46(2): 186–204.

Vinzi, V. E., Trinchera, L., & Amato, S. 2010. ***Handbook of Partial Least Squares***. Berlin: Springer.

Warwick, K. 2013. ***Artificial Intelligence: The Basics***. Abingdon: Routledge.

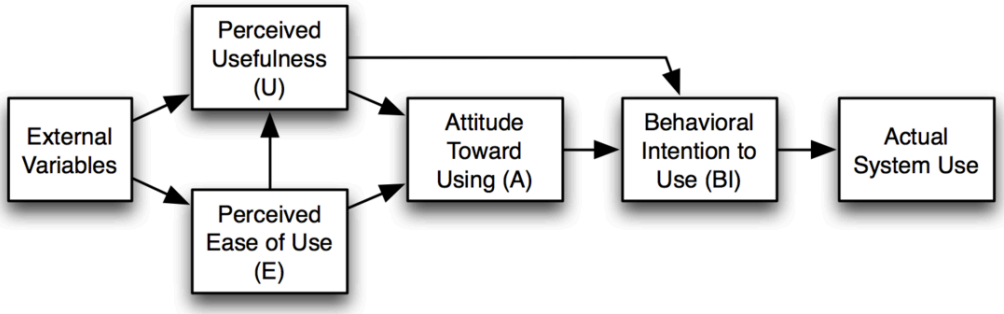
Bijlage 1

Figuur B.1 Business Model Canvas



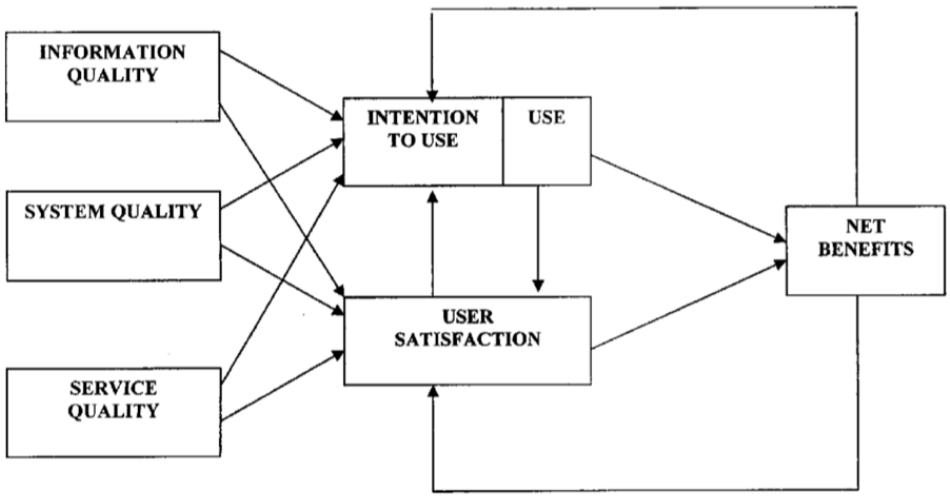
Bron: Osterwalder et al. (2010)

Figuur B.2 Technology Acceptance Model



Bron: Davis (1989)

Figuur B.3 Information System Succes Model



Bron: DeLone & McLean (2003)

Bijlage 2

Tabel B.1 Samenvatting kwalitatief vooronderzoek naar robo-advisors

Locatie	Beschikbaarheid tool	Doelgroep	Beschikbare informatie
8 x Europa, 1 x US, 1 x Australië	Soms is er een voorproefje beschikbaar (invullen gegevens en eerste simulatie bekijken). Is niet altijd mogelijk. Via de tool dagelijks portfolio beheren. Opvolging via website of app.	Vaak minimumbedrag ongeveer €10.000. Leeftijd 18 jaar. Engeland strengere regels. Ook B2B.	Meestal zeer duidelijk (de helft gebruikt moeilijke verwoordigen, de andere helft op een verstaanbare manier voor iedereen). Tekstuele uitleg en uitleg dmv een video. Meegeven cijfers & facts. Visuele voorbeelden tonen. Vergelijkingen met andere / traditionele systemen. Benadrukken dat ze met experten werken.
Vereiste gegevens	**Vertrouwen**	**Veiligheid garanderen/privacy**	
Persoonlijke informatie (leeftijd, persoonlijke waarden), hoeveel je wil investeren, doelstellingen, risico, termijn. Soms ook: hoeveel maximum verliezen, investeringshistoriek.	Experten die je portfolio beheren en de markt in de gaten houden. Steeds iemand beschikbaar om te kunnen contacteren. Voorstelling van het team. Sommige altijd nog een persoonlijk contactmoment. Veiligheid als prioriteit instellen. Sommige doen het gewoon niet.	Encryptie om alle data en info veilig te houden. Garantiefonds, activa bij gespecialiseerde onderneming onderbrengen. Sommige geven mee dat ze hier veel belang aan hechten, anderen doen het totaal niet.	
Gebruiksvriendelijkheid	**Klantrelatie**	**Prijsmechanisme**	**Web of Trust indicatie**
Meestal duidelijk en overzichtelijk, easy to use, niet te zakelijk. Zowel via website als mobiel.	Het meeste gebeurt volledig online. Sommige werken met verplicht persoonlijk contact, anderen niet maar zijn wel altijd bereikbaar om klanten te helpen. Ze willen soms de klanten echt leren kennen. Er zijn er ook die aan volledige automated service doen.	Meestal percentage betalen op het geïnvesteerde bedrag. Naarmate meer wordt geïnvesteerd, daling percentage. Sommige vragen op de eerste x-aantal geïnvesteerde euro's geen fee. Geven ook mee dat er soms bepaalde kosten niet mee in verwerkt zitten. Anderen werken met een vast maandelijks abonnement.	De helft goed, de helft onbekend.

Bron: eigen verwerking

Bijlage 3

Tabel B.2 Overzicht alle criteria

Betrouwbaarheid	Gebruik https?
Beschikbaarheid	Toegang via PC?
	Toegang via mobiel?
	Toegang via applicatie?
Aanpassingsvermogen	Persoonlijk contact met klanten?
Gebruiksvriendelijkheid	Overzichtelijk/gestructureerd/duidelijk?
Toegankelijkhed	Gemakkelijk te vinden in Google?
	Gemakkelijk toegang tot tool op website zelf?
Ervaring	Aangenaam robo-advisor te gebruiken?
Zoekmechanismes	Zoekmachine aanwezig?
Volledigheid	Wordt uitgelegd wat een robo-advisor is?
	Wordt uitgelegd hoe ze zelf te werk gaan?
	Gebruiken ze video's of afbeeldingen?
	Wordt prijs aangehaald?
Gemakkelijk te begrijpen	Geen moeilijke woorden?
Relevantie	Relevante info meegeven?
Veiligheid	Spelen ze in op beveiliging?
Gepersonaliseerd	Portfolio's op maat?
Geloofwaardigheid	Overtuigen ze door hun expertise?
	Gebruiken ze cijfers om te overtuigen?
	Pushen ze om de robo-advisor te gebruiken?
Risico	Benadrukken ze dat investeren risico is?
Resultaat demonstreren	Demo beschikbaar?
Output kwaliteit	Voldoende output?
	Zinvolle output?
Ondersteuning	Ondersteund vanuit grotere organisatie?
Zekerheid aanbieden	Aanbieden zekerheid dat je niet al je geld verliest?
Antwoorden op vragen	Staan ze open om vragen te beantwoorden?

Bron: eigen verwerking

Persbericht

Campus Carolus Antwerpen
Korte Nieuwstraat 33 - 2000 Antwerpen
Tel.: +32 3 201 18 40 - E-mail: feb.antwerpen@kuleuven.be
Website: www.kuleuven.be/campus/campuscarolusantwerpen

Antwerpen - 18 mei, 2018

Systeemkwaliteit is belangrijk voor het online succes van een robo-advisor

Aan de KU Leuven campus in Antwerpen heeft een student Handelswetenschappen in het kader van zijn masterproef trachten te achterhalen wat het succes van een robo-advisor verklaart. Hierbij is een analyse gemaakt van een reeks aan internationale robo-advisors en daaruit is gebleken dat systeemkwaliteit belangrijk is voor het online succes van een robo-advisor.

Uit het onderzoek is vastgesteld dat een robo-advisor moet voldoen aan criteria van systeemkwaliteit om als succesvol te worden beschouwd. Meer specifiek wil dat zeggen dat een robo-advisor beschikbaar moet zijn op zowel PC, mobiel als via een applicatie en moet de tool van de advisor duidelijk toegankelijk zijn op de website. Daarnaast is er ook vastgesteld dat robo-advisors die voldoen aan criteria van dienstkwaliteit en informatiekwaliteit slechter scoren en als niet succesvol worden beschouwd. Tot slot toont het onderzoek ook aan dat robo-advisors uit Amerika succesvoller zijn dan robo-advisors uit België.

Eerdere studies tonen aan dat zowel de criteria die worden verstaan onder systeemkwaliteit, dienstkwaliteit als informatiekwaliteit een bijdrage leveren aan het succes van informatiesystemen. Aangezien informatiesystemen een ruim begrip vormen, is er onderzoek gedaan naar specifiek robo-advisors. Hieruit is dus geconcludeerd dat er daadwerkelijk verschillen in succescriteria zijn. Het doel van de student was om een model te creëren dat weergeeft waaraan robo-advisors moeten voldoen om zich goed in de markt te kunnen positioneren. Door het feit dat hiernaar geen eerder onderzoek is gedaan, is de student Handelswetenschappen hierin de eerste onderzoeker.

De analyse is van start gegaan door eerst een lijst aan criteria op te stellen die gebaseerd zijn op het Business Model Canvas, het Technology Acceptance Model, het Information System Succes Model en verdere uitbreidingen daarop. Daarna zijn er 40 robo-advisors geanalyseerd, waarbij een wereldwijde scope is toegepast. De onderzochte criteria werden gekoppeld aan de Web of Trust-indicatie van elke website om op die manier het succes te achterhalen.

Einde persbericht

Noot voor de redactie
Contactgegevens: Joachim Van der Hulst
Master Handelswetenschappen (Internationaal Zakenwezen) KU Leuven – Antwerpen
E-mail: joachim.vanderhulst@telenet.be

FACULTEIT ECONOMIE EN BEDRIJFSWETENSCHAPPEN
CAMPUS CAROLUS ANTWERPEN
KORTE NIEUWSTRAAT 33
2000 ANTWERPEN
TEL. + 32 3 201 18 40
FEB.ANTWERPEN@KULEUVEN.BE