



UHASSELT

KNOWLEDGE IN ACTION

Faculteit Bedrijfseconomische Wetenschappen

master handelsingenieur

Masterthesis

Een menselijke chatbot: hoe antropomorfe kenmerken de customer experience beïnvloeden

Benthe Schiepers

Scriptie ingediend tot het behalen van de graad van master handelsingenieur, afstudeerrichting marketing intelligence

PROMOTOR :

Prof. dr. Alexandra STREUKENS



UHASSELT

KNOWLEDGE IN ACTION

www.uhasselt.be

Universiteit Hasselt
Campus Hasselt:
Martelarenlaan 42 | 3500 Hasselt
Campus Diepenbeek:
Agoralaan Gebouw D | 3590 Diepenbeek

2024
2025



Faculteit Bedrijfseconomische Wetenschappen

master handelsingenieur

Masterthesis

Een menselijke chatbot: hoe antropomorfe kenmerken de customer experience beïnvloeden

Benthe Schiepers

Scriptie ingediend tot het behalen van de graad van master handelsingenieur, afstudeerrichting marketing intelligence

PROMOTOR :

Prof. dr. Alexandra STREUKENS

Woord vooraf

Voor u ligt de masterproef 'Een menselijke chatbot: hoe antropomorfe kenmerken de customer experience beïnvloeden'. Deze thesis vormt het sluitstuk van mijn opleiding Handelsingenieur met als afstudeerrichting Marketing Intelligence aan de Universiteit Hasselt.

Graag wil ik mijn oprechte dank uitspreken aan prof. dr. Streukens voor de begeleiding tijdens het hele onderzoekstraject. Met behulp van haar steun, begeleiding en feedback doorheen het academiejaar heb ik dit project tot een goed einde kunnen brengen.

Daarnaast wil ik graag mijn familie en vrienden bedanken voor hun steun, zowel tijdens het schrijven van de masterproef als gedurende mijn hele opleiding.

Tot slot ben ik de respondenten die de vragenlijst hebben ingevuld bijzonder dankbaar. Hun deelname heeft het mogelijk gemaakt om dit onderzoek effectief uit te voeren.

Benthe Schiepers

Samenvatting

Context

De manier waarop consumenten aankopen doen en bedrijven benaderen, is sterk veranderd. In een digitale economie verwachten klanten snelle, efficiënte en persoonlijke service. Chatbots, systemen die klantenvragen automatisch afhandelen, zijn uitgegroeid tot een essentieel kanaal in digitale klantenservice. Toch voldoet de interactie met chatbots in veel gevallen niet aan de verwachtingen van gebruikers. Chatbots worden vaak ervaren als afstandelijk, mechanisch of kil, wat leidt tot frustratie, lagere klanttevredenheid en zelfs klantenverlies. In sommige gevallen schaadt een negatieve ervaring met een chatbot ook het vertrouwen in het merk als geheel. Omdat chatbots steeds vaker het eerste aanspreekpunt vormen in de klantreis, hebben zij een directe invloed op de customer experience (CX), de totale ervaring van een klant met een merk, over alle contactmomenten heen.

Volgens marktonderzoek zal de wereldwijde chatbotmarkt tegen 2030 naar schatting een waarde bereiken van 3,99 miljard USD. Die grote marktwaarde bevestigt dat chatbots een blijvend en strategisch belangrijk communicatiekanaal zijn. Daarom is het cruciaal dat bedrijven investeren in effectief en mensgericht chatbotdesign.

Een veelbelovende strategie om chatbots te optimaliseren is antropomorfisme: het toekennen van menselijke eigenschappen aan chatbots, zoals namen, gezichten en taalgebruik. Hoewel studies aantonen dat dit het vertrouwen en de betrokkenheid verhoogt, is het onduidelijk welke kenmerken het meeste effect hebben en in welke combinatie. Daarom is het interessant om te onderzoeken hoe de customer experience wordt beïnvloed door deze kenmerken.

De centrale onderzoeksvraag luidt: "Hoe kunnen antropomorfe kenmerken van een chatbot zorgen voor een betere customer experience?"

Methodologie

Het onderzoek bestaat uit twee opeenvolgende fasen. In de eerste fase wordt een literatuurstudie uitgevoerd naar het concept antropomorfisme en de impact ervan op de customer experience met chatbots. Op basis daarvan zijn vier relevante antropomorfe kenmerken (zogenaamde 'cues') geïdentificeerd, telkens met twee niveaus:

- Visuele cue: realistisch gezicht vs cartoon-avatar
- Geslachtscue: vrouwelijk vs. mannelijk
- Naamcue: menselijke naam vs. technische naam
- Conversatiestijl: hoog vs. laag antropomorf taalgebruik

In de tweede fase wordt een empirisch onderzoek uitgevoerd via een conjoint analyse, waarbij respondenten negen verschillende chatbotprofielen moesten evalueren. Elk profiel bevat een unieke

combinatie van de vier cues. In de chatbotinterface vindt een interactie plaats tussen de chatbot en de gebruiker die gaat over een beschadigde levering.

De customer experience werd gemeten aan de hand van vier dimensies, gebaseerd op bestaande literatuur:

1. Cognitieve dimensie (waargenomen bruikbaarheid)
2. Affectieve dimensie (emotionele beleving)
3. Gedragmatige dimensie (intentie tot hergebruik)
4. Relatieve dimensie (waargenomen menselijkheid)

Resultaten

De resultaten wijzen uit dat niet alle antropomorfe kenmerken een even grote impact hebben op de customer experience. De conversatiestijl had veruit de grootste impact op de klantbeleving. Chatbots met een warme, empathische taal werden significant beter beoordeeld op alle vier dimensies van customer experience dan chatbots met een afstandelijke of mechanische stijl. Ook de visuele cue had een significante invloed: chatbots met een realistisch menselijk gezicht scoorden hoger op alle CX-dimensies dan cartoon avatars. Visuele menselijkheid blijkt dus een krachtige trigger. Opvallend is dat de naamcue, het gebruik van een menselijke versus technische naam, géén significant effect had op de beleving. Mogelijk was het onderscheid onvoldoende zichtbaar of hechten gebruikers meer waarde aan interactie dan aan naamgeving. De geslachtscue had eveneens geen significant effect. Dat resultaat spreekt eerdere bevindingen in de literatuur tegen, waarin vrouwelijke chatbots doorgaans als vriendelijker of aangenamer worden ervaren. Een mogelijke verklaring is dat geslacht als minder doorslaggevend wordt gezien in tekstgebaseerde interfaces waarin andere cues sterker op de voorgrond treden. Bovendien kan het zijn dat generatie Z, de dominante groep binnen de steekproef, minder sterk vasthoudt aan traditionele genderstereotypen.

In een aanvullende moderatoranalyse werd onderzocht of het geslacht van de respondenten invloed heeft op de relatie tussen chatbotkenmerken en *customer experience*. De analyse wees uit dat enkel de interactie tussen conversatiestijl en respondentengeslacht significant was. Meer specifiek bleek dat de vrouwelijke respondenten negatiever reageren op een lage antropomorfe conversatiestijl dan mannelijke respondenten. Dat resultaat suggereert dat vrouwen mogelijk gevoeliger zijn voor het sociale en empathische karakter van een chatbot.

De voorspelling van de conjoint analyse werd succesvol gevalideerd via een negende profiel. Daarbij werd een profiel dat niet in de analyse werd opgenomen (de holdoutcard), gebruikt om te controleren of het conjoint model in staat is om voorkeuren accuraat te voorspellen. De werkelijke beoordeling van dat profiel kwam sterk overeen met de modelvoorspelling, wat de betrouwbaarheid van de analyse onderstreept.

In de literatuurstudie kwamen ook twee risico's van antropomorfisme aan het licht. De *Expectation Violations Theory* stelt dat gebruikers onbewust verwachtingen ontwikkelen op basis van menselijke signalen (zoals uiterlijk of toon). Wanneer het gedrag van de chatbot niet overeenkomt met die

verwachtingen, bijvoorbeeld een realistisch gezicht in combinatie met afstandelijke communicatie, kan dat leiden tot verwarring, afkeer of een verlies aan vertrouwen. Het tweede risico is het *Uncanny Valley-effect*, waarbij een chatbot die te menselijk oogt, maar niet volledig realistisch overkomt, gevoelens van ongemak of zelfs afkeer kan oproepen. Deze twee theorieën werden echter niet expliciet getest in het empirisch onderzoek.

Limitaties en verder onderzoek

Hoewel de studie waardevolle inzichten biedt, zijn er enkele beperkingen waarmee rekening moet worden gehouden bij de interpretatie van de resultaten. Ten eerste werd gebruikgemaakt van een hypothetisch scenario, gepresenteerd via een screenshot. Dat kan afwijken van hoe gebruikers reageren tijdens een echte, dynamische interactie met een werkende chatbot. Ten tweede was de steekproef sterk oververtegenwoordigd door jonge, hoogopgeleide gebruikers, wat de generaliseerbaarheid van de bevindingen naar andere demografische groepen beperkt. Daarnaast kende de vragenlijst een relatief hoog uitvalpercentage: 302 personen startten maar voltooiden de vragenlijst niet, en nog eens 56 respondenten vulden de controlevraag fout in en werden uitgesloten. Dat kan wijzen op een te hoge cognitieve belasting, waardoor vooral gemotiveerde personen de hele vragenlijst invulden. Het antwoordgedrag van de uitvallers had mogelijks afgeweken, wat ook implicaties heeft voor de representativiteit van de resultaten.

Toekomstig onderzoek zou kunnen inzetten op een real-life setting met een functionerende chatbot. Daarnaast is het wenselijk om een meer diverse steekproef te hanteren en eventueel kwalitatieve methoden (zoals interviews) toe te voegen om de percepties en motivaties van gebruikers dieper te begrijpen. Ook een expliciete toetsing van de *Expectation Violation Theory* en het *Uncanny Valley-effect* zou een waardevolle uitbreiding vormen.

Praktische implicaties

Dit onderzoek biedt waardevolle inzichten voor bedrijven die hun chatbotstrategie willen optimaliseren.

1. Investeer in menselijke taalstijl

De toon van het gesprek is de krachtigste hefboom voor een positieve klantbeleving. Chatbots moeten niet alleen correct antwoorden, maar ook sociaal, empathisch en toegankelijk communiceren.

2. Gebruik menselijke visuele afbeeldingen

Gebruikers prefereren duidelijk een menselijke foto boven een avatar. Indien er dus visuele elementen worden ingezet is het raadzaam om te kiezen voor echte gezichten in plaats van abstracte of cartoonachtige avatars.

3. Focus minder op geslacht en naamgeving

Geslacht en naam van de chatbot bleken van ondergeschikt belang. Bedrijven hoeven dus niet te veel tijd te spenderen aan de naam of het geslacht van de chatbot.

4. Speel in op doelgroep

Vrouwen blijken gevoeliger voor empathie en sociale signalen. In contexten met een overwegend vrouwelijk publiek zoals retail, gezondheidszorg of hospitality is een warme toon extra belangrijk.

Inhoud

Woord vooraf.....	I
Samenvatting.....	III
1. Onderzoeksplan.....	1
1.1 Probleemstelling.....	1
1.2 Onderzoeksaanpak	2
2. Literatuurstudie.....	3
2.1 Chatbots	3
2.2 Antropomorfisme.....	4
2.3 Antropomorfe cues	5
2.4 Visuele Cues.....	6
2.5 Identiteit cues.....	7
2.5.1 Geslacht cue	8
2.5.2 Naam cue	8
2.6 Conversational cues	9
2.7 Customer experience.....	10
2.8 Geslacht als moderator.....	11
2.9 Risico's van antropomorfisme	12
2.9.1 Uncanny valley effect bij chatbots	12
2.9.2 Expectation violations theory.....	13
3. Onderzoek	14
3.1 Onderzoeksopzet	14
3.2 Conceptueel model	14
3.3 Ontwerp van het conjoint analyse experiment	15
3.3.1 Doel van de conjoint analyse	15
3.3.2 Keuze van de conjoint methodologie	15
3.3.3 Selectie en ontwerp van attributen en levels.....	16
3.3.4 Specificatie van het basismodel	16
3.3.5 Selectie van de presentatiemethode	16
3.3.6 Selectie van meetschaal	18
3.4 Opstellen vragen.....	18
3.4.1 Bevragen van customer experience.....	19
3.4.2 Opstellen scenario	22
3.4.3 Opmaken lay-out	23
3.4.4 Bevragen van demografische gegevens	25

3.4.5	Controlevraag	25
3.5	Dataverzameling.....	25
3.6	Dataverwerking.....	26
3.6.1	Datavoorbereiding.....	26
3.6.2	Beschrijving steekproef	29
3.7	Assumpties conjoint-analyse	31
4.	Resultaten	32
4.1	Regressie per dimensie van customer experience	32
4.1.1	Cognitieve component	32
4.1.2	Affectieve component	34
4.1.3	Gedragmatige component	35
4.1.4	Relationele component	36
4.2	Regressie totale customer experience	37
4.3	Validatie via de holdoutcard	37
4.4	Belang per attribuut	39
4.6	Gemiddelde score per profiel	41
4.7	Invloed van geslacht respondent	42
5.	Discussie	45
5.1	Discussie van het onderzoek	45
5.2	Limitaties van het onderzoek	47
5.3	Aanbevelingen voor verder onderzoek	47
6.	Conclusie en praktische implicaties.....	49
6.1	Conclusie	49
6.2	Praktische implicaties	50
7.	Referentielijst.....	51
8.	Bijlagen.....	57
8.1	Opbouw vragenlijst	57
8.2	Profielen conjoint-analyse.....	59
8.3	Output SPSS	62

1. Onderzoeksplan

1.1 Probleemstelling

De manier waarop klanten aankopen doen en interacties aangaan met bedrijven is de afgelopen jaren drastisch veranderd. In een digitale economie waarin consumenten altijd en overal toegang willen tot informatie en service, verwachten zij snelle, efficiënte en persoonlijke interacties. Bedrijven staan daardoor onder steeds grotere druk om een klantbeleving te bieden die niet alleen functioneel, maar ook menselijk aanvoelt (Daza et al., 2023). Chatbots, systemen die klantenvragen automatisch afhandelen, zijn uitgegroeid tot een cruciale schakel in deze digitale klantenservice (Jenneboer et al., 2022; Zhang et al., 2024). Ze bieden snelheid, schaalbaarheid en kostenbesparing (Nicolescu & Tudorache, 2022) en worden wereldwijd ingezet door organisaties in uiteenlopende sectoren.

Toch schieten chatbots vandaag vaak tekort in hun opzet. Gebruikers ervaren deze systemen vaak als kil, mechanisch of onpersoonlijk, wat leidt tot frustratie, lagere tevredenheid en zelfs klantenverloop (Brandtzaeg & Følstad, 2018; Seeger et al., 2021). Wanneer een chatbot niet aansluit bij de verwachtingen van de gebruiker kan dat ernstige gevolgen hebben voor het bedrijf. Niet alleen de directe ervaring wordt geschaad, maar ook het algehele vertrouwen in het merk (Zhang et al., 2024). Klanten voelen zich gefrustreerd en teleurgesteld (Brandtzaeg & Følstad, 2018). De teleurstelling bij een chatbot is zelfs dieper dan bij een traditionele klantenservice, omdat de verwachtingen vaak hoger liggen om snel goed geholpen te worden (Sheehan et al., 2020). Bovendien leidt frustratie door een chatbot voor negatieve mond-tot-mondreclame (Seeger & Heinzl, 2017) met potentieel blijvende reputatieschade tot gevolg. Wat bedoeld is als een digitale assistent verandert dan in een digitale barrière (Skjuve et al., 2019). Studies tonen aan dat negatieve ervaringen sneller en breder gedeeld worden dan positieve. Slechts een kleine minderheid van ontevreden klanten dient effectief een klacht in, waardoor het werkelijke aantal ontevreden klanten vaak veel hoger ligt dan gerapporteerd (Dogan & Gurcan, 2024).

Slecht ontworpen chatbots doen dus niet alleen afbreuk aan de beleving, maar ondermijnen actief de relatie tussen klant en merk. Het belang van een doordachte chatbotstrategie wordt nog versterkt door de sterke groei van deze markt: naar verwachting zal de wereldwijde chatbotmarkt tegen 2030 een waarde van 3,99 miljard USD bereiken (Zhang et al., 2024). Die omvang onderstreept de noodzaak om chatbots zo te ontwerpen dat ze ook écht een meerwaarde vormen voor de klantbeleving. Aangezien in 2022 al meer dan een miljard mensen een chatbot gebruikten, is het essentieel voor bedrijven en marketeers om de interactie tussen mens en chatbot beter te begrijpen en optimaliseren (Li & Wang, 2023).

Een concept dat in de literatuur steeds meer aandacht krijgt als mogelijke oplossing is antropomorfisme: het toekennen van menselijke eigenschappen aan niet-menselijke entiteiten zoals chatbots. Antropomorfe kenmerken, zoals menselijke namen, gezichten of taalgebruik, kunnen volgens studies het vertrouwen, de verbondenheid en tevredenheid van gebruikers verhogen (Araujo, 2018; Go & Sundar, 2019; Yanxia et al., 2024). Toch is het effect van deze kenmerken niet eenduidig.

Overmatig antropomorfisme kan leiden tot ongemak of zelfs afkeer, zoals blijkt uit het zogenaamde *uncanny valley*-effect. Bovendien is het onduidelijk welke soorten kenmerken het meeste bijdragen aan positievere *customer experience* en in welke combinatie ze het best werken. Veel studies beperken zich tot het effect van één enkel kenmerk, zonder ze in combinatie met de andere te onderzoeken. Ook focussen veel studies over chatbot design op het verbeteren van de functionele prestaties en accuraatheid van de chatbots en minder over de sociale vaardigheden die de chatbot moet hebben (Chaves & Gerosa, 2021).

Deze studie onderscheidt zich door systematisch te onderzoeken hoe verschillende soorten cues (kenmerken), zoals visuele representatie, geslacht, naamgeving en conversatiestijl, zowel afzonderlijk als in combinatie de klantbeleving beïnvloeden. Door gebruik te maken van een conjointanalyse, biedt dit onderzoek niet alleen theoretische verdieping, maar ook praktische handvaten voor bedrijven die menselijkere, effectievere chatbots willen ontwerpen.

De centrale onderzoeksvraag luidt: “*Hoe kunnen antropomorfe kenmerken van een chatbot zorgen voor een betere customer experience?*”

1.2 Onderzoeksaanpak

Dit onderzoek bestaat uit twee opeenvolgende fasen: een literatuurstudie gevolgd door een empirisch onderzoek. Deze aanpak maakt het mogelijk om theoretische inzichten te vertalen naar praktijkgerichte analyse van gebruiksvoorkeuren.

In de eerste fase wordt op basis van bestaande wetenschappelijke literatuur een theoretisch kader ontwikkeld rond antropomorfisme bij chatbots en de invloed daarvan op *customer experience*. Het doel is om te identificeren welke antropomorfe kenmerken relevant zijn voor chatbots en om deze te vertalen naar duidelijke attributen en levels voor het empirisch luik van het onderzoek. Voor de literatuurstudie werd er gebruik gemaakt van bronnen uit de universiteitsbibliotheek van de UHasselt en Web of Science.

In de tweede fase wordt een kwantitatief onderzoek uitgevoerd aan de hand van een *conjoint analyse*. Hierbij worden de eerder geïdentificeerde attributen en levels uit de literatuurstudie voorgelegd aan respondenten, om te analyseren welke combinatie van antropomorfe kenmerken leidt tot een betere gebruikerservaring. Daarvoor werd een vragenlijst opgesteld in Qualtrics, waarin respondenten gevraagd worden om negen verschillende chatbotprofielen te beoordelen op vier dimensies van *customer experience*.

2. Literatuurstudie

In dit hoofdstuk wordt het theoretisch kader geschetst dat aan de basis ligt van het empirisch onderzoek. Aan de hand van relevante wetenschappelijke literatuur wordt toegelicht wat chatbots zijn, hoe het concept antropomorfisme hierbij een rol speelt en welke specifieke ontwerpkenmerken (cues) een invloed kunnen hebben op de gebruikservaring. Daarnaast wordt het begrip *customer experience* verder uitgewerkt en wordt ingegaan op het geslacht van de gebruiker als mogelijke moderator in de perceptie van chatbotkenmerken. Tot slot worden twee theoretische termen besproken die mogelijke risico's van antropomorfisme verklaren.

2.1 Chatbots

Chatbots, ook wel *conversational agents* (CA) genoemd, zijn softwaresystemen die menselijke communicatie nabootsen via tekst of spraak (Følstad & Brandtzaeg, 2020; Nicolescu & Tudorache, 2022). In hun eenvoudigste vorm zijn er regelgebaseerde chatbots, die werken volgens vooraf opgestelde scripts en alleen reageren op specifieke sleutelwoorden of commando's uit een vooraf gedefinieerde database van vragen en antwoorden. Die bots zijn geschikt voor eenvoudige routinematige interacties zoals beantwoorden van veelgestelde vragen, zoals informatie over productbeschikbaarheid, orderstatus of retourbeleid. (Dogan & Gurcan, 2024; Ng et al., 2024).

Daartegenover staan AI-gestuurde chatbots. Ze maken deel uit van een bredere ontwikkeling binnen artificiële intelligentie (AI), waarbij machines menselijke intelligentieprocessen imiteren. AI omvat verschillende toepassingen zoals machine learning, data mining en natuurlijke taalverwerking (Ng et al., 2024). Binnen dit domein is generatieve AI in staat om zelfstandig nieuwe content te creëren, zoals tekst, beelden of audio. In tegenstelling tot regelgebaseerde chatbots die vaste instructies volgen, leren generatieve AI-chatbots uit grote datasets en gebruiken ze die kennis om nieuwe contextrelevante output te genereren (Ng et al., 2024). De AI-chatbots is de groep chatbots waar in dit onderzoek op gefocust wordt.

AI Chatbots worden vandaag in allerlei sectoren ingezet, zoals marketing, gezondheidszorg, educatie en klantenservice (Nicolescu & Tudorache, 2022; Sugumar & Chandra, 2021). Ze hebben talloze voordelen voor klanten. Zo maken ze het mogelijk 24 uur per dag, 7 dagen per week klanten te helpen (Li & Zhang, 2023; Magno & Dossena, 2023; Wube et al., 2022; Zhang et al., 2023). Deze permanente beschikbaarheid gaat gepaard met onmiddellijke service, wat leidt tot een snellere en efficiëntere afhandeling van vragen (Zhang et al., 2023). Bovendien zorgen chatbots voor tijdsbesparing en gemak: klanten hoeven niet te bellen, in de wachtrij te staan of fysiek naar de winkel te gaan. De drempel om hulp te zoeken wordt daardoor verlaagd (Haugeland et al., 2022; Nicolescu & Tudorache, 2022; J. J. Y. Zhang et al., 2023). Doordat chatbots meerdere vragen tegelijk kunnen behandelen, vormen ze bovendien een oplossing voor de frustraties rond lange wachttijden aan de telefoon (Nicolescu & Tudorache, 2022). Tegelijkertijd is het voor de bedrijven zelf ook voordelig een chatbot te implementeren, bijvoorbeeld op vlak van kostreductie (Haugeland et al., 2022; Nicolescu & Tudorache, 2022; Roy & Naidoo, 2021; Zhang et al., 2023), tijdsbesparing voor

klantenservicetaken (Nicolescu & Tudorache, 2022) en de mogelijkheid om meerdere klanten tegelijk te helpen (Nicolescu & Tudorache, 2022; Wube et al., 2022). Daarnaast kunnen chatbots de werkdruk van menselijke medewerkers verlichten en de operationele efficiëntie verhogen (Li & Zhang, 2023; Zhang et al., 2023). Door de vele voordelen voor zowel klant als bedrijf is het niet onverwacht dat steeds meer bedrijven een chatbot gebruiken op hun website.

Toch brengt de technologie, die nog niet lang in gebruik is, ook uitdagingen met zich mee (Nicolescu & Tudorache, 2022). Wanneer chatbots niet goed functioneren, kunnen ze juist voor veel frustratie en klantontevredenheid zorgen (Brandtzaeg & Følstad, 2018). Ze voldoen vaak nog niet aan de verwachtingen van klanten wat negatieve gevolgen kan hebben (Sheehan et al., 2020). Onderzoeken suggereren dat het falen van chatbots de algehele ervaring van gebruikers met een bedrijf negatief kunnen beïnvloeden, het vertrouwen van gebruikers kunnen schaden en negatieve mond-tot-mondreclame kunnen veroorzaken (Zhang et al., 2024). Gezien de aanzienlijke investeringskosten die gepaard gaan met het implementeren van chatbots, is het voor bedrijven van cruciaal belang dat ze correct en effectief functioneren (Sugumar & Chandra, 2021). Tenslotte zijn consumenten vaak sceptisch tegenover de technologie en uit onderzoek blijkt dat consumenten nog steeds de voorkeur aan interactie met een mens geven boven een chatbot (Araujo, 2018; Li & Wang, 2023; Roy & Naidoo, 2021). Omdat gebruikers chatbots nog vaak als onpersoonlijk of afstandelijk ervaren, groeit de interesse in het toepassen van antropomorfe elementen om de gebruikerservaring te verbeteren.

2.2 Antropomorfisme

Antropomorfisme verwijst naar het toeschrijven van menselijke eigenschappen, emoties, intenties of gedragingen aan niet-menselijke entiteiten, zoals dieren, objecten of technologie (Smestad & Volden, 2019). Antropomorfisme gebeurt volgens onderzoek automatisch bij een interactie tussen mens en computer (Smestad & Volden, 2019). Dat fenomeen ontstaat uit de menselijke behoefte om te communiceren met een levenloos object. Daarbij neigen we ernaar om levenloze objecten te vermensen en ze te vullen met leven (Zogaj et al., 2023). Door menselijke eigenschappen aan deze objecten toe te kennen, wordt de interactie eenvoudiger en begrijpelijker (Epley et al., 2007). Bij een interactie tussen mens en chatbot passen mensen de sociale regels en verwachtingen toe die gebruikelijk zijn bij interactie met een ander persoon. Daardoor vinden ze de chatbot voorspelbaarder en makkelijker te controleren en maakt het de interactie op zijn beurt vertrouwder en betekenisvoller (Blut et al., 2021; Seeger et al., 2021).

Een belangrijk veelgebruikt theoretisch kader dat dit verklaart, is het CASA-paradigma (Computers Are Social Actors). Dat paradigma stelt dat mensen automatisch en vaak onbewuste sociale gedragingen vertonen tegenover computers wanneer die menselijke signalen afgeven, zoals beleefdheid, humor of empathie. Het idee is gebaseerd op de *mindless behavior* theorie waarbij mensen zonder er bewust over na te denken menselijke communicatiepatronen toepassen op technologie zodra die enige vorm van menselijkheid vertoont (Sah & Peng, 2015). Dat onderstreept hoe krachtig antropomorfe cues kunnen zijn in het sturen van mens-computerinteracties. Uit het onderzoek van Epley et al. (2008) komt dat de mate waarin mensen menselijke eigenschappen zien

in niet-menselijke entiteiten een rol speelt bij hoe toegankelijk en toepasbaar de antropomorfe kenmerken zijn. Wanneer een persoon menselijke trekken herkent in een object of technologie zoals een chatbot, wordt die automatisch als menselijker ervaren. Als een chatbot dus bijvoorbeeld een menselijke naam heeft, wordt die eerder als een mens gezien (Epley et al., 2008). Dat maakt antropomorfisme dus een kritische factor waarmee rekening moet worden gehouden tijdens de designfase (Seeger et al., 2021). Daarnaast stellen Go & Sundar (2019) dat als online chatagenten rollen overnemen die normaliter door mensen werden uitgevoerd, het belangrijk is dat de chatbots zoveel mogelijk menselijke eigenschappen nabootsen.

Robots kunnen worden gehumaniseerd door ze menselijke eigenschappen te geven die ze van nature niet hebben (Borau et al., 2021). Wanneer chatbots menselijke eigenschappen vertonen kunnen gebruikers het gevoel hebben dat ze met een echt persoon aan het communiceren zijn. Dat kan zorgen voor een sterkere band tussen mens en chatbot waardoor gebruikers meer persoonlijke informatie zullen delen (Chen et al., 2024; Seeger et al., 2021) en socialer zullen reageren (Araujo, 2018). Verder heeft het een positief effect op de intentie om ze te gebruiken (Pawlik, 2022; Youn & Cho, 2023). Antropomorfe cues hebben een ook een invloed op emotionele connectie en dus een positieve invloed op de relatie met het merk (Araujo, 2018). Het gebruik van antropomorfe ontwerpkenmerken kan de gepersonaliseerde service-ervaring van gebruikers aanzienlijk verbeteren (Chen et al., 2024). Ook kunnen ze het vertrouwen van klanten in technologie vergroten door de waargenomen competentie te verhogen (Crollic et al., 2022).

Dat positief effect op consumentengedrag komt onder andere door een verhoogd gevoel van *social presence* (Zogaj et al., 2023). *Social presence* omvat het gevoel van persoonlijk, gezellig en gevoelig menselijk contact overgebracht door en binnen een medium (Verhagen et al., 2014). De kans dat mensen een robot verkiezen boven een mens wordt vergroot met hoe meer een robot op een mens lijkt. Ook verhoogt de kans dat ze die gebruiken en ermee betrokken raken. Dat is vooral het geval wanneer de menselijke eigenschappen van de robot overeenkomen met die van de gebruiker. Dan werkt antropomorfisme het best en vergroot het de bereidheid om de robot te gebruiken (Blut et al., 2021).

2.3 Antropomorfe cues

Gezien de voordelen van antropomorfisme bij chatbots is het dus essentieel om chatbots te humaniseren (Seeger et al., 2021). Om de perceptie van menselijkheid in chatbots te vergroten, kunnen verschillende antropomorfe *cues* worden toegepast (Go & Sundar, 2019). Een cue is elk ontwerpkenmerk van een chatbot dat opvallend is voor de gebruiker en een informatiebron vormt (Feine et al., 2019). Om elkaar te begrijpen (bv. emotionele toestanden, aangeboren vaardigheden), vertrouwen mensen op veel waarneembare signalen (bv. geslacht, glimlach, gebaren, stemvariaties) tijdens een interpersoonlijke interactie. Door de gelijkenis van interpersoonlijke communicatie en de interactie met chatbots, is men daar naar gaan kijken om cues bij chatbots te definiëren (Feine et al., 2019). Het onderzoek van Araujo (2018) bevestigt dat menselijke cues belangrijk zijn als je wil dat mensen positief reageren op een chatbot.

Terwijl robots fysieke kenmerken kunnen bevatten zoals een hoofd, lichaam of ledematen (Blut et al., 2021), zijn de ontwerpopties voor tekstgebaseerde chatbots beperkter en moeten deze binnen een kleine chatinterface worden geïntegreerd (Zogaj et al., 2023). Volgens Go & Sundar (2019) zijn er over het algemeen drie manieren, of soorten cues om chatbots menselijker te maken. Deze cues kunnen worden onderverdeeld in *visual cues*, *identity cues* en *conversational cues* (Go & Sundar, 2019).

In dit onderzoek wordt er vertrokken vanuit de drie soorten cues die Go & Sundar (2019) vooropstellen en wordt er daar op verder gebouwd. In de volgende secties zullen de verschillende soorten cues verder worden uitgewerkt.

2.4 Visuele Cues

Eén van de eenvoudigste manieren om een chatbot menselijke te laten lijken, is het gebruik van menselijke figuren (Go & Sundar, 2019). Voorbeelden daarvan zijn afbeeldingen van mensachtige avatars of echte menselijke gezichten (Seeger et al., 2021). Verschillende studies tonen aan dat dergelijke cues de perceptie van *social presence* en vertrouwen in de chatbot kunnen versterken, maar de effecten zijn afhankelijk van het specifieke type cue (Kiesler et al., 2008; Seeger et al., 2021).

Geen visuele cue

Wanneer een chatbot enkel een tekstballon toont zonder enige visuele representatie wordt de waargenomen menselijkheid vaak als laag ervaren. Dat wordt in veel studies gebruikt als controlegroep. Bijvoorbeeld Seeger et al. (2021) toonden aan dat chatbots zonder visuele ondersteuning significant lager scoorden op *social presence* dan chatbots met antropomorfe elementen. Andere studies bevestigen dat visuele cues bijdragen aan een sterke perceptie van menselijkheid, wat op zijn beurt het vertrouwen in de chatbot vergroot (Chen et al., 2024; Følstad & Brandtzaeg, 2020; Rhim et al., 2022). Kleine visuele aanpassingen aan de interface kunnen er dus voor zorgen dat gebruikers een chatbot als menselijker ervaren (Go & Sundar, 2019). Sproull et al. (1996) toonden aan dat het gebruik van een menselijk gezicht in een interface invloed heeft op hoe gebruikers zich gedragen. Ze schrijven meer sociale eigenschappen toe aan de interface, ervaren meer spanning en presenteren zichzelf in een positiever daglicht.

Cartoonachtige avatar

De resultaten rond het gebruik van cartoonavatars zijn gemengd. In een spelcontext toonden Sah en Peng (2015) aan dat een cartoonachtig karakter leidde tot een hogere sociale perceptie. Daarnaast vond Etemad-Sajadi (2016) dat het vermensen van een website met een avatar het vertrouwen in informatie die gevonden wordt op de website vergroot. Daarentegen leidde een cartoonfiguur op een website volgens Sah en Peng (2015) tot een lagere sociale perceptie. Ook Schuetzler et al.

(2018) vonden geen effect van een menselijke avatar op gewenst gedrag. De Cicco et al. (2020) voerde een onderzoek uit bij millennials naar het effect van avatars bij chatbots en ook zij vonden geen bewijs dat een avatar de *social presence* verhoogde.

Realistisch menselijk gezicht

Verschillende studies suggereren dat realistische gezichten effectiever zijn dan simplistische representaties. Zo toonden Go en Sundar (2019) aan dat menselijke visuele representaties zoals foto's, significant hogere niveaus van *social presence* opwekten. Een ander onderzoek concludeerde dat er een lineair verband bestaat tussen de mate van antropomorfisme en sociale reacties: hoe menselijker het gezicht (van laag naar hoog antropomorfisme tot aan echt menselijke beelden) hoe positiever de reacties (Gong, 2008). Echter, Verhagen et al. (2014) vonden geen toename in *social presence* bij overstap van een cartoon naar een realistische afbeelding.

Conclusie

Hoewel visuele cues over het algemeen bijdragen aan de perceptie van menselijkheid en *social presence*, is de literatuur verdeeld over de effectiviteit van verschillende niveaus van visuele cues. Er is geen consensus over welke niveau van antropomorfisme het meest effectief is in klanteninteracties. Omdat uit eerder studies wel blijkt dat visuele cues positieve effecten hebben, maar onduidelijk blijft of een cartoonachtige avatar of een realistisch gezicht het beste werkt, worden deze twee niveaus verder onderzocht in deze studie:

Attribuut: visuele cue

1. Level 1: Cartoonachtige avatar
2. Level 2: Realistisch menselijk gezicht

2.5 Identiteit cues

Naast visuele kenmerken spelen ook *identity cues* een belangrijke rol in hoe gebruikers chatbots waarnemen en ermee interageren. *Identity cues* of identiteit cues verwijzen naar de wijze waarop een chatbot zichzelf presenteert of introduceert binnen een interactie, bijvoorbeeld via naamgeving, rolbeschrijving, of geslachtsidentiteit (Chua et al., 2023). Mensen vormen vaak oordelen op basis van labels en sociale signalen. Psychologen stellen dat we labels gebruiken om snel indrukken te vormen en zo cognitieve inspanning te verminderen. Als een chatbot een duidelijke identiteit krijgt, roept dat automatisch bepaalde verwachtingen of associaties op (Go & Sundar, 2019). In de literatuur worden twee *identity cues* bij chatbots veel gebruikt, namelijk een geslacht cue en een naam cue.

2.5.1 Geslacht cue

Volgens het eerder besproken CASA-paradigma reageren mensen op sociale signalen van technologie alsof ze met echte mensen communiceren. Daardoor beschouwen ze de computer als een sociale actor. Het geslacht van een chatbot wordt daarbij onbewust geïnterpreteerd als een sociale cue, wat leidt tot gedrag dat aansluit bij menselijke conversaties. Dat betekent dat gebruikers ook genderstereotypen toepassen op chatbots, wat de perceptie en ervaring van de interactie beïnvloedt (Feine et al., 2019).

Onderzoek toont aan dat mensen de stereotypen die ze hebben over bepaalde geslachten ook projecteren op computers en AI-systemen waarmee ze communiceren (Eyssel & Hegel, 2012). Zo worden vrouwelijke chatbots vaak als prettiger of effectiever ervaren door gebruikers. Dat verklaart waarom vrouwelijke AI-interfaces in de praktijk overheersen (Pawlik, 2022). Veel bedrijven feminiseren hun chatbots en virtuele assistenten als strategie om de acceptatie van hun technologie te verhogen. Bekende voorbeelden hiervan zijn Siri (Apple), Alexa (Amazon), Cortana (Microsoft) of Kate (KBC). Het toekennen van een vrouwelijk geslacht aan deze systemen komt voort uit consumentverwachtingen en genderstereotypen. Mensen associëren vrouwelijke chatbots vaker met warme, vriendelijke en empathische eigenschappen, wat de sociale acceptatie vergroot (Borau et al., 2021).

Vanwege deze effecten wordt geslacht (vrouwelijk of mannelijk) beschouwd als een relevante *identity cue* binnen antropomorf ontwerp van chatbots (Pawlik, 2022).

Attribuut: geslacht cue

1. Level 1: Vrouwelijk
2. Level 2: Mannelijk

2.5.2 Naam cue

Een andere veelgebruikte *identity cue* bij chatbots is het toekennen van een naam. Verschillende studies tonen aan dat het gebruik van een menselijke naam ertoe leidt dat gebruikers een chatbot als menselijker en socialer ervaren (Araujo, 2018; Blut et al., 2021). Het artikel van Schanke et al. (2021) bevestigt dat en toont aan dat een menselijke naam, gecombineerd met informeel taalgebruik, de perceptie van *social presence* verhoogt. Arajou (2018) liet bovendien zien dat een menselijke naam een positief effect heeft op de emotionele band die gebruikers met een bedrijf ervaren.

Echter, het toekennen van een menselijke naam verhoogt ook de verwachtingen die gebruikers hebben van de communicatieve vaardigheden van de chatbot. Als deze verwachtingen niet worden ingelost, kan dat leiden tot teleurstelling en een negatief effect hebben op de gebruikservaring. (Schanke et al., 2021).

De naam van een chatbot beïnvloedt dus zowel de mate van menselijke perceptie als de verwachtingen van gebruikers. Daarom wordt in dit onderzoek een onderscheid gemaakt tussen een menselijke en een niet-menselijke naam, om te onderzoeken welk van de twee de beste optie is.

Attribuut: Naam cue

1. Level 1: Menselijke naam
2. Level 2: Technische naam

2.6 Conversationele cues

Een volgende manier om chatbots meer menselijk te maken, is door gebruik te maken van menselijke taal. Dat is moeilijker dan met visuele of identiteit *cues*, omdat de menselijke taal complex is (Go & Sundar, 2019). Toch spelen *conversational cues* een cruciale rol in de perceptie van AI-chatbots en kunnen ze de gebruikservaring sterk beïnvloeden. Studies onder het CASA paradigma impliceren dat mensen menselijke eigenschappen toeschrijven op basis van het taalgebruik (Sah & Peng, 2015). Uit onderzoek blijkt dat antropomorfe gesprekstijlen, zoals een meer sociale en warme interactie, leiden tot positievere attitudes en een verhoogde betrokkenheid bij de chatbot. Zo toonden De Cicco et al. (2020) aan dat een sociaal georiënteerde interactiestijl gunstiger werd beoordeeld dan een taakgerichte interactiestijl en het de *social presence* verhoogt. Het effect op *social presence* werd eveneens bevestigd door Go & Sundar (2019). Daarnaast ontdekten Roy & Naidoo (2021) dat het taalgebruik van chatbots invloed heeft op de perceptie van antropomorfisme en daarmee ook op de houding en koopintentie van consumenten (Zogaj et al., 2023). Zelfs kleine aanpassingen in de syntax of woordkeuze kunnen de beoordeling van een chatbot positief beïnvloeden (Diederich et al., 2020). Araujo (2018) vond dat menselijke gesprekskenmerken in chatbotinteracties niet alleen de waargenomen antropomorfe van de chatbot versterken, maar ook de emotionele band tussen de gebruiker en het bedrijf achter de chatbot.

Een belangrijk kenmerk van menselijke gesprekken is dat de reacties met elkaar verbonden zijn. Wat mensen zeggen, hangt af van wat eerder is gezegd. Dat heet contingentie. In gesprekken reageren mensen niet enkel op het laatste bericht, maar houden ze ook rekening met eerdere delen van het gesprek, wat *message interactivity* heet. Als een chatbot hetzelfde gedrag vertoont, lijkt hij menselijker (Go & Sundar, 2019). De studie van Go & Sundar (2019) toonde aan dat chatbots met een hoge mate van *message interactivity* een grotere *social presence* en betrokkenheid teweegbrengen bij gebruikers. Dat had niet alleen invloed op de perceptie van de chatbot zelf, maar ook op attitudes ten opzichte van de website en het bijbehorende merk.

Bovendien beïnvloeden conversatiestijlen ook de mate waarin gebruikers bereid zijn om persoonlijke informatie te delen. Sah en Peng (2015) toonden aan dat gebruikers sneller persoonlijke informatie vrijgeven op gezondheidswebsites die menselijke verbale cues gebruiken. Evenzo toonde het onderzoek van Chen et al. (2024) aan dat chatbots met een menselijke conversatiestijl het vertrouwen van gebruikers vergroten, wat leidt tot een hogere bereidheid om informatie te delen.

Taalstijl beïnvloedt dus de sociale perceptie van chatbots op meerdere niveaus. Araujo (2018) bevestigde dat een menselijke communicatiestijl een sterkere indruk van menselijkheid wekt dan een neutrale, machinale stijl. Dat werd ook aangetoond door Sah & Peng (2015), die experimenteerden met linguïstische cues op gezondheidswebsites. Chatbots die antropomorfe taal gebruikten, zoals empathische reacties en persoonlijke aanspreekvormen, werden als socialer en betrouwbaarder ervaren dan chatbots met een robotachtige output.

Voor de bepaling van de levels binnen de conjoint analyse wordt onder meer het onderzoek van Seeger et al. (2021) als leidraad genomen. In hun studie gebruikten antropomorfe chatbots verbale signalen zoals zelfverwijzende voornaamwoorden (bijvoorbeeld "ik", "mijn") en emotionele uitdrukkingen (bijvoorbeeld "Oh, het spijt me"). In de niet-antropomorfe conditie werd daarentegen gebruikgemaakt van onpersoonlijke, emotioneel neutrale taal, wat leidde tot lagere scores op waargenomen menselijkheid en empathie (Seeger et al., 2021).

Attribuut: Conversatie cue

1. Level 1: Hoog antropomorf
2. Level 2: Laag antropomorf

2.7 Customer experience

Customer experience (CX), ook wel *user experience* genoemd, verwijst naar de percepties en reacties van een persoon die voortkomen uit het gebruik, of het verwachte gebruik, van een product, systeem of service (Brandtzaeg & Følstad, 2018). Volgens Klein & Martinez (2023) is de online *customer experience* als een individueel, multidimensionaal, psychologisch proces dat zich ontwikkelt in interactie met een online platform. *Customer experience* wordt daarbij beschouwd als dynamisch, contextafhankelijk en subjectief: ze wordt beïnvloed door factoren zoals tijd, plaats en doel van de interactie (Brandtzaeg & Følstad, 2018).

Door de opkomst van digitale technologieën is het aantal contactmomenten tussen klant en organisatie sterk toegenomen, wat heeft geleid tot complexere klantreizen en meer gefragmenteerde communicatiekanalen (Klein & Martinez, 2023). In deze context is *customer experience* uitgegroeid tot een essentiële succesfactor in e-commerce, omdat het de klanttevredenheid, loyaliteit en conversie direct beïnvloedt (Lemon & Verhoef, 2016)

Verschillende studies benadrukken de rol van informatiedichtheid, entertainmentwaarde en *social presence* in het vormgeven van de digitale klantbeleving. Informatiedichtheid helpt klanten om de operationele aspecten van een platform, zoals duidelijkheid en volledigheid te evalueren. Tegelijk kunnen interactieve en plezierige elementen bijdragen aan een positievere beleving. Vooral het gevoel van menselijke aanwezigheid (*social presence*) blijkt cruciaal: dat kan leiden tot sterkere emotionele connecties, verhoogde koopintentie en merkloyaliteit (Klein & Martinez, 2023).

Onderzoek toont aan dat een positieve *customer experience* samenhangt met hogere klanttevredenheid en herhalingsaankopen, terwijl negatieve ervaringen vaak leiden tot frustratie,

ontevredenheid en vermijdingsgedrag (Ranieri et al., 2024). Wanneer klanten technologie gebruiken die hun taken succesvol ondersteunt, zelfs als die technologie menselijke interactie vervangt, kan het positieve gevoelens oproepen. Omgekeerd leidt het falen van technologie vaak tot teleurstelling en negatieve beleving (Ranieri et al., 2024). Volgens Shahzad et al. (2024) kan een positieve *customer experience* bovendien de negatieve impact van technische tekortkomingen, zoals fouten van AI-chatbots, temperen. Zij benadrukken het belang van user-centric design bij het ontwikkelen van chatbots om een consistente, positieve ervaring te garanderen.

In deze studie wordt *customer experience* opgevat als een multidimensioneel construct dat bestaat uit verschillende dimensies: relationeel, cognitief, affectief en gedragsmatig (Ranieri et al., 2024). Die brede invulling is nodig om recht te doen aan de complexiteit van klantbeleving in digitale interacties, zoals bij het gebruik van een chatbot. Aangezien *customer experience* ontstaat tijdens individuele contactmomenten (zogenaamde *touchpoints*), is het zinvol om de ervaring met een chatbot, als afzonderlijk *touchpoint* te bevragen (Lemon & Verhoef, 2016).

In deze studie wordt ervoor gekozen om *customer experience* te meten omdat het een directe weerspiegeling is van hoe gebruikers chatbotkenmerken ervaren en beoordelen. Aangezien deze beleving een cruciale rol speelt in klanttevredenheid en merksucces, biedt het meten van customer experience waardevolle inzichten in de effectiviteit van specifieke ontwerpkeuzes in chatbotdesign.

2.8 Geslacht als moderator

Verschillende studies tonen aan dat het geslacht van de gebruiker een invloed kan hebben op hoe technologie wordt waargenomen (Nicky & Kidd, 2022; Zhang et al., 2023). Hoewel geslacht op zichzelf niet altijd een directe voorspeller is van perceptie, wijst onderzoek van Sun et al. (2024) erop dat er interacties bestaan tussen geslacht en de neiging tot antropomorfisme. In hun studie werd vastgesteld dat mannelijke gebruikers met een hoge neiging tot antropomorfisme een sterkere menselijke perceptie van de chatbot ontwikkelden, vooral wanneer deze weinig menselijke cues bevatte. Bij een menselijke uitstraling verdwenen deze verschillen grotendeels, wat suggereert dat geslachtsverschillen vooral zichtbaar worden bij subtielere chatbotdesigns.

Daarnaast tonen andere studies aan dat vrouwelijke gebruikers hogere verwachtingen hebben van de prestaties van technologie en dat deze verwachtingen sterker doorwegen in hun gedragsintentie dan bij mannelijke gebruikers. Voor vrouwen is het dus belangrijker dat een chatbot voldoet aan de verwachtingen (Nicky & Kidd, 2022).

In lijn hiermee stelt Zhang et al. (2023) onder de *Selectivity Hypothesis Theory* dat mannen en vrouwen verschillende informatieverwerkingsstrategieën hanteren: mannen verwerken vooral globale indrukken, terwijl vrouwen zich richten op detail, visuele cues en volledigheid van informatie.

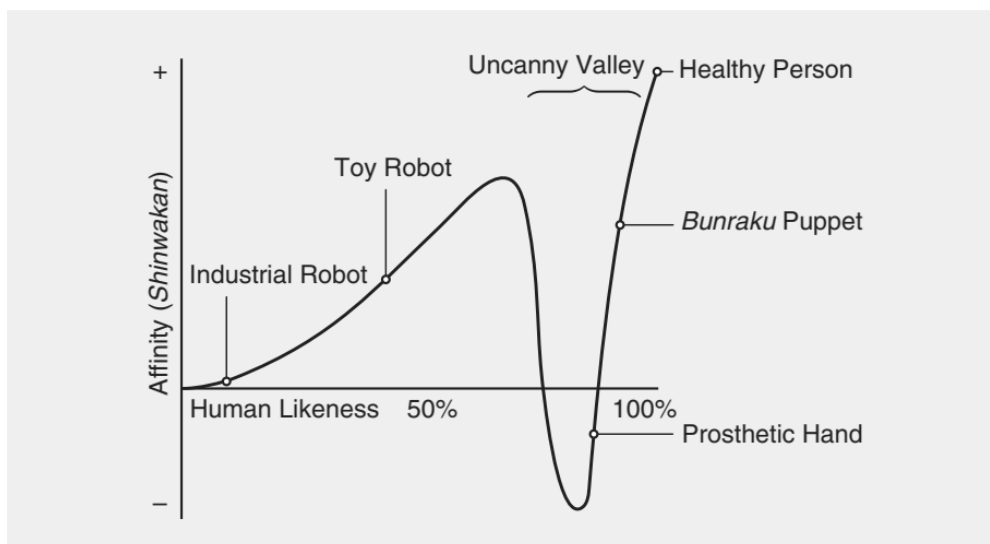
Op basis van deze bevindingen is het relevant om in huidig onderzoek te onderzoeken of het geslacht van de respondent een modererende rol speelt in de relatie tussen chatbotkenmerken en customer experience. Zo kan er worden nagegaan of mannen en vrouwen verschillen in hoe sterk ze reageren op antropomorfe cues.

2.9 Risico's van antropomorfisme

Hoewel antropomorfe cues vaak positieve effecten hebben op de gebruikerservaring (Go & Sundar, 2019; Yanxia et al., 2024), tonen verschillende studies aan dat deze kenmerken ook nadelige gevolgen kunnen hebben wanneer ze overdreven of verkeerd gecombineerd worden. Om deze complexiteit beter te begrijpen, worden in de volgende secties twee theoretische kaders besproken die deze nuances verklaren. Het *Uncanny Valley*-effect biedt inzicht in de negatieve reacties bij overmatige menselijkheid, terwijl de *Expectation Violations Theory* helpt begrijpen waarom inconsistente signalen tot afwijzing kunnen leiden.

2.9.1 Uncanny valley effect bij chatbots

De literatuur waarschuwt voor mogelijke negatieve bijwerkingen wanneer menselijkheid te ver wordt doorgetrokken. Een bekend fenomeen hierbij is het *Uncanny Valley*-effect, oorspronkelijk beschreven door Mori et al. (2012). Binnen de context van chatbots tonen studies aan dat een te mensachtige vormgeving, bijvoorbeeld qua stem, uiterlijk of gedrag, soms als verontrustend wordt ervaren door gebruikers (Diederich et al., 2020; Zogaj et al., 2023). Het *Uncanny Valley*-effect stelt dat er geen lineaire relatie is tussen de mate van menselijkheid van een object en de positieve gevoelens die het oproept bij mensen. Integendeel, tot op zekere hoogte neemt de affiniteit toe naarmate een object menselijker lijkt, maar bij een bepaald punt daalt die affiniteit abrupt, doordat gebruikers zich focussen op de subtiele niet-menselijke kenmerken. (Diederich et al., 2020; Mori et al., 2012). Deze relatie wordt weergegeven in Figuur 1.



Figuur 1: Het Uncanny Valley Model

Ook Seeger et al. (2021) zegt dat een “meer is beter”-aanpak niet noodzakelijk leidt tot meer antropomorfismeperceptie of acceptatie. Integendeel, het verhogen van menselijke kenmerken zonder voldoende balans of perfectie kan leiden tot gevoelens van ongemak, afkeer en verminderde interactiebereidheid (Skjuve et al., 2019). Die imperfecties worden als vreemd of zelfs

angstaanjagend ervaren (Zogaj et al., 2023). Dat leidt tot gevoelens van onbehagen, ongemak of zelfs afkeer, ook wel omschreven als *creepiness* (Rajaobelina et al., 2021).

Een experimentele studie van Ciechanowski et al. (2019) bevestigde dat met zowel een vragenlijst als met psychofysiologische data. De onderzoekers vergeleken gebruikersinteracties met twee typen chatbots: een eenvoudige tekstgebaseerde chatbot versus een meer mensachtige chatbot met een geanimeerde avatar en gesproken antwoorden. De resultaten toonden aan dat de avatar-chatbot significant sterkere negatieve affectieve reacties en een verhoogde perceptie van het *uncanny valley*-effect opriep. Daarnaast gingen deze reacties gepaard met verhoogde fysiologische stresssignalen.

Het is daarom van belang dat ontwerpers van chatbots niet alleen inzetten op het verhogen van menselijke kenmerken, maar ook alert zijn op de grens waarop deze kenmerken ongemak veroorzaken. Het vinden van de juiste balans is essentieel: voldoende menselijk om vertrouwd aan te voelen, maar niet zó menselijk dat het onnatuurlijk wordt.

2.9.2 Expectation violations theory

Een tweede risico van antropomorfisme wordt verklaard door de *Expectation violations theory*. Zoals eerder vermeld passen mensen automatisch sociale regels toe op computers en technologie, zodra die signalen geven die ook in de menselijke interactie voorkomen (Sah & Peng, 2015). Vanuit deze menselijke neiging om technologie te vermensen, ontwikkelen gebruikers ook sociale verwachtingen tijdens de interactie met een chatbot. Deze verwachtingen zijn gebaseerd op impliciete gedragsnormen, zoals consistentie tussen uiterlijk en gedrag of gepast taalgebruik binnen een bepaalde context (Burgoon et al., 2016).

Volgens de *Expectancy Violations Theory* (EVT) vormen mensen verwachtingen over hoe een interactiepartner zich zal gedragen en evalueren ze de partner op basis van de mate waarin dit gedrag met die verwachting overeenkomt. Wanneer deze gedragingen afwijken van de verwachtingen, spreekt men van een *expectancy violation*. De impact van zo'n schending hangt sterk af van de evaluatie van het gedrag: als de afwijking positief wordt beoordeeld, kan dit leiden tot verhoogde aandacht en een sterkere band. Als de afwijking negatief is, zorgt dit juist voor frustratie, afkeer of wantrouwen (Burgoon et al., 2016).

In de context van AI en chatbots toonde Burgoon et al. (2016) aan dat gedragsinconsistentie bij virtuele agenten, zoals een vriendelijk ogende avatar die afstandelijk communiceert, leidt tot negatieve beoordelingen van de agent. Opmerkelijk hierbij is dat deze inconsistente profielen slechter werden geëvalueerd dan neutrale, niet-antropomorfe agenten. Met andere woorden: het straffen van inconsistentie is sterker dan het belonen van consistentie.

Deze inzichten zijn cruciaal in het kader van chatbotdesign. Het toepassen van antropomorfe kenmerken is op zichzelf niet voldoende: vorm en inhoud moeten in harmonie zijn. Een chatbot met een menselijke naam en realistische foto die enkel korte, robotachtige antwoorden geeft, creëert een gevoel van onbehagen bij de gebruiker. Net om die reden is het belangrijk om verschillende cues niet geïsoleerd te bekijken, maar te analyseren in samenhang.

3. Onderzoek

Dit hoofdstuk beschrijft de methodologische opzet van het onderzoek. Eerst wordt de algemene onderzoeksopzet toegelicht, gevolgd door het conceptueel model en het ontwerp van de conjoint analyse. Vervolgens wordt uitgelegd hoe de vragenlijst is opgebouwd, hoe de dataverzameling heeft plaatsgevonden en op welke manier de data zijn verwerkt en geanalyseerd.

3.1 Onderzoeksopzet

Veel bestaand onderzoek naar antropomorfe cues in chatbots richt zich op afzonderlijke kenmerken zoals geslacht (Borau et al., 2021), taalgebruik (Li & Wang, 2023), of visuele representatie (Chen et al., 2024). Hoewel deze studies waardevolle inzichten bieden, wordt zelden onderzocht hoe deze cues in combinatie met elkaar werken en welke samenstellingen gebruikers het meeste waarderen.

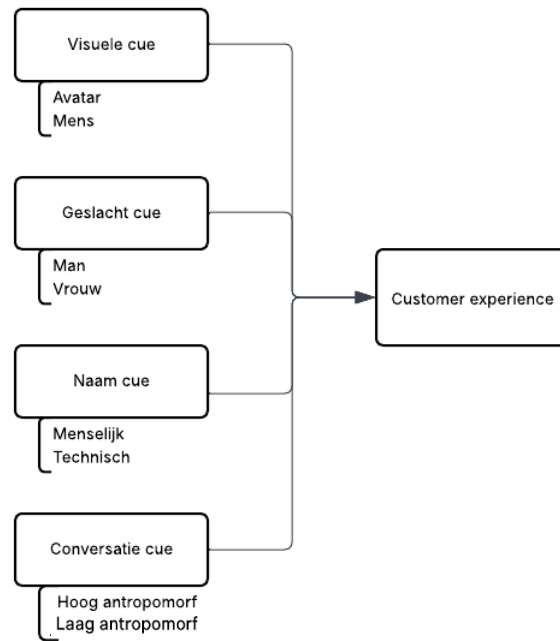
Daarom zal er in dit onderzoek gebruik gemaakt worden van een conjoint analyse. Het is een geschikte methode aangezien het niet alleen de individuele impact van elke cue meet, maar ook hoe verschillende attributen samen bijdragen aan de *customer experience*. Conjoint analyse meet de voorkeuren van respondenten aan de hand van concrete combinaties van kenmerken, in plaats van traditionele, directe vragenlijsten (Hair et al., 2013). Een belangrijk voordeel is dat een conjoint analyse in staat is te bepalen welke attributen en bijhorende levels daadwerkelijk invloed uitoefenen op de voorkeur van consumenten. In plaats van afzonderlijke kenmerken lineair te beoordelen, worden respondenten gevraagd samengestelde profielen te beoordelen, wat een realistischer evaluatieproces weerspiegelt (Kulshreshtha et al., 2023).

Bovendien vermijdt deze methode enkele bekende beperkingen van conventionele vragenlijsten, zoals het *recency effect* waarbij de volgorde van de vragen de antwoorden beïnvloedt. Door gebruik te maken van visuele cue *cards* wordt dat effect geminimaliseerd en wordt ook de kans op vermoeidheid bij respondenten verminderd (Kulshreshtha et al., 2023).

Het onderzoek beoogt te achterhalen welke levels van antropomorfe chatbotkenmerken de *customer experience* het meest positief beïnvloeden. De gekozen methodologische aanpak sluit nauw aan bij deze centrale onderzoeksvraag.

3.2 Conceptueel model

Bij de conjoint analyse wordt het volgende conceptueel model gebruikt op basis van de attributen en levels die in de literatuurstudie werden geïdentificeerd.



Figuur 2: Conceptueel model

3.3 Ontwerp van het conjoint analyse experiment

Bij het opstellen van het ontwerp van de conjoint analyse is er gebruik gemaakt van het stappenplan voor conjoint analyse zoals beschreven door Hair et al. (2013). In de volgende onderdelen worden de verschillende fasen van het ontwerp toegelicht.

3.3.1 Doel van de conjoint analyse

Het doel van de conjoint analyse in dit onderzoek is om te achterhalen welke levels van antropomorfe kenmerken in een chatbot (visuele presentatie, geslacht, naam en conversatiestijl) het meest bijdragen aan een positieve *customer experience*.

Door het systematisch variëren van deze kenmerken in verschillende chatbotprofielen kunnen de voorkeuren van gebruikers worden geanalyseerd en wordt inzicht verkregen in de relatieve belangrijkheid van elk attribuut en de voorkeursniveaus per kenmerk.

Deze inzichten kunnen organisaties helpen bij het ontwerpen van effectievere en menselijker aanvoelende chatbots, met als doel het verhogen van de klantervaring.

3.3.2 Keuze van de conjoint methodologie

Er zijn drie standaard conjoint methodologieën: traditionele conjoint, *adaptive* conjoint en *choice-based* conjoint. Voor dit onderzoek werd gekozen voor de traditionele conjoint analyse, die

gekenmerkt wordt door een eenvoudig additief model en een individuele beoordeling van elk profiel. Deze methode is geschikt wanneer het aantal attributen beperkt blijft tot minder dan tien, zoals in deze studie het geval is (Hair et al., 2013). In de literatuurstudie werden er namelijk vier attributen geïdentificeerd. De alternatieve methoden, zoals *adaptive* conjoint (die zich aanpast aan eerdere antwoorden) en *choice-based* conjoint (waar respondenten een keuze maken tussen sets), zijn minder geschikt.

3.3.3 Selectie en ontwerp van attributen en levels

Bij de selectie van attributen is er rekening gehouden met een aantal ontwerpprincipes. De attributen en bijhorende levels moeten duidelijk communiceerbaar zijn, ze moeten praktisch implementeerbaar zijn in een reële context en ze mogen niet onderling gecorreleerd zijn om verstoring in de analyse te vermijden (Hair et al., 2013). Zowel de visuele cue, het geslacht, de naam en de conversatiestijl zijn kenmerken die duidelijk gecommuniceerd en praktisch geïmplementeerd kunnen worden. Ook zijn de attributen niet onderling gecorreleerd.

Verder is niveaubalans belangrijk. Attributen met meer levels krijgen relatief meer gewicht in de berekening van belang. Daarom wordt in de literatuur aanbevolen om het aantal levels zoveel mogelijk gelijk te houden bij de verschillende attributen (Hair et al., 2013). Met deze principes en op basis van de literatuurstudie worden bij de vier attributen telkens twee levels meegenomen.

3.3.4 Specificatie van het basismodel

De conjoint analyse maakt gebruik van een additief model als samenstellingsregel. In dit model worden de voorkeuren voor elk niveau van een attribuut opgeteld om tot een totaalscore voor het profiel te komen. Volgens Hair et al. (2013) verklaart het additieve model het merendeel van de variantie in voorkeuren in de meeste toepassingen. Ook vormt het de standaard bij de traditionele conjoint analyse, die werd gekozen als methodologie.

3.3.5 Selectie van de presentatiemethode

Er zijn drie mogelijke presentatiemethoden: de *full-profile* presentatie, de *pairwise combination* presentatie en de *trade-off* presentatie. Voor dit onderzoek werd gekozen voor de *full-profile* presentatie, waarbij elk profiel afzonderlijk aan de respondent wordt gepresenteerd. Bij deze aanpak beoordeelt de respondent steeds één volledig uitgewerkt chatbotprofiel dat bestaat uit een combinatie van de geselecteerde levels. Deze manier van presenteren wordt het meest gebruikt en maakt het mogelijk om alle attributen tegelijk in één volledig profiel aan de respondent te tonen, wat bij de andere twee methoden doorgaans niet het geval is (Hair et al., 2013).

Aangezien het totale aantal mogelijke profielen bij meerdere attributen en niveaus snel toeneemt, kan het presenteren van alle mogelijke combinaties leiden tot een te hoge cognitieve belasting voor de respondent. Daarom is het gebruikelijk om slechts een subset van profielen op te nemen (Deal, 2005).

Een efficiënte manier om deze subset te bepalen is via een orthogonaal design. Dat betekent dat de attributenniveaus zo verdeeld zijn dat er geen statistische correlatie bestaat tussen de variabelen en dat elk niveau van elk attribuut ongeveer even vaak voorkomt. Daardoor kunnen de effecten van de afzonderlijke attributen betrouwbaar en onafhankelijk van elkaar worden geschat. Een orthogonaal design zorgt bovendien voor een statistisch evenwichtige spreiding van de niveaus over de profielen, waardoor de betrouwbaarheid en interpretatie van de analyse toenemen (Hair et al., 2013). Het minimum aantal benodigde profielen wordt berekend op basis van een formule zoals geformuleerd door Hair et al. (2013).

$$\text{Minimum aantal profielen} = \text{totaal aantal levels over alle attributen} - \text{het aantal attributen} + 1$$

Voor deze studie geldt: 8 levels – 4 attributen + 1 = 5. Er moeten dus minstens 5 profielen getoond worden.

Bij het opstellen van de profielen moet er ook rekening worden gehouden met onacceptabele profielen (Hair et al., 2013). Dat zijn profielen die bijvoorbeeld combinaties van levels hebben die niet mogelijk zijn. In dit onderzoek zijn alle combinaties van attributen en levels mogelijk, dus er zijn geen combinaties die we moeten uitsluiten.

Het orthogonaal design werd uitgevoerd via SPSS. Via deze software is het eenvoudig om de profielen te laten genereren. Daaruit kwamen de acht volgende profielen:

Tabel 1: Overzicht 8 profielen

Card ID	Visuele cue	Gender cue	Name cue	Conversational cue
1	Mens	Vrouwelijk	Menselijke naam	Laag antropomorf
2	Avatar	Mannelijk	Technische naam	Laag antropomorf
3	Mens	Vrouwelijk	Technische naam	Hoog antropomorf
4	Avatar	Vrouwelijk	Technische naam	Laag antropomorf
5	Mens	Mannelijk	Technische naam	Hoog antropomorf
6	Avatar	Mannelijk	Menselijke naam	Hoog antropomorf
7	Mens	Mannelijk	Menselijke naam	Laag antropomorf
8	Avatar	Vrouwelijk	Menselijke naam	Hoog antropomorf

Omdat het om een orthogonaal design gaat, komt elk level per attribuut vier keer voor. Zo wordt bij de visuele cue zowel de avatar als de menselijke afbeelding elk vier keer opgenomen. Dit geldt eveneens voor de overige cues.

Holdoutcard

Naast de acht profielen die via een orthogonaal design gegenereerd werden, werd er ook een negende profiel toegevoegd als holdoutcard. Een holdoutcard is een extra profiel dat niet gebruikt wordt voor de berekening van de *part-worth utilities*, maar dient om het model te valideren. Door te vergelijken in hoeverre het model de voorkeur voor dit profiel accuraat kan voorspellen, wordt de interne validiteit van het conjoint-model geëvalueerd (Hair et al., 2013).

De holdoutcard werd manueel geselecteerd op basis van combinaties van attributen die nog niet eerder samen voorkwamen in de geselecteerde profielen. Respondenten kregen dit profiel op dezelfde wijze aangeboden als de andere, maar in de analyse wordt het afzonderlijk behandeld. De levels gebruikt voor de holdoutcard worden in onderstaande tabel weergegeven.

Tabel 2: Holdoutcard

Card ID	Visuele cue	Gender cue	Name cue	Converstational cue
1	Avatar	Mannelijk	Technische naam	Hoog antropomorf

3.3.6 Selectie van de meetschaal

Naast de presentatievorm moest ook een keuze gemaakt worden in hoe de voorkeuren van respondenten worden gemeten. Er zijn daarbij twee veelgebruikte methoden. De eerste is *rank-ordering*, waarbij respondenten de profielen rangschikken van meest tot minst voorkeur. De tweede is *rating*-schaal, waarbij elke respondent elk profiel beoordeelt op een metrische schaal, onafhankelijk van de andere profielen.

Voor dit onderzoek werd gekozen voor de *rating*-methode, waarbij respondenten per profiel een beoordeling geven op meerdere stellingen (bijvoorbeeld: "Ik zou deze chatbot opnieuw willen gebruiken"), gebruikmakend van een zevenpuntsschaal. Deze metrische benadering is eenvoudig vast te leggen, verlaagt de cognitieve belasting voor respondenten en maakt het mogelijk om de data te analyseren via regressiemodellen.

3.4 Opstellen vragen

In deze sectie wordt toegelicht hoe de vragenlijst is opgebouwd. Per dimensie van de *customer experience* wordt aangegeven welke items zijn gebruikt, hoe deze theoretisch onderbouwd zijn en hoe de schalen zijn opgesteld. Ook wordt stilgestaan bij de keuze van het gebruik van single-item schalen. Tot slot wordt er dieper ingegaan op de manier waarop de profielen bevraagd zijn, meer bepaald de lay-out, scenario en foto's van de chatbot.

3.4.1 Bevragen van customer experience

Zoals vermeld in sectie 2.7 is *customer experience* een multidimensionaal construct. In de literatuur is er nog geen bestaande duidelijke schaal om de *customer experience* te meten. Er werd dus zelf een schaal ontworpen op basis van wat *customer experience* omvat volgens de bestaande literatuur.

Volgens Ranieri et al. (2024) bevat *customer experience* vier dimensies. De eerste dimensie is een cognitieve component, wat gaat over percepties over het nut, de bruikbaarheid of efficiëntie van de chatbot. De affectieve component bestaat uit de emoties of gevoelens die worden ervaren tijdens de interactie. De gedragsmatige component bestaat uit de intenties en acties zoals de bereidheid om de chatbot opnieuw te gebruiken. De relationele component gaat over het gevoel van verbondenheid, vertrouwen en waargenomen menselijkheid.

Om de vier dimensies van *customer experience* te kunnen meten, werd er vertrokken van bestaande, gevalideerde schalen. Van deze bestaande schalen werd er telkens één item gekozen die mee werd genomen in de vragenlijst omdat er rekening gehouden werd met de cognitieve belasting voor respondenten. Deze aanpak is gerechtvaardigd gezien het repetitieve karakter van de conjoint-opdracht. In de literatuur wordt benadrukt dat conjoint -analyses, waarbij respondenten opeenvolgende keuzes of beoordelingen maken van samengestelde profielen, mentaal veeleisend kunnen zijn (Orme, 2010). Wanneer respondenten te veel keuzes moeten maken of te complexe taken krijgen voorgeschoteld, neemt de kans op vermoeidheid en verminderde datakwaliteit toe. Daarom wordt geadviseerd om een evenwicht te zoeken tussen voldoende informatie voor betrouwbare schattingen enerzijds en het vermijden van overbelasting anderzijds. In dit onderzoek werd het aantal profielen beperkt tot negen, wat in lijn is met gangbare praktijken in de conjoint-literatuur om cognitieve overbelasting te vermijden (Orme, 2010). Door maar één item van iedere schaal te nemen, voor elke component één, wordt het aantal vragen per profiel beperkt tot vier. Dat maakt de cognitieve belasting ook kleiner.

Deze keuze sluit aan bij het concept van single-item measures: meetinstrumenten waarbij een construct wordt beoordeeld op basis van slechts één zorgvuldig gekozen vraag of stelling. Hoewel meervoudige items doorgaans sterker zijn, tonen Fisher et al. (2016) aan dat single-item measures betrouwbaar en valide kunnen zijn, mits ze zorgvuldig zijn geselecteerd. Ze wijzen erop dat single-item metingen bijzonder nuttig zijn wanneer praktische beperkingen zoals enquêtelengte, herhaalde metingen of respondentvermoeidheid een rol spelen. Volgens hun onderzoek zijn single-item measures gepast wanneer het construct unidimensionaal en concreet is, de vraaghoud sterk aansluit bij het centrale concept en het gekozen item afkomstig is uit een eerder gevalideerde schaal met hoge interne consistentie (Fisher et al., 2016).

Cognitieve component

Voor het meten van de cognitieve component van *customer experience* werd gekozen voor het concept *Perceived Usefulness*, afkomstig uit het *Technology Acceptance Model* (TAM) van Davis (1989). Deze schaal meet in welke mate een gebruiker gelooft dat het gebruik van een systeem zijn of haar prestaties zal verbeteren. De oorspronkelijke *Perceived Usefulness*-schaal bestaat uit zes

items, waaronder: *"Using the system improves my job performance"*, *"Using the system increases my productivity"* en *"Overall, I find the system useful in my job"*. Respondenten beoordelen deze items op een 7-punts Likertschaal, van "helemaal niet mee eens" tot "helemaal mee eens".

De schaal wordt beschouwd als een reflectieve schaal, omdat het de kenmerken heeft van een reflectief model die Hair et al. (2024) beschrijven. De causale richting loopt van het construct naar de indicatoren (de waargenomen nuttigheid veroorzaakt de antwoorden op de vragen). Verandering in het construct leidt tot verandering in de indicator, maar niet omgekeerd. De indicatoren zijn een manifestatie van het construct. De indicatoren zijn onderling inwisselbaar. Er is sprake van hoge correlatie tussen de indicatoren (Cronbach's alpha = 0.98).

In lijn met de aanbevelingen van Fisher et al. (2016) mag er bij reflectieve schalen, in het geval van praktische beperkingen zoals een lange vragenlijst of herhaalde metingen, één representatief item geselecteerd worden. In dit onderzoek werd daarom gekozen voor de volgende vraag als meetitem voor de cognitieve component: "Ik zou deze chatbot nuttig vinden om mijn vraag/probleem op te lossen." Dit item is inhoudelijk in lijn met het centrale idee van *perceived usefulness* en sluit aan bij de context van het onderzoek, waarin respondenten een inschatting maken van de bruikbaarheid van een chatbot in een klantsituatie.

Affectieve component

De affectieve component gaat over de emoties of gevoelens die ervaren worden. Voor het meten van de affectieve component van *customer experience* werd gebruikgemaakt van de *Positive and Negative Affect Schedule* (PANAS) (Thompson, 2007). Deze schaal meet de mate waarin specifieke positieve en negatieve emoties worden ervaren. In dit onderzoek werd gefocust op het meten van positieve emotie, omdat positieve emoties een centrale rol spelen in de evaluatie van interacties met chatbots.

De oorspronkelijke PANAS-schaal bestaat uit twintig items: tien voor de positieve emotie (bijvoorbeeld 'enthousiast', 'geïnteresseerd', 'vrolijk') en tien voor negatieve emotie (bijvoorbeeld 'angstig', 'schuldig', 'boos'). Respondenten beoordelen elk item op een vijfpuntsschaal, variërend van "helemaal niet" tot "extreem".

De schaal wordt beschouwd als een reflectief meetmodel, omdat het voldoet aan de volgende kenmerken zoals beschreven door Hair et al. (2024): de onderliggende emotionele toestand veroorzaakt de gerapporteerde gevoelens (indicatoren), verandering in de emotionele toestand leidt tot verandering in de antwoorden, de indicatoren zijn manifestaties van hetzelfde onderliggende construct, de items zijn onderling inwisselbaar en vertonen hoge onderlinge correlatie.

In lijn met de aanbevelingen van Fisher et al. (2016) werd ervoor gekozen om, gezien de lengte van de vragenlijst en de herhaalde metingen, één representatief item te selecteren dat de essentie van positieve emotie vastlegt. In dit onderzoek werd daarom gekozen voor het volgende item als meetinstrument voor de affectieve component: "De interactie met deze chatbot gaf mij een positief

gevoel." Dit item sluit direct aan bij de essentie van positieve emotie binnen de context van menselijke interactie met chatbots.

Gedragmatige component

De gedragmatige component van *customer experience* verwijst naar de intentie van een gebruiker om in de toekomst opnieuw gebruik te maken van de chatbot (Ranieri et al., 2024). Om deze component te meten wordt er vertrokken van het *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (UTAUT)-model (Venkatesh et al., 2003). Meerbepaald zal daarvan het *Behavioral Intention* construct worden gebruikt. Deze schaal meet de bereidheid of intentie van een gebruiker om een systeem te blijven gebruiken.

De originele schaal van Behavioral Intention bevat meerdere items, waaronder: "*I intend to use the system in the future*", "*I predict I would use the system again*" en "*I plan to continue using the system*". Deze items worden doorgaans beoordeeld op een zevenpuntsschaal, van "helemaal niet mee eens" tot "helemaal mee eens".

De schaal wordt beschouwd als een reflectieve schaal, omdat zij voldoet aan de kernkenmerken van reflectieve meetmodellen zoals beschreven door Hair et al. (2024): de causale richting loopt van het construct naar de indicatoren (de intentie tot hergebruik veroorzaakt de antwoorden op de individuele items), verandering in het construct leidt tot verandering in de indicatoren, de indicatoren zijn manifestaties van het construct, onderling inwisselbaar en vertonen een hoge mate van samenhang.

In lijn met de aanbevelingen van Fisher et al. (2016) is het bij reflectieve schalen gerechtvaardigd om, bij praktische beperkingen zoals herhaalde metingen per profiel, één representatief item te selecteren. In dit onderzoek werd daarom gekozen voor het volgende item om de gedragmatige component te meten: "Ik zou deze chatbot opnieuw willen gebruiken". Dit item sluit nauw aan bij het oorspronkelijke construct van *Behavioral Intention* en past binnen de context van het beoordelen van chatbotervaringen.

Relationele component

De relationele component gaat over de het gevoel van verbondenheid, vertrouwen en waargenomen menselijkheid. De relationele component van *customer experience* werd in dit onderzoek gemeten via de perceptie van menselijkheid van de chatbot, ook wel aangeduid als *perceived humanness* of *social presence*. Dit verwijst naar de mate waarin gebruikers het gevoel hebben dat de chatbot menselijke eigenschappen vertoont of aanvoelt als een persoon (Go & Sundar, 2019; Ranieri et al., 2024).

Go & Sundar (2019) meten *social presence* door middel van vijf items. De schaal had een hoge interne consistentie (Cronbach's $\alpha = 0.96$), wat wijst op sterke onderlinge samenhang tussen de items. Elk item representeert een subjectieve uiting van hetzelfde onderliggende gevoel van psychologische aanwezigheid, zoals "voelde aan als een echt persoon", "communiceerde op een menselijke manier", of "deed me denken aan praten met een mens". In lijn met de definitie van een

reflectief meetmodel (Hair et al., 2024), waarbij de indicatoren manifestaties zijn van een latent construct, wordt deze schaal in dit onderzoek als reflectief beschouwd.

In overeenstemming met de aanbevelingen van Fisher et al. (2016) werd ervoor gekozen om, vanwege de herhaalde metingen per profiel, één representatief item te selecteren dat deze perceptie van menselijkheid weerspiegelt. In dit onderzoek werd daarvoor de volgende vraag gebruikt: "Deze chatbot voelde aan als een echt persoon". Dit item weerspiegelt de kern van de relationele beleving die ontstaat wanneer gebruikers sociale of menselijke eigenschappen toekennen aan een chatbot.

Totale customer experience

De totale customer experience zal dus bevraagd worden aan de hand van de volgende vier stellingen.

Tabel 3: Overzicht vragen customer experience

Cognitieve component	"Ik zou deze chatbot nuttig vinden om mijn vraag/probleem op te lossen."
Affectieve component	"De interactie met deze chatbot gaf mij een positief gevoel."
Gedragmatige component	"Ik zou deze chatbot opnieuw willen gebruiken."
Relationele component	"Deze chatbot voelde aan als een echt persoon."

3.4.2 Opstellen scenario

Voor het bevragen van de chatbots werd er een eenvoudige situatie bedacht, namelijk een probleem bij de levering van een product. De situatie werd als volgt aan de respondenten beschreven:

"Situatieschets: Stel je voor: Je hebt onlangs een mok besteld via een webwinkel. Wanneer je het pakketje opent, blijkt dat de mok beschadigd of kapot is aangekomen. Je besluit om contact op te nemen met de klantenservice en je wordt daarbij geholpen door een chatbot. Deze chatbot helpt je met het melden van het probleem en zoekt samen met jou naar een passende oplossing, zoals het opsturen van een nieuwe mok of een terugbetaling."

De tekst die te zien is in de tekstballonnen van de chatbot neemt twee varianten aan, afhankelijk van het level van de conversatiecue. De tekst is anders als het gaat om een hoog antropomorfe conversatiestijl of een laag antropomorfe conversatiestijl. De twee gesprekken zijn als volgt:

Laag antropomorfe conversatiestijl

Chatbot: "Hallo. Waarmee kan ik u helpen?"

Ik: "Mijn bestelling is net aangekomen maar het product is kapot."

Chatbot: "Voer het bestelnummer in."

Ik: "Dat is #4585426"

Chatbot: "Bestelling gevonden. Geef aan welk artikel defect is."

Ik: "Het oor van de mok is afgebroken."

Chatbot: "Vervangend product wordt verzonden. Retour is niet vereist."

Hoog antropomorfe conversatiestijl

Chatbot: "Hey! Waarmee kan ik je helpen?"

Ik: "Mijn bestelling is net aangekomen maar het product is kapot."

Chatbot: "Oh jee, wat vervelend om te horen! Daar help ik je natuurlijk graag mee. Heb je misschien je bestelnummer bij de hand?"

Ik: "Dat is #4585426"

Chatbot: "Top, dankjewel! Om welk artikel gaat het precies?"

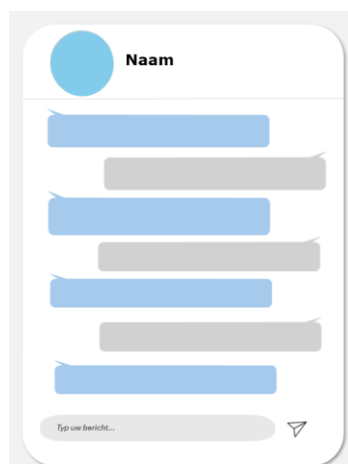
Ik: "Het oor van de mok is afgebroken."

Chatbot: "Dat is balen! Ik zorg ervoor dat je een nieuw exemplaar krijgt. Je hoeft niets terug te sturen."

3.4.3 Opmaken lay-out

Chatbot interface

Voor de opmaak van de chatbot werd een zo neutraal mogelijke lay-out gekozen. Een witte interface met blauwe en grijze tekstballonnen, wat vaak de standaard is. Bovenaan werd er ruimte gehouden voor de naam en de visuele cue.



Figuur 3: Lay-out chatbot

Visuele cue

Voor de visuele cue werden er twee avatars en twee realistische foto's gegenereerd via ChatGPT. Bij het ontwerpen van deze afbeeldingen werd er bewust gestreefd naar neutraliteit, om onbedoelde vertekening of bias in de beoordeling van de chatbotprofielen te vermijden.

Zowel de mannelijke als vrouwelijke figuren kregen een vergelijkbare, vriendelijke maar neutrale gezichtsuitdrukking, zonder uitgesproken emoties of opvallende kenmerken. Er werd ook gekozen voor een gelijke outfitstijl en lichaamshouding, om te voorkomen dat respondenten afgeleid zouden worden door visuele details. Daarom werd er ook gekozen voor het gebruik van dezelfde lichtblauwe achtergrond voor alle afbeeldingen. Door de visuele context constant te houden, werd het risico op contextuele bias geminimaliseerd.

Op deze manier zullen de percepties van de respondenten zo veel mogelijk gebaseerd zijn op de beoogde manipulaties, namelijk het type visuele representatie (avatar of realistische foto) en niet op toevallige uiterlijkheidskenmerken van de figuren zelf.

De volgende *prompts* werden in ChatGPT ingegeven om de visuele cues te genereren:

- "Ik heb een foto nodig van een vrouw, een service agent, die ik bij een chatbot zet. Het moet er dus echt uit zien als een mens, een vrouw met een vrij neutraal uiterlijk, een vriendelijke uitstraling en een lichtblauwe achtergrond".
- "Nu met dezelfde achtergrond en outfit een mannelijke variant."
- "Je hebt daarstaks een foto van een vrouw gemaakt, nu heb ik diezelfde vrouw nodig maar dan in cartoon vorm."
- "Nu de man in cartoon vorm"

De volgende vier afbeeldingen werden daarbij gegenereerd en ze werden linksboven in een cirkel getoond in de chatbot interface:

Tabel 4: Overzicht visuele cues

	Realistisch	Avatar
Vrouw		
Man		

Naamkeuze

Voor de naam werd een genderneutrale naam gekozen die zowel een man als vrouw kan hebben, namelijk "Robin". Dit zodat bij zowel de man als vrouw, dezelfde naam kon blijven staan, zodat de voorkeur qua naam geen invloed kan hebben op de percepties van de chatbot. Voor de technische naam werd "TechBot" gekozen. Die naam is duidelijk niet menselijk. De naam werd boven het gesprek in de interface van de chatbot getoond.

3.4.4 Bevragen van demografische gegevens

In het tweede deel van de vragenlijst werden een aantal demografische gegevens verzameld om een beeld te krijgen van de achtergrond van de respondenten. Deze informatie werd gebruikt om de steekproef te beschrijven.

De volgende variabelen werden bevraagd: leeftijd, geslacht, hoogst behaalde opleidingsniveau en ervaring met chatbots. De demografische gegevens werden uitsluitend gebruikt ter beschrijving van de steekproef. Alle antwoorden werden anoniem verwerkt en vertrouwelijk behandeld.

3.4.5 Controlevraag

Om de betrouwbaarheid van de antwoorden te garanderen, werd in de vragenlijst een controlevraag opgenomen, ook wel bekend als een *attention check*. Dergelijke vragen zijn ontworpen om te testen of respondenten de instructies aandachtig lezen en bewust deelnemen aan het onderzoek. Ze helpen bij het identificeren van respondenten die willekeurig antwoorden zonder de inhoud van de profielen of stellingen echt te verwerken.

In dit onderzoek werd een eenvoudige instructievraag toegevoegd, waarvan het correcte antwoord duidelijk was voor aandachtige deelnemers. De vraag was namelijk: "Dit is een controle vraag, gelieve hier 'Eerder niet akkoord' aan te duiden."

3.5 Dataverzameling

Voor dit onderzoek werd gebruikgemaakt van een kwantitatieve dataverzamelingsmethode. De gegevens werden verzameld via een online vragenlijst, opgesteld in Qualtrics. Respondenten werden uitgenodigd om deel te nemen via sociale media (Instagram, Whatsapp, Facebook en X) en via persoonlijk netwerk. Deelname was vrijwillig en anoniem. De vragenlijst bestond uit twee delen. In het eerste deel kregen de respondenten de negen chatbotprofielen te zien. In het tweede deel werden demografische gegevens verzameld, zoals beschreven in sectie 3.4.4. De dataverzameling vond plaats tussen 28/04/2025 en 1/05/2025. In totaal vulden 287 respondenten de hele vragenlijst in. 302 respondenten hebben de vragenlijst opengeklikt maar niet ingevuld of afgemaakt. Dat hoge

getal kan verklaard worden door de hoge cognitieve belasting die een conjoint analyse met zich meebrengt.

Er werden geen verplichtingen opgelegd bij deelname en respondenten konden de vragenlijst op elk gewenst moment stoppen zonder nadelige gevolgen. De gegevens werden uitsluitend gebruikt voor onderzoeksdoeleinden.

3.6 Dataverwerking

In dit onderdeel wordt beschreven hoe de verzamelde data zijn voorbereid en verwerkt voor analyse. Er wordt onder meer besproken hoe er is omgegaan met onvolledige of ongeldige antwoorden, hoe de dataset is opgeschoond en hoe de variabelen zijn gecodeerd en getransformeerd voor het uitvoeren van de conjoint analyse

3.6.1 Datavoorbereiding

Data cleaning

Na afronding van de dataverzameling werd de dataset opgeschoond en voorbereid op analyse. In totaal werden er 287 antwoorden geregistreerd. Acht cases werden verwijderd omdat het ging om testdata. Vervolgens werd de controlevraag gecontroleerd. Respondenten die deze vraag foutief of niet invulden ($n = 56$) werden uitgesloten, waardoor er nog 223 geldige cases overbleven. Het aantal respondenten dat die controlevraag niet goed invulde is redelijk hoog. Dat kan komen door de hoge cognitieve belasting die een conjoint onderzoek vraagt van de respondenten. De controlevraag heeft dus zijn nut gehad om de respondenten die zomaar wat invulde eruit te kunnen halen. Vervolgens werden de *missing values* onderzocht om te kijken of er bij de *missing values* patronen waren. In onderstaande tabel wordt het aantal ontbrekende waarden weergegeven voor de respondenten die minstens één waarde niet hebben ingevuld.

Tabel 5: Overzicht missing values

Respondent	# Missing	% Missing
46	1	2.7
155	1	2.7
105	1	2.7
140	1	2.7
99	1	2.7
157	1	2.7
218	1	2.7
173	1	2.7
217	1	2.7
146	4	10.8

Er waren negen respondenten die één vraag van de 36 profielvragen niet hebben ingevuld. Aangezien dat slechts een zeer klein percentage betreft (2.7%) van alle hoofdvragen, werd ervoor gekozen deze respondenten te behouden. Het dataverlies is minimaal en willekeurig verspreid, waardoor hun antwoorden voldoende informatief blijven voor de analyse.

Eén respondent heeft echter vier vragen niet ingevuld, de vier vragen die horen bij de holdoutcard. Dat komt neer op een ontbrekend percentage van 10.8% op de kernvragen. Hoewel het mogelijk is om deze case te behouden, aangezien de respondent de acht hoofdprofielen volledig heeft beoordeeld, werd besloten de respondent toch uit te sluiten. Het volledig overslaan van het laatste profiel kan wijzen op verminderde motivatie of vermoeidheid aan het einde van de vragenlijst, wat ook de kwaliteit van de eerdere antwoorden in twijfel kan trekken. Om de betrouwbaarheid van de data te garanderen, werd deze respondent verwijderd uit de dataset. Na deze respondent te verwijderen blijven er 222 respondenten over.

Bij de vraag over het geboortjaar zijn er negen *missing values*. Bij het opleidingsniveau vulde één iemand de vraag niet in. Leeftijd en opleidingsniveau worden echter niet gebruikt als onafhankelijke variabele of controlevariabele, maar zijn puur beschrijvend bedoeld. Daarom worden deze respondenten niet verwijderd. Dat zou echter waardevolle data onnodig verwijderen. De uiteindelijke dataset bestaat dan uit 222 respondenten.

Transformatie van data + aanmaken dummyvariabelen

De data werden getransformeerd naar *long format*, waarbij de data werd gegroepeerd per component, de vier componenten die bevraagd werden. Dus er komen vier observaties per persoon, met de negen antwoorden per profiel voor één vraag op één lijn.

Vier dummyvariabelen, variabelen die de waarde 0 of 1 kunnen aannemen, werden aangemaakt voor de chatbotkenmerken: visualisatie (mens of avatar), geslacht (vrouw of man), naam (menselijk of technisch) en conversatiestijl (hoog of laag antropomorf). De codering van de dummy's staat in onderstaande tabel.

Tabel 6: Codering dummyvariabelen

Dummy	1	0
D1	Menselijk uiterlijk	Avatar
D2	Vrouw	Man
D3	Menselijke naam	Technische naam
D4	Laag antropomorf	Hoog antropomorf

Met dat dummy schema werden de profielen op de volgende manier gecodeerd, zoals te zien is in tabel 7.

Tabel 7: Codering profielen

Profiel	Visual cue	Geslacht cue	Naam cue	Conversational cue
1	1	1	1	1
2	0	0	0	1
3	1	1	0	0
4	0	1	0	1
5	1	0	0	0
6	0	0	1	0
7	1	0	1	1
8	0	1	1	0
9	0	0	0	0

Aanmaken customer experience variabele

Om een totaalscore voor *customer experience* te kunnen analyseren, werd een samengestelde variabele gecreëerd. *Customer experience* werd in dit onderzoek gemeten aan de hand van vier afzonderlijke componenten: de cognitieve, affectieve, gedragsmatige en relationele dimensie, zoals eerder beschreven. Om tot een globale maat te komen die de algemene beleving van de respondent weerspiegelt, werd het gemiddelde genomen van de scores op deze vier componenten. Door deze aanpak krijgt elke dimensie een gelijk gewicht in de totaalscore.

Verwijderen respondenten die geen variantie vertonen

Omdat in deze studie gebruik wordt gemaakt van regressieanalyse, is het noodzakelijk om respondenten uit te sluiten die geen variantie vertonen in hun beoordelingen. Dat betreft respondenten die bij een bepaalde vraag telkens dezelfde score gaven aan alle profielen, ongeacht de gevarieerde combinaties van chatbotkenmerken. Wanneer de afhankelijke variabele constant is, kan er immers geen betrouwbare regressieanalyse worden uitgevoerd, aangezien variatie in de voorspelde waarde dan niet kan worden toegeschreven aan veranderingen in de onafhankelijke variabelen.

Daarom werd er een aparte dataset aangemaakt per component van de *customer experience*. Binnen elke component werden respondenten verwijderd die geen enkel onderscheid maakten tussen de aangeboden profielen op de betreffende vraag. Bijvoorbeeld: een respondent die op de vraag 'Ik zou deze chatbot nuttig vinden om mijn vraag/probleem op te lossen' bij alle profielen een score van 6 gaf, werd uitgesloten van de dataset voor de cognitieve component.

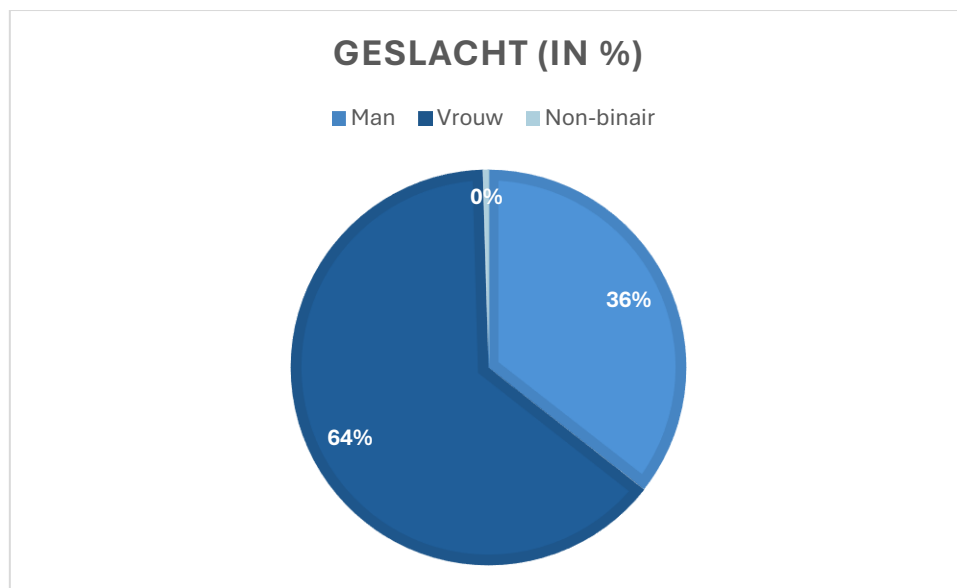
Op basis van deze filtering bleven de volgende aantallen respondenten behouden: 142 respondenten voor de cognitieve component, 201 voor de affectieve component, 186 voor de gedragsmatige component en 216 voor de relationele component.

Voor de dataset van de totale *customer experience* werden enkel respondenten behouden die bij alle vier de componenten voldoende variatie in hun antwoorden vertoonden. Respondenten die bij zelfs

één component geen variatie toonden, werden uitgesloten. Na deze filtering bleven er 134 respondenten over voor de analyse van de totale *customer experience*.

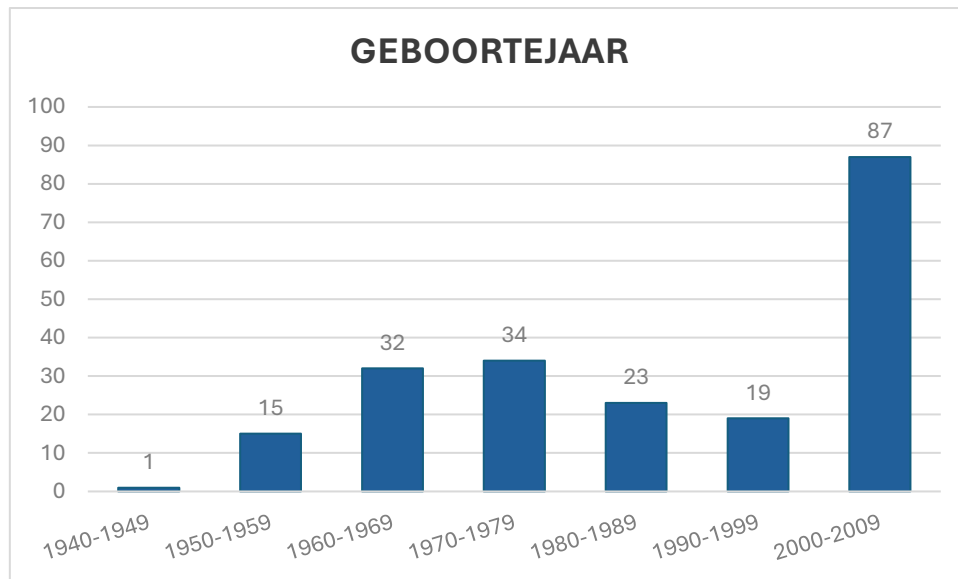
3.6.2 Beschrijving steekproef

Van de 222 respondenten waren er 79 mannen, 142 vrouwen en één iemand die zich identificeert als non-binair. Dat maakt dat de vrouwen 64% van de steekproef vertegenwoordigen. De groep mannen bestaat uit 36% en minder dan 1% van de respondenten is non-binair. Deze verdeling, die wordt weergegeven in figuur 4, duidt op een oververtegenwoordiging van vrouwelijke respondenten.



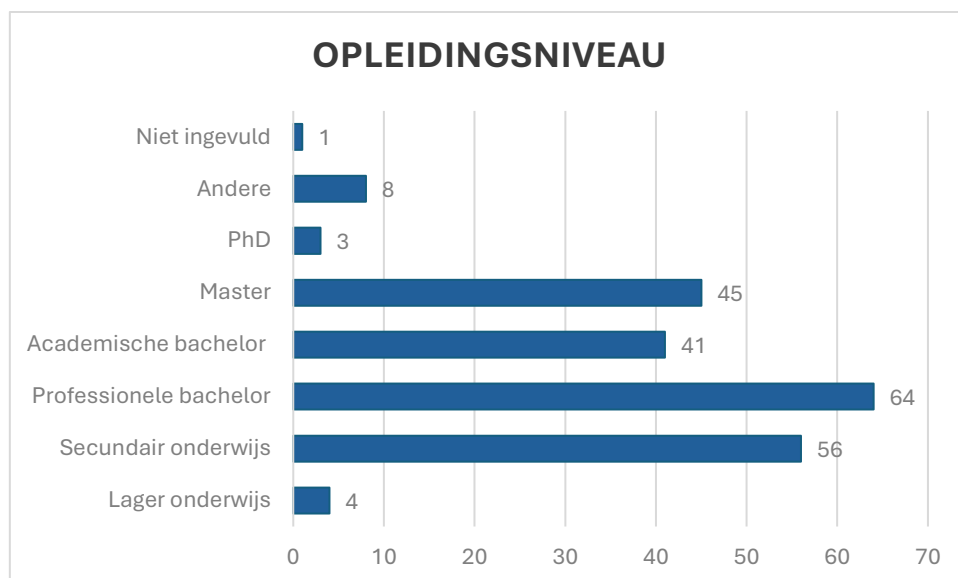
Figuur 4: Geslacht respondenten

Het geboortjaar van de respondenten wordt weergegeven in Figuur 5. De grootste groep respondenten werd geboren tussen 2000 en 2009, namelijk 87 personen, wat wijst op een oververtegenwoordiging van jongere participanten. De overige geboortecategorieën zijn als volgt verdeeld: één respondent geboren tussen 1940 en 1949, 15 respondenten geboren tussen 1950 en 1959, 32 respondenten geboren tussen 1960 en 1969, vier respondenten geboren tussen 1970 en 1979, 23 respondenten geboren tussen 1980 en 1989 en 19 respondenten geboren tussen 1990 en 1999. Deze verdeling laat zien dat de steekproef voornamelijk bestaat uit personen jonger dan 25 jaar. De steekproef is dus sterk oververtegenwoordigd door jongere deelnemers, met een piek in de groep geboren tussen 2000 en 2009. De oudste persoon die de vragenlijst invulde, is geboren in het jaar 1940. De jongste persoon in het jaar 2008.



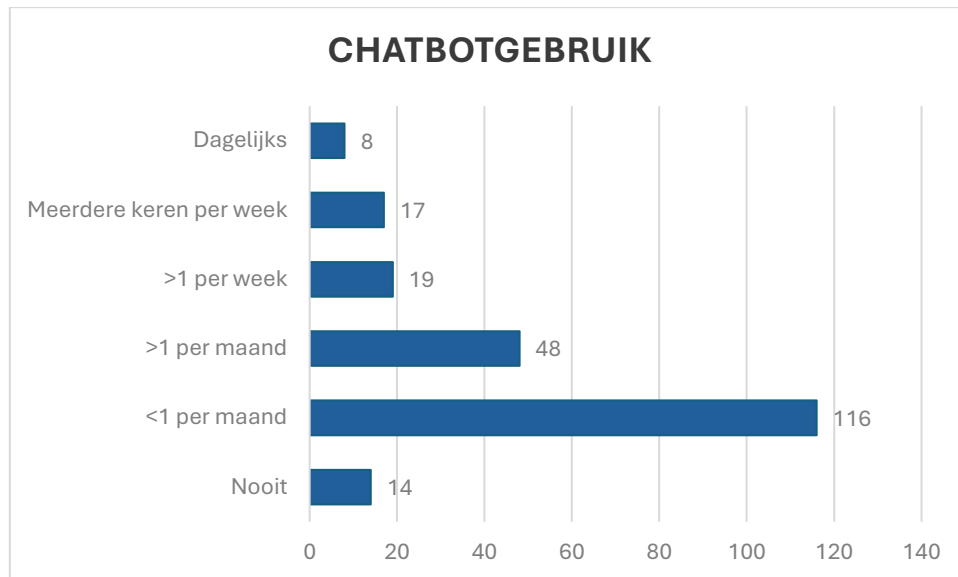
Figuur 5: Geboortejaar respondenten

De verdeling van het opleidingsniveau wordt weergegeven in Figuur 6. De grootste groep deelnemers, 64, heeft een professionele bacheloropleiding afgerond, gevolgd door respondenten met een diploma secundair onderwijs, 56. Daarnaast beschikten 45 personen over een masterdiploma en 41 over een academische bachelor. Een kleiner aandeel, drie personen, gaf aan een PhD te hebben afgerond, lager onderwijs als hoogste opleidingsniveau te hebben genoten ($n = 4$), of een ander opleidingsniveau te hebben ($n = 8$). Eén respondent liet deze vraag onbeantwoord. Deze spreiding duidt op een relatief hoog opleidingsniveau binnen de steekproef, met een duidelijke concentratie op het hoger onderwijs.



Figuur 6: Opleidingsniveau respondenten

Wat betreft het chatbot gebruik gaven de meeste respondenten, namelijk 116, aan minder dan één keer per maand een chatbot te gebruiken. Daarnaast rapporteerden 48 personen gebruik van meer dan één keer per maand, 19 respondenten gebruikten een chatbot meer dan één keer per week, 17 meerdere keren per week en acht respondenten gaven aan dagelijks gebruik te maken van een chatbot. Ten slotte gaf een kleine groep, namelijk 14, aan nooit gebruik te maken van een chatbot.



Figuur 7: Chatbotgebruik respondenten

3.7 Assumpties conjoint-analyse

Conjoint analyse vereist geen klassieke statistische assumpties zoals normaliteit, homoscedasticiteit of onafhankelijkheid van residuen. Dankzij het gestructureerde experimentele design en het gebruik van een additief samenstellingsmodel zijn deze tests, die vaak essentieel zijn bij andere afhankelijke analysetechnieken, niet van toepassing (Hair et al., 2013). De belangrijkste vereisten liggen bij conjoint-analyse dan ook eerder op conceptueel vlak, uitgebreid besproken in sectie 3.3.

4. Resultaten

In de volgende sectie worden de resultaten van de statistische analyse gepresenteerd. In de eerste stap worden regressiemodellen per afzonderlijke dimensie van CX besproken, de cognitieve, affectieve, gedragsmatige en relationele component. Deze aanpak laat toe om de specifieke invloed van de chatbotkenmerken op elk aspect van de gebruiksbeleving te isoleren en te interpreteren. Vervolgens wordt een regressie uitgevoerd voor de totale *customer experience*. Daarna wordt de robuustheid van de modellen getoetst met behulp van de holdoutcard, waarin voorspelde en werkelijke scores vergeleken worden. Tot slot worden er getest of er een verschil is in beoordeling tussen mannen en vrouwen.

4.1 Regressie per dimensie van customer experience

Om de invloed van de vier chatbotkenmerken op de perceptie van customer experience te analyseren, werden afzonderlijke lineaire regressiemodellen opgesteld voor elk van de vier componenten: cognitief, affectief, gedragsmatig en relationeel. Deze aanpak maakt het mogelijk om per dimensie te bepalen welke kenmerken een significante invloed uitoefenen en in welke mate.

Bij het interpreteren van de resultaten is het belangrijk om in het hoofd te houden hoe de dummyvariabelen zijn gecodeerd, omdat dit een sterke invloed heeft op de interpretatie van de resultaten. Bij een conjoint analyse wordt namelijk een constante of *intercept* gegeven, dat is de score die een profiel krijgt indien alle dummy's 0 zijn. De coëfficiënten geven vervolgens aan hoe de score verandert wanneer een dummy van 0 naar 1 verandert, dus wanneer één attribuutniveau wordt gewijzigd terwijl de rest gelijk blijft. Concreet betekent dit dat de coëfficiënt weergeeft wat het effect is van het veranderen van de visuele cue van een avatar naar een realistisch menselijk uiterlijk, het geslacht van de chatbot van man naar vrouw, de naam van technisch naar menselijk en de conversatiestijl van hoog antropomorf naar laag antropomorf. Het coderingsschema wordt hieronder nogmaals weergegeven.

Tabel 8: Coding dummyvariabelen

Dummy	1	0
D1	Menselijk uiterlijk	Avatar
D2	Vrouw	Man
D3	Menselijke naam	Technische naam
D4	Laag antropomorf	Hoog antropomorf

4.1.1 Cognitieve component

Om de invloed van de vier chatbotkenmerken op de cognitieve component van de chatbot te analyseren, werd er een lineair regressiemodel opgesteld met de cognitieve component van customer experience als afhankelijke variabele. Het model wordt als volgt weergegeven:

$$\text{Cognitieve beoordeling} = \beta_0 + \beta_1 D_1 + \beta_2 D_2 + \beta_3 D_3 + \beta_4 D_4 + \varepsilon$$

Waarbij:

β_0 = Intercept

D_1 = Visual cue (0 = avatar, 1 = menselijk uiterlijk)

D_2 = Geslacht (0 = man, 1 = vrouw)

D_3 = Naam (0 = technisch, 1 = menselijk)

D_4 = Conversatiestijl (0 = hoog, 1 = laag)

ε = foutterm

De uitkomsten van de regressie worden weergegeven in de volgende tabel. Het regressiemodel bleek statistisch significant ($F = 9,919$, $p < 0,001$), wat betekent dat de combinatie van deze variabelen een betere voorspelling oplevert dan op basis van toeval.

Tabel 9: Regressie cognitieve component

	Unstandardized B	Coefficients std. Error	Standardized coefficients Beta	T	Sig.
Constant	5.593	0.074		75,791	<0.001
D1	0.200	0.066	0.089	3.032	0.002
D2	0.067	0.066	0.030	1.015	0.310
D3	-0.003	0.066	-0.001	-0.044	0.965
D4	-0.359	0.066	-0.159	-5.432	<0.001

Dat maakt dat de geschatte regressievergelijking er als volgt uit ziet:

$$\text{Cognitieve beoordeling} = 5,593 + 0,200 D_1 + 0,067 D_2 - 0,003 D_3 - 0,359 D_4$$

Volgens de methode beschreven door Wilcox (2008) wordt een attribuut als significant beschouwd wanneer de som van de absolute t-waarde van het meest en minst geprefereerde level binnen dat attribuut groter is dan drie. Deze aanpak wordt aanbevolen omdat de standaard interpretatie van de t-waarden bij conjoint analyse misleidende resultaten kan vertonen door herschaling.

Uit de regressieanalyse blijkt dat twee van de vier chatbotkenmerken een significante invloed hebben op de ervaren nuttigheid van de chatbot. De visuele cue heeft een positief significant effect, dat wil zeggen dat de chatbots met een menselijk uiterlijk als nuttiger worden ervaren dan die met een avatar. Conversatiestijl heeft een negatief significant effect, dat betekent dat chatbots met een lage antropomorfe stijl als minder nuttig worden ervaren dan die met een hoge antropomorfe stijl.

Geslacht en de naam van de chatbot vertoonden geen significant effect wat suggereert dat deze kenmerken weinig invloed hebben op de cognitieve beoordeling.

4.1.2 Affectieve component

Om de invloed van de vier chatbotkenmerken op de affectieve evaluatie van de chatbot te analyseren, werd een lineair regressiemodel opgesteld met de affectieve component van *customer experience* als afhankelijke variabele. Het model wordt als volgt weergegeven:

$$\text{Affectieve beoordeling} = \beta_0 + \beta_1 D_1 + \beta_2 D_2 + \beta_3 D_3 + \beta_4 D_4 + \varepsilon$$

Waarbij:

β_0 = Intercept

D_1 = Visual cue (0 = avatar, 1 = menselijk uiterlijk)

D_2 = Geslacht (0 = man, 1 = vrouw)

D_3 = Naam (0 = technisch, 1 = menselijk)

D_4 = Conversatiestijl (0 = hoog, 1 = laag)

ε = foutterm

Het regressiemodel voor de affectieve component van *customer experience*, gemeten via het ervaren positieve gevoel, was significant: $F = 55.852$, $p < 0.001$.

Tabel 10: Regressie affectieve component

	Unstandardized B	Coefficients std. Error	Standardized coefficients Beta	t	Sig.
Constant	5.513	0.073		75,659	<0.001
D1	0.213	0.065	0.075	3.275	0.001
D2	-0.001	0.065	0.000	-0.008	0.993
D3	-0.079	0.065	-0.028	-1.213	0.225
D4	-1.142	0.065	-0.400	-17,531	<0.001

Dat maakt dat de geschatte regressievergelijking er als volgt uit ziet:

$$\text{Affectieve beoordeling} = 5,555 + 0,213 D_1 - 0,001 D_2 - 0,079 D_3 - 1,142 D_4$$

Ook hier zijn weer de t-waarden van D1 en D4 qua absolute waarden groter dan 3, wat betekent dat de attributen significant zijn. De visuele cue heeft een positief significant effect, wat betekent dat chatbots met een menselijk uiterlijk een positiever gevoel oproepen dan chatbots met een avatar. De conversatiestijl heeft een sterk negatief significant effect. Dat wil zeggen dat de chatbots met een lage antropomorfe stijl zorgen voor beduidend minder positieve gevoelens dan die met een hoog

antropomorfe taalgebruik. Geslacht en naam hadden wederom geen significante invloed en dragen dus niet bij aan een positief gevoel tijdens de interactie.

4.1.3 Gedragmatige component

Om de invloed van de vier chatbotkenmerken op de gedragmatige evaluatie van de chatbot te analyseren, werd een lineair regressiemodel opgesteld met de gedragmatige component van customer experience als afhankelijke variabele. Het model wordt als volgt weergegeven:

$$\text{Gedragmatige beoordeling} = \beta_0 + \beta_1 D_1 + \beta_2 D_2 + \beta_3 D_3 + \beta_4 D_4 + \varepsilon$$

Waarbij:

β_0 = Intercept

D_1 = Visual cue (0 = avatar, 1 = menselijk uiterlijk)

D_2 = Geslacht (0 = man, 1 = vrouw)

D_3 = Naam (0 = technisch, 1 = menselijk)

D_4 = Conversatiestijl (0 = hoog, 1 = laag)

ε = foutterm

Het regressiemodel bleek statistisch significant ($F = 215.716$, $p < 0,001$), wat betekent dat de combinatie van deze variabelen een betere voorspelling oplevert dan op basis van toeval.

Tabel 11: Regressie gedragmatige component

	Unstandardized B	Coefficients std. Error	Standardized coefficients Beta	t	Sig.
Constant	5.507	0.074		74.394	<0.001
D1	0.261	0.066	0.095	3.935	<0.001
D2	-0.019	0.066	-0.007	-0.283	0.777
D3	0.049	0.066	-0.017	-0.691	0.490
D4	-0.954	0.066	-0.349	-14.405	<0.001

$$\text{Gedragmatige beoordeling} = 5,507 + 0,261 D_1 - 0,019 D_2 - 0,046 D_3 - 0,954 D_4$$

De absolute t-waarden van D1 en D4 zijn wederom groter dan 3, wat betekent dat ze een significante invloed hebben op de gedragmatige component. De visuele cue had opnieuw een positief significant effect. Chatbots met een menselijk uiterlijk verhogen de intentie om de chatbot opnieuw te gebruiken. De conversatiestijl heeft een sterk negatief effect. Een lage antropomorfe stijl verlaagt de bereidheid tot het hergebruik van de chatbot. Geslacht en naam bleken opnieuw niet significant, wat suggereert dat deze kenmerken weinig invloed hebben op gedragsintenties.

4.1.4 Relationele component

Om de invloed van de vier chatbotkenmerken op de gedragsmatige evaluatie van de chatbot te analyseren, werd een lineair regressiemodel opgesteld met de relationele component van *customer experience* als afhankelijke variabele. Het model wordt als volgt weergegeven:

$$\text{Relationele beoordeling} = \beta_0 + \beta_1 D_1 + \beta_2 D_2 + \beta_3 D_3 + \beta_4 D_4 + \varepsilon$$

Waarbij:

β_0 = Intercept

D_1 = Visual cue (0 = avatar, 1 = menselijk uiterlijk)

D_2 = Geslacht (0 = man, 1 = vrouw)

D_3 = Naam (0 = technisch, 1 = menselijk)

D_4 = Conversatiestijl (0 = hoog, 1 = laag)

ε = foutterm

Het regressiemodel met de perceptie van menselijkheid als afhankelijke variabele was significant: $F = 215.716$, $p < 0.001$.

Tabel 12: Regressie relationele component

	Unstandardized B	Coefficients std. Error	Standardized coefficients Beta	t	Sig.
Constant	4.876	0.084		58.143	<0.001
D1	0.444	0.075	0.116	5.913	<0.001
D2	-0.048	0.075	-0.013	-0.623	0.523
D3	-0.034	0.075	-0.009	-0.454	0.650
D4	-2.158	0.075	-0.566	-28.755	<0.001

$$\text{Relationele beoordeling} = 4,876 + 0,444 D_1 - 0,048 D_2 - 0,034 D_3 - 2,158 D_4$$

Twee van de vier chatbotkenmerken hebben een significante invloed, met een absolute t-waarde die groter is dan 3. De visuele cue heeft een positief en significant effect. Een menselijk uiterlijk verhoogt dus de perceptie dat de chatbot aanvoelt als een echt persoon. De conversatiestijl heeft een zeer sterk negatief effect, met een *path-worth* van -2,1. Een lage antropomorfe conversatiestijl doet de chatbot aanzienlijk minder menselijk aanvoelen dan een hoge antropomorfe stijl. Geslacht en naam hebben wederom geen significante invloed, wat suggereert dat deze cues weinig effect hebben op de waargenomen menselijkheid.

4.2 Regressie totale customer experience

Naast de afzonderlijke dimensies werd ook een regressieanalyse uitgevoerd op de totaalscore van *customer experience*. Deze totaalscore is een gemiddelde van de vier dimensies (cognitief, affectief, gedragsmatig en relationeel) en weerspiegelt de algemene gebruikersbeleving van de chatbot.

$$\text{Relationele beoordeling} = \beta_0 + \beta_1 D_1 + \beta_2 D_2 + \beta_3 D_3 + \beta_4 D_4 + \varepsilon$$

Waarbij:

β_0 = Intercept

D_1 = Visual cue (0 = avatar, 1 = menselijk uiterlijk)

D_2 = Geslacht (0 = man, 1 = vrouw)

D_3 = Naam (0 = technisch, 1 = menselijk)

D_4 = Conversatiestijl (0 = hoog, 1 = laag)

ε = foutterm

Het regressiemodel bleek statistisch significant ($F = 95.240$, $p < 0,001$), wat betekent dat de combinatie van deze variabelen een betere voorspelling oplevert dan op basis van toeval.

Tabel 13: Regressie totale customer experience

	Unstandardized B	Coefficients std. Error	Standardized coefficients Beta	t	Sig.
Constant	5.468	0.076		71.864	<0.001
D1	0.296	0.068	0.115	4.354	<0.001
D2	-0,009	0.068	0.003	-0.129	0.898
D3	-0.066	0.068	-0.026	-0.974	0.330
D4	-1.294	0.068	-0.500	-19.003	<0.001

$$\text{Customer experience} = 5.468 + 0.296 D_1 - 0,009 D_2 - 0,066 D_3 - 1.294 D_4 + \varepsilon$$

De visuele cue (D1) en conversatiestijl (D4) zijn beide statistisch significant met een absolute t-waarde groter dan 3. Een menselijke visuele representatie verhoogt de totale *customer experience* aanzienlijk. Daarentegen heeft een lage antropomorfe conversatiestijl een sterk negatief effect op de totale beoordeling. De coëfficiënt van -1.294 betekent dat een lage antropomorfe stijl de totaalscore gemiddeld met meer dan één punt verlaagt op een 7-puntsschaal. Geslacht en naam bleken wederom niet significant.

4.3 Validatie via de holdoutcard

Om de voorspellende kracht en betrouwbaarheid van het regressiemodel te toetsen, werd gebruikgemaakt van een holdoutcard, profiel negen. Dat profiel werd bewust niet opgenomen in de

regressieanalyses voor het bereken van de coëfficiënten, maar apart gehouden als controlemiddel. De voorspellingen op basis van het model met de acht profielen konden zo vergeleken worden met de daadwerkelijke beoordelingen van respondenten op dit specifieke profiel.

Voor elk van de vier dimensies van *customer experience* en voor de totaalscore werden voorspellingen gegenereerd met behulp van de regressiemodellen. Deze voorspellingen werden vervolgens afgezet tegen de gemiddeld door respondenten toegekende scores aan profiel negen. De resultaten zijn weergegeven in onderstaande tabel.

Tabel 14: Voorspelde versus werkelijke scores holdoutcard

Component	Voorspeld	Werkelijk	Vershil
Cognitief	5.593	5.52	0.073
Affectief	5.513	5.25	0.263
Gedragmatig	5.507	5.25	0.257
Relationeel	4.876	4.34	0.536
CX	5.468	5.1598	0.3082

De resultaten tonen aan dat de afwijkingen tussen voorspelde en werkelijke scores relatief klein zijn. Vooral voor de cognitieve component is de afwijking verwaarloosbaar. De grootste afwijking doet zich voor op de relationele component met 0,536. De totale CX-score toont een verschil van 0,308, wat relatief klein is op een 7-puntsschaal, wat neerkomt op een afwijking van 4.4%.

Om de voorspellende validiteit van het model verder te onderbouwen, werd een Pearson-correlatie berekend tussen de voorspellingen aan de hand van de regressieanalyses en de werkelijk gemeten gemiddelde beoordelingen van de holdoutcard, over alle vijf componenten. Ze worden weergegeven in de onderstaande correlatiematrix.

Tabel 15: Pearson correlatie werkelijke versus voorspelde scores

		Werkelijk	Voorspeld
Werkelijk	Pearson Correlation	1	0.988**
	Sig. (2-tailed)		0.001
	N	5	5
Voorspeld	Pearson Correlation	0.988**	
	Sig. (2-tailed)	0.001	
	N	5	5

** Correlatie is significant op het 0.01 level.

De analyse toont een zeer sterke en significante correlatie ($r = 0.988$, $p = 0.001$), wat aangeeft dat het model een hoge voorspellende waarde heeft. Het bevestigt dat de regressiemodellen ook buiten de acht profielen nauwkeurige voorspellingen kunnen doen. Hoewel het model de relationele component iets minder accuraat voorspelt, blijft de totaalscore bijzonder voorspelbaar. Dit versterkt het vertrouwen in de uitkomsten van de conjoint analyse.

4.4 Belang per attribuut

Een belangrijk voordeel van conjoint analyse is dat de relatieve belangrijkheid van ieder attribuut kan berekend worden. De relatieve belangrijkheid, of *importance score*, wordt berekend op basis van de range van *part-worth utilities* per attribuut. Hoe groter de range, hoe meer impact het attribuut heeft op de totale evaluatie (Wilcox, 2008). Voor het berekenen van de *importance* scores werd de volgende formule gebruikt.

$$I_i = \frac{\bar{U}_i - \underline{U}_i}{\sum_{j=1}^n \bar{U}_j - \underline{U}_j}$$

Waar:

I_i = de importance van een gegeven attribuut i

$\bar{U}$ = de hoogste utility level binnen een gegeven attribuut

$\underline{U}$ = de laagste utility level binnen een gegeven attribuut

(Wilcox, 2008)

Tabel 16: Importance cognitieve component

Attribuut	Dummy	Coëfficiënt	Range (absoluut)	Importance (%)
Visueel	D1	0.200	0.200	$(0.200/0.629)*100 = 31.80\%$
Geslacht	D2	0.067	0.067	$(0.067/0.629)*100 = 10.65\%$
Naam	D3	-0.003	0.003	$(0.003/0.629)*100 = 0.48\%$
Conversatiestijl	D4	-0.359	0.359	$(0.359/0.629)*100 = 57.07\%$

Tabel 17: Importance affectieve component

Attribuut	Dummy	Coëfficiënt	Range (absoluut)	Importance (%)
Visueel	D1	0.213	0.213	$(0.213/1.435)*100 = 14.84\%$
Geslacht	D2	-0.001	0.001	$(0.001/1.435)*100 = 6.97\%$
Naam	D3	-0.079	0.079	$(0.079/1.435)*100 = 5.51\%$
Conversatiestijl	D4	-1.142	1.142	$(1.142/1.435)*100 = 79.58\%$

Tabel 18: Importance gedragsmatige component

Attribuut	Dummy	Coëfficiënt	Range (absoluut)	Importance (%)
Visueel	D1	0.261	0.261	$(0.261/1.28)*100 = 20.39\%$
Geslacht	D2	-0.019	0.019	$(0.019/1.28)*100 = 1.48\%$
Naam	D3	-0.046	0.046	$(0.046/1.28)*100 = 3.59\%$
Conversatiestijl	D4	-0.954	0.954	$(0.954/1.28)*100 = 74.53\%$

Tabel 19: Importance relationele component

Attribuut	Dummy	Coëfficiënt	Range (absoluut)	Importance (%)
Visueel	D1	0.444	0.444	$(0.444/2.684)*100 = 16.54\%$
Geslacht	D2	-0.048	0.048	$(0.048/2.684)*100 = 1.79\%$
Naam	D3	-0.034	0.034	$(0.034/2.684)*100 = 1.27\%$
Conversatiestijl	D4	-2.158	2.158	$(2.158/2.684)*100 = 80.40\%$

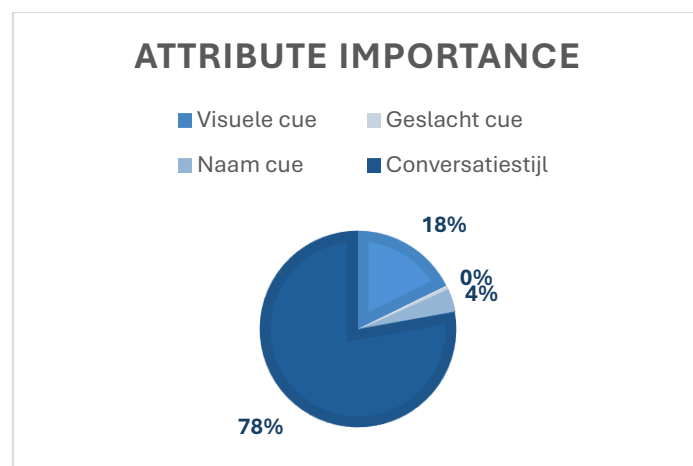
Tabel 20: Importance gedragsmatige component

Attribuut	Dummy	Coëfficiënt	Range (absoluut)	Importance (%)
Visueel	D1	0.296	0.296	$(0.296/1.665)*100 = 17.78\%$
Geslacht	D2	-0.009	0.009	$(0.009/1.665)*100 = 0.54\%$
Naam	D3	-0.066	0.066	$(0.066/1.665)*100 = 3.96\%$
Conversatiestijl	D4	-1.294	1.294	$(1.294/1.655)*100 = 78,18\%$

De resultaten tonen consistent aan dat conversatiestijl in alle componenten de hoogste *importance* score behaalt. Deze cue beïnvloedde zowel de cognitieve, affectieve, gedragsmatige als relationele evaluatie het sterkst. Voor de totale *customer experience* bedroeg de *importance* score van conversatiestijl 78,18%, wat wijst op een overheersende invloed.

Visuele cues nemen overal de tweede plaats in qua belang. Vooral bij de cognitieve component met 31.80% en gedragsmatige component (20.39%) is er een duidelijke impact. Daarentegen blijken geslacht en naam van de chatbot over de gehele lijn weinig belangrijk. De *importance* scores liggen bij deze attributen bijna overal onder de 5% met voor de geslacht cue op de totale *customer experience* slechts 0.54%.

De *attribute importance* scores op de totale *customer experience* worden in Figuur 8 grafisch weergegeven.



Figuur 8: Attribute importance CX

In deze figuur is duidelijk te zien dat conversatiestijl het meest bepalend is voor de evaluatie, gevolgd door de visuele cue. De invloed van de naam en het geslacht van de chatbot blijkt daarentegen verwaarloosbaar klein. Deze belangscores komen overeen met de resultaten uit de regressieanalyses, ook daar kwam naar voren dat conversatiestijl de sterkste impact heeft op de

customer experience, met de visuele cue op de tweede plaats. De cues geslacht en naam blijken nauwelijks van invloed te zijn op de beoordeling van de chatbot.

4.6 Gemiddelde score per profiel

Vervolgens werden nog de gemiddelde scores per profiel berekend. Deze scores weerspiegelen de gemiddelde evaluatie van elk profiel op de afzonderlijke componenten van *customer experience*, evenals het totaalniveau.

Tabel 21: Gemiddelde scores cognitieve component

1	2	3	4	5	6	7	8	9
5.70	5.35	5.83	5.18	5.82	5.64	5.23	5.61	5.52

Tabel 22: Gemiddelde scores affectieve component

1	2	3	4	5	6	7	8	9
4.55	4.43	5.80	4.31	5.66	5.49	5.46	5.38	5.25

Tabel 23: Gemiddelde scores gedragsmatige component

1	2	3	4	5	6	7	8	9
4.81	4.60	5.80	4.48	5.72	5.53	4.70	5.38	5.25

Tabel 24: Gemiddelde scores relationele component

1	2	3	4	5	6	7	8	9
2.90	2.68	5.45	2.71	5.14	4.88	3.31	4.76	4.34

Tabel 25: Gemiddelde scores totale customer experience

1	2	3	4	5	6	7	8	9
4.4552	4.2575	5.8302	4.0814	5.6898	5.4530	4.3451	5.3421	5.1598

Opvallend is dat profiel 3 in alle dimensies het hoogst scoort, met een totale *customer experience* score van 5.83. Dat profiel bevat een combinatie van een menselijke uiterlijk, vrouwelijk geslacht, technische naam en een hoog antropomorfe conversatiestijl. Profiel 5 staat consistent op de tweede plaats en dat is ook een profiel dat een hoge conversatiestijl heeft en een mens als visuele cue. Profiel 4 en 2 scoren het laagst op bijna alle componenten. Deze profielen combineren een lage conversatiestijl en lage visuele cue wat volgens eerdere analyses ook de grootste negatieve impact

hadden op de beoordeling. De gemiddelde scores laten dus nogmaals zien dat de conversatiestijl en visuele cue de grootste doorslag zijn bij de scores.

4.7 Invloed van geslacht respondent

Om te onderzoeken of het geslacht van de respondent een modererende rol speelt in de relatie tussen de chatbotkenmerken en de beoordeling van de *customer experience*, werd een *moderated regression analysis* uitgevoerd. Geslacht werd gecodeerd als dummyvariabele (0= man, 1 = vrouw), waarna vier interactietermen werden gecreëerd tussen de chatbotkenmerken en geslacht. Elk chatbotattribuut (D1 t.e.m. D4) werd vermenigvuldigd met geslacht. Dat resulteerde in het volgende regressiemodel en de resultaten van de analyse staan in de onderstaande tabel:

$$\text{Customer experience} = \beta_0 + \beta_1 D_1 + \beta_2 D_2 + \beta_3 D_3 + \beta_4 D_4 + \beta_5 \text{Geslacht} + \beta_6 (D_1 \times \text{Geslacht}) + \beta_7 (D_2 \times \text{Geslacht}) + \beta_8 (D_3 \times \text{Geslacht}) + \beta_9 (D_4 \times \text{Geslacht}) + \varepsilon$$

Waarbij:

β_0 = Intercept

D_1 = Visual cue (0 = avatar, 1 = menselijk uiterlijk)

D_2 = Geslacht (0 = man, 1 = vrouw)

D_3 = Naam (0 = technisch, 1 = menselijk)

D_4 = Conversatiestijl (0 = hoog, 1 = laag)

Geslacht = geslacht van de respondent (0 = man, 1= vrouw)

$D_i \times \text{Geslacht}$ = Interactieterm tussen elk attribuut en het geslacht van de respondent (voor $i=1,2,3$, Deze term is gelijk aan 1 enkel wanneer zowel $D_i = 1$ als Geslacht = 1, in alle andere gevallen is deze 0.

ε = foutterm

Het regressiemodel is significant $p < 0.001$.

Tabel 26: Moderated regression analysis

	Unstandardized B	Coefficients Std. Error	Standardized Coefficients Beta	t	Sig.
(Constant)	5.304	0.127		41.673	<0,001
D1	0.238	0.114	0.093	2.084	0.037
D2	0.007	0.114	0.003	0.061	0.952
D3	-0.090	0.114	-0.035	-0.786	0.432
D4	-0.982	0.114	-0.382	-8.609	<0.001

Geslacht	0.263	0.158	0.098	1.658	0.098
D1_Geslacht	0.084	0.142	0.031	0.564	0.553
D2_Geslacht	-0.021	0.142	-0.008	-0.147	0.883
D3_Geslacht	0.029	0.142	0.010	0.202	0.840
D4_Geslacht	-0.459	0.142	-0.167	-3.237	0.001

Uit de tabel blijkt dat enkel de interactieterm D4 * Geslacht significant is met een p-waarde van 0.001. Dat wijst op een significante modererende invloed van geslacht op de conversatiestijl. De andere interactietermen waren niet significant, wat suggereert dat het effect van de visual cue, de geslacht cue en de name cue op de *customer experience* niet verschilt tussen mannen en vrouwen.

De interpretatie van de regressiecoëfficiënten toont aan dat zowel mannen als vrouwen een significant negatief effect ervaren van de conversatiestijl op de *customer experience*, maar dat dit effect sterker negatief is voor vrouwen. Voor mannen is het effect van de conversatiestijl -0.982, voor vrouwen is het effect $-0.982 + (-0.459) = -1.441$.

Omdat de interactieterm tussen D4 en geslacht significant is, wordt deze verder geanalyseerd. De coëfficiënten uit de volgende tabel werden gebruikt voor een grafische weergave om inzicht te krijgen in hoe het verschil tussen man en vrouw zich uit.

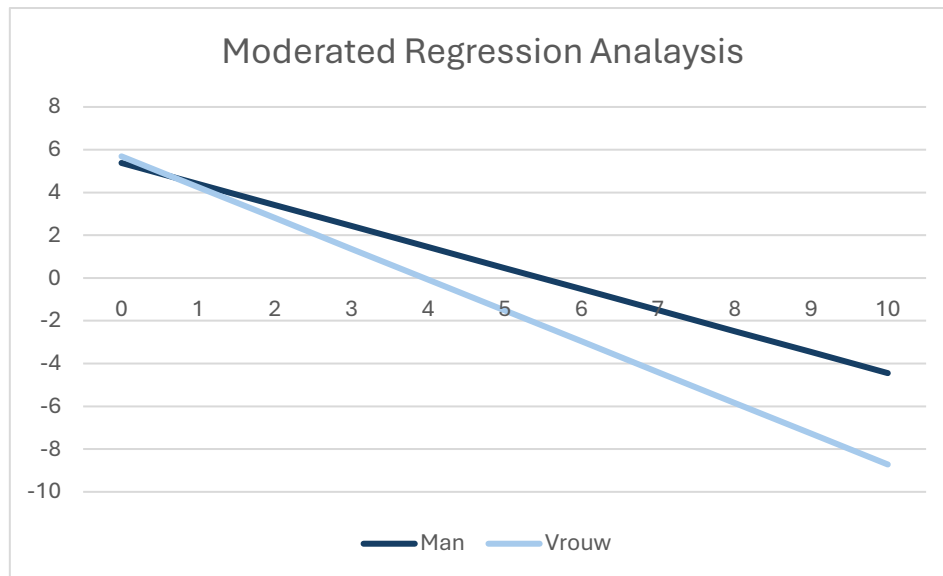
Tabel 27: Moderated regression analysis D4

	Unstandardized B	Coefficients Std. Error	Standardized Coefficients Beta	t	Sig.
(Constant)	5,382	0,081		66,282	<0,001
Geslacht	0,308	0,101	0,114	3,047	0,002
D4_Geslacht	-0,458	0,143	-0,167	-3,209	0,001
D4	-0,983	0,115	-0,382	-8,556	<0,001

Volgens Spiller et al. (2013) worden de volgende waarden verkregen om de grafiek te kunnen creëren.

Tabel 28: Coëfficiënten moderated regression

a	5.382
b	0.308
c	-0.983
d	-0.458
Intercept man	5.382
Intercept vrouw	5.69
Richtingscoëfficiënt man	-0.983
Richtingscoëfficiënt vrouw	-1.441



Figuur 9: Grafische weergave moderator analyse

Op de grafiek is grafisch te zien dat de richtingscoëfficiënten van de man en vrouw verschillen. De regressielijn voor vrouwen heeft een steilere negatieve helling dan die voor mannen, wat duidt op een hogere gevoeligheid voor het kenmerk D4 bij vrouwelijke respondenten.

In tabel 28 zien we dat de intercept van de man (5.382) significant is. Geslacht op zich is niet significant dus we kunnen nog niks zeggen over de intercept van de vrouw. De slope van de man (-0.983) is ook significant. Of de richtingscoëfficiënt van de vrouw significant is weten we ook nog niet. Daarom voeren we nog een regressie uit waar we de geslachtsvariabele hercoderen zodat vrouw 0 is en man 1 is. De resultaten van deze tweede regressie zijn weergegeven in onderstaande tabel.

Tabel 29: Resultaten na hercoderen geslacht

	Unstandardized B	Coefficients Std. Error	Standardized Coefficients Beta	t	Sig.
(Constant)	5,690	0,060		94,761	<0,001
Geslacht	-1,441	0,085	-0,561	-16,979	<0,001
D4_Geslacht	-0,308	0,101	-0,114	-3,047	0,002
D4	0,458	0,143	0,136	3,209	0,001

Uit deze analyse blijkt dat ook voor vrouwen zowel de intercept (5.690) als de richtingscoëfficiënt (-1.441) significant zijn. Dat betekent dat vrouwelijke respondenten, net als mannen, een duidelijke afname in *customer experience* rapporteren bij een lage antropomorfe conversatiestijl, maar de afname is voor hen zelfs nog sterker.

5. Discussie

In dit hoofdstuk worden de onderzoeksresultaten kritisch besproken in het licht van de literatuur. Er wordt stilgestaan bij de betekenis van de bevindingen, de beperkingen van het onderzoek en suggesties voor toekomstig onderzoek.

5.1 Discussie van het onderzoek

Het doel van dit onderzoek was om te achterhalen welke antropomorfe kenmerken van een chatbot bijdragen aan een positievere *customer experience*. Op basis van een traditionele conjoint analyse werden vier type cues onderzocht: visuele representatie, geslacht, naam en conversatiestijl. De resultaten tonen duidelijke patronen, die zowel bevestiging bieden voor eerdere literatuur als nieuwe inzichten aanreiken.

Het meest uitgesproken resultaat is de overheersende invloed van de conversatiestijl op alle dimensies van *customer experience*. Een hoog antropomorfe stijl, gekenmerkt door empathie, persoonlijk taalgebruik en sociaal verbonden reageren, verhoogde systematisch de cognitieve, affectieve, gedragsmatige en relationele beoordeling alsook de totale *customer experience*. Het grootste effect is bij de relationele component. Deze bevinding sluit nauw aan bij eerder onderzoek van De Cicco et al. (2020) en Go & Sundar (2019).

De visuele representatie had eveneens een significante impact. Een realistisch menselijk gezicht leidde tot hogere scores dan een cartoonachtige avatar. Dat komt overeen met de bevindingen van Go & Sundar (2019) en Gong (2008), die stellen dat de mate van antropomorfisme in gezichtspresentatie bijdragen aan *social presence* en sociale reacties. De resultaten suggereren echter dat visuele cues eerder een ondersteunende dan een leidende rol spelen. Hun effect is minder dan dat van de taalstijl.

In tegenstelling tot verwachtingen hadden geslacht en naam van de chatbot nauwelijks invloed op de beleving. Geen van beide cues bleek significant in de regressieanalyses en hun belangscores bleven laag. Het geslacht had enkel een belangscore van ongeveer 10% op de cognitieve component en 7% op de affectieve component maar haalde geen 2% op de andere twee componenten noch de totale *customer experience*. De belangscore van de naam bleef bij bijna alle componenten en *customer experience* zelfs onder de 5%. Dat is opvallend, gezien eerdere studies van onder andere Feine et al. (2019) en Go & Sundar (2019) stellen dat gender en naamgeving sociale verwachtingen activeren en stereotypen kunnen oproepen. De literatuur wijst op het belang van genderstereotypen in technologische interactie (Borau et al., 2021; Eyssel & Hegel, 2012; Pawlik, 2022).

Een mogelijke verklaring voor deze verschillen is de demografische samenstelling van de steekproef. De grootste groep respondenten waren van de generatie Z, zij hebben mogelijk minder stereotype gedachten en dus een neutralere houding tegenover genderrepresentatie in technologie. Ook zou het kunnen komen door dat de manipulaties in dit onderzoek, zoals het gebruik van een genderneutrale

naam ("Robin") en neutrale visuals, onvoldoende stereotiepe activatie veroorzaakten om merkbare verschillen op te roepen.

Een andere verklaring kan zijn dat de naam en het geslacht subtiele cues zijn in vergelijking met de andere attributen. In tegenstelling tot visuele representatie of conversatiestijl, is de naam een relatief zwakke of passieve cue. Het is een signaal dat slechts één keer, meestal bovenaan in de interface, wordt weergegeven en waar de gebruiker niet voortdurend aan wordt herinnerd tijdens de interactie. De conversatiestijl viel mensen het meest op en kan er voor zorgen dat het effect van de naam of het geslacht verbleekt in vergelijking hiermee. Hair et al. (2013) beschrijven dat ook als limitatie van een *full-profile* presentatiemethode. Namelijk dat bij het tonen van meerdere attributen tegelijk *information overload* kan ontstaan en de respondent het proces gaat vergemakkelijken door maar naar enkele attributen te kijken. In het onderzoek van Pawlik (2022) bijvoorbeeld, was het enige verschil tussen de testgroep en de controle groep het geslacht van de chatbot. In de studie van Eyssel & Hegel (2012) werd er ook enkel gespeeld met het geslacht van twee robots, zonder andere verschillen.

Aangezien de respondenten de profielen met de hoge menselijke gespreksstijl en een menselijke foto over het algemeen het best beoordeelden, is er in dit onderzoek geen bewijs voor het *uncanny valley* effect. Toch moet deze conclusie voorzichtig geïnterpreteerd worden: het *uncanny valley*-effect is in dit onderzoek niet expliciet bevraagd en niet systematisch getest. Er werd bijvoorbeeld geen profiel getoond waarin alle menselijke kenmerken tegelijk aanwezig waren (foto, naam en conversatiestijl). Daardoor kunnen mogelijke effecten van te sterke antropomorfie niet volledig uitgesloten worden.

In de uitgevoerde moderatoranalyse werd onderzocht of het geslacht van de respondenten invloed heeft op de relatie tussen chatbotkenmerken en *customer experience*. De analyse wees uit dat enkel de interactie tussen conversatiestijl en respondentengeslacht significant was. Meer specifiek bleek dat de vrouwelijke respondenten negatiever reageren op een lage antropomorfe conversatiestijl dan mannelijke respondenten. Dit resultaat suggereert dat vrouwen mogelijk gevoeliger zijn voor het sociale en empathische karakter van een chatbot. Een functionele, afstandelijke communicatiestijl roept bij vrouwelijke respondenten een duidelijk negatievere evaluatie op dan bij mannen. Deze bevindingen zouden verklaard kunnen worden door de *Selectivity Hypothesis Theory* die stelt dat er biologische verschillen zijn tussen mannen en vrouwen in het verwerken van informatie bij het beoordelen van diensten. Dat zou kunnen verklaren waarom vrouwen in chatbotinteracties mogelijk gevoeliger reageren op aspecten zoals conversatiestijl en dus anders oordelen over customer experience (Zhang et al., 2023).

Tot slot werd de betrouwbaarheid van het model bevestigd door middel van een holdout-validatie. Hierbij werd een profiel dat niet in de analyse was opgenomen, gebruikt om te controleren of het model in staat is om voorkeuren accuraat te voorspellen. De resultaten van deze controle stemden goed overeen met de verwachtingen, wat de robuustheid van de bevindingen ondersteunt.

5.2 Limitaties van het onderzoek

Hoewel deze studie waardevolle inzichten biedt in de invloed van antropomorfe chatbotkenmerken op *customer experience*, zijn er enkele beperkingen waarmee rekening moet worden gehouden bij de interpretatie van de resultaten.

Ten eerste werd het onderzoek uitgevoerd in een kunstmatige setting. Respondenten kregen verschillende chatbotprofielen te zien met korte voorbeeldconversaties, maar er vond geen echte interactie plaats. Daardoor is het de vraag in hoeverre de resultaten overeenkomen met hoe mensen een chatbot zouden ervaren in een realistische, dagelijkse context waarin tijdsdruk, emoties of eerdere ervaringen meespelen. De setting maakte het wel mogelijk om de cues gecontroleerd te manipuleren, maar dat gaat ten koste van de natuurlijke dynamiek van een echte klant-chatbotinteractie.

Ten tweede was de steekproef sterk oververtegenwoordigd door jonge, hoogopgeleide gebruikers. Deze groep is over het algemeen vertrouwd met digitale technologieën en AI-toepassingen, wat de perceptie van chatbotinteracties positief kan beïnvloeden. De resultaten kunnen daardoor minder generaliseerbaar zijn naar andere demografische groepen, zoals ouderen, laagopgeleiden of mensen met lage digitale vaardigheden.

Een ander punt is het hoge aantal uitvallers tijdens de vragenlijst. In totaal begonnen 590 personen aan de vragenlijst maar maakten 302 deze niet af en nog eens 56 respondenten vulden de controlevraag onjuist in. Ondanks de inspanningen om de cognitieve belasting van de vragenlijst te beperken, lijkt dit erop te wijzen dat veel respondenten de vragenlijst toch als intensief of tijdrovend ervaren. Mogelijk week het antwoordgedrag van deze uitvallers af van dat van de uiteindelijke steekproef, wat implicaties kan hebben voor de generaliseerbaarheid van de resultaten.

5.3 Aanbevelingen voor verder onderzoek

Op basis van de bevindingen en beperkingen van dit onderzoek, kunnen er verschillende suggesties worden gedaan voor toekomstig onderzoek naar chatbotontwerp en *customer experience*.

Ten eerste zou het waardevol zijn om een soortgelijke studie uit te voeren in een realistische gebruiksomgeving, waarbij respondenten daadwerkelijk in interactie gaan met een werkende chatbot. Daarnaast zou het interessant zijn om het onderzoek te herhalen bij een meer diverse steekproef, qua leeftijd, opleidingsniveau en digitale vaardigheden. Ook zou het zinvol zijn om kwalitatieve methodes toe te voegen, zoals interviews of open vragen, om beter te begrijpen waarom mensen bepaalde reacties hebben op chatbotinterfaces.

Verder onderzoek zou ook explicieter kunnen inspelen op de *Expectancy Violations Theory*, die in de literatuurstudie werd besproken. Volgens deze theorie reageren mensen negatief wanneer hun verwachtingen over een interactie worden geschonden, bijvoorbeeld wanneer een chatbot er menselijk uit ziet, maar onpersoonlijk communiceert. In dit onderzoek werd die theorie niet rechtstreeks getoetst, omdat bij het opstellen van de profielen geen systematische interacties werden

opgenomen tussen bijvoorbeeld een lage conversatiestijl en een hoog antropomorfe visuele cue vanwege de al hoge cognitieve belasting van de huidige vragenlijst. Om zulke verwachtingsovertredingen goed te onderzoeken, zouden extra profielcombinaties nodig zijn geweest.

Ook het *uncanny valley*-effect werd in dit onderzoek niet expliciet getest, aangezien er geen profiel werd opgenomen waarin alle menselijke kenmerken (realistische foto, menselijke naam en hoge antropomorfe conversatiestijl) tegelijk aanwezig waren. Vervolgonderzoek zou kunnen nagaan of er een grens is aan hoeveel menselijke eigenschappen een chatbot kan hebben voordat dit averechts werkt. Dat kan bijvoorbeeld door opzettelijk combinaties te tonen van sterk antropomorfe cues en vervolgens gebruikers te bevragen op gevoelens van ongemak, afstand of onnatuurlijkheid. Dergelijke inzichten zijn waardevol om het optimale niveau van antropomorfie in chatbotontwerp beter af te bakenen.

6. Conclusie en praktische implicaties

Dit afsluitende hoofdstuk vat de belangrijkste bevindingen van het onderzoek samen en bespreekt hun betekenis voor de praktijk. Er wordt ingegaan op de vraag hoe bedrijven inzichten uit dit onderzoek kunnen gebruiken bij het ontwerpen van effectievere chatbots.

6.1 Conclusie

De centrale onderzoeksvraag van deze studie luidde: "Hoe kunnen antropomorfe kenmerken van een chatbot zorgen voor een betere *customer experience*?". Op basis van een literatuurstudie en een empirische onderzoek via een traditionele conjoint-analyse met 287 respondenten bleek dat vooral de manier waarop de chatbot communiceert een doorslaggevende rol speelt. Respondenten waarderen chatbots met een hoog antropomorfe, empathische conversatiestijl significant hoger op alle vier dimensies van de *customer experience* (cognitief, affectief, gedragsmatig en relationeel) en de totale *customer experience*.

Visuele cues bleken ook een effect te hebben. Gebruikers prefereren menselijke foto's boven een avatar, al weegt dat minder door op hun ervaring dan de conversatiestijl. Geslacht en naam, de twee identity cues, hebben een verwaarloosbare invloed. Daarnaast toonde een moderatoranalyse aan dat vrouwelijke respondenten sterker reageren op conversatiestijl, wat wijst op mogelijke verschillen in gevoeligheid voor sociale interactiekwaliteit. De resultaten zijn betrouwbaar gebleken op basis van een holdoutvalidatie en bieden waardevolle inzichten voor ontwerpers en bedrijven die hun digitale klantenservice willen optimaliseren.

Hoewel het onderzoek methodologisch robuust was, zijn er beperkingen die uitnodigen tot vervolgonderzoek. Vooral het gebrek aan dynamische interactie en de uniforme respondentenpopulatie suggereren dat verdere verdieping nodig is. Bovendien werden de *Expectancy violations theory* en *Uncanny Valley* theorie niet expliciet getoetst, ondanks hun relevantie voor inconsistente chatbotdesigns.

Deze studie toont aan dat antropomorfe kenmerken belangrijk zijn in de ervaring met een chatbot en het onderstreept dat het niet volstaat om een functionele chatbot te implementeren. Het ontwerp moet ook rekening houden met de beleving van de gebruiker. Antropomorfe kenmerken kunnen, mits correct ingezet, die ervaring aanzienlijk verbeteren.

6.2 Praktische implicaties

De bevindingen van dit onderzoek bieden concrete richtlijnen voor organisaties die chatbots inzetten of ontwikkelen.

1. **Investeer in menselijke taalstijl**

De manier waarop een chatbot communiceert heeft de grootste impact op de klantbeleving. Bedrijven doen er goed aan om te investeren op taalontwerp, *tone of voice* en empathische formuleringen. Een chatbot die zich antropomorf gedraagt, wordt aanzienlijk positiever beoordeeld.

2. **Gebruik menselijke visuele afbeeldingen**

Gebruikers prefereren duidelijk een menselijke foto boven een avatar. Indien er dus visuele elementen worden ingezet is het raadzaam om te kiezen voor echte gezichten in plaats van abstracte of cartoonachtige avatars.

3. **Focus minder op geslacht en naamgeving**

Geslacht en naam van de chatbot bleken van ondergeschikt belang. Bedrijven hoeven dus niet te veel tijd te spenderen aan de naam of het geslacht van de chatbot.

4. **Speel in op doelgroep**

De sterke reactie van vrouwelijke respondenten op conversatiestijl suggereert dat personalisatie per doelgroep relevant kan zijn. Bedrijven die vooral vrouwen als doelgroep hebben moeten dus nog attenter zijn op hun keuze van conversatiestijl aangezien vrouwen nog meer afknappen op een lage antropomorfe conversatiestijl.

7. Referentielijst

- Araujo, T. (2018). Living up to the chatbot hype: The influence of anthropomorphic design cues and communicative agency framing on conversational agent and company perceptions. *Computers in Human Behavior*, 85, 183-189. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.03.051>
- Blut, M., Wang, C., Wunderlich, N. V., & Brock, C. (2021). Understanding anthropomorphism in service provision: A meta-analysis of physical robots, chatbots, and other AI. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 49(4), 632-658. <https://doi.org/10.1007/s11747-020-00762-y>
- Borau, S., Otterbring, T., Laporte, S., & Fosso Wamba, S. (2021). The most human bot: Female gendering increases humanness perceptions of bots and acceptance of AI. *PSYCHOLOGY & MARKETING*, 38(7), 1052-1068. <https://doi.org/10.1002/mar.21480>
- Brandtzaeg, P. B., & Følstad, A. (2018). Chatbots: Changing user needs and motivations. *Interactions*, 25(5), 38-43. <https://doi.org/10.1145/3236669>
- Burgoon, J. K., Bonito, J. A., Lowry, P. B., Humpherys, S. L., Moody, G. D., Gaskin, J. E., & Giboney, J. S. (2016). Application of Expectancy Violations Theory to communication with and judgments about embodied agents during a decision-making task. *International Journal of Human-Computer Studies*, 91(Journal Article), 24-36. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2016.02.002>
- Chaves, A. P., & Gerosa, M. A. (2021). How Should My Chatbot Interact? A Survey on Social Characteristics in Human–Chatbot Interaction Design. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 37(8), 729-758. <https://doi.org/10.1080/10447318.2020.1841438>
- Chen, J., Li, M., & Ham, J. (2024). Different dimensions of anthropomorphic design cues: How visual appearance and conversational style influence users' information disclosure tendency towards chatbots. *International Journal of Human-Computer Studies*, 190, 103320. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2024.103320>
- Chua, A. J., Cardino, J. L., Filamor, J. K., Lao, M. R., Bernardo, E. L., Tangsoc, J., & Assoc Computing Machinery. (2023). Human-likeness Design Combinations that Affect User Trust in M-Commerce Chatbots. *AICCC 2023 - 2023 6th Artificial Intelligence and Cloud Computing Conference*, 255-260. <https://doi.org/10.1145/3639592.3639627>
- Ciechanowski, L., Przegalinska, A., Magnuski, M., & Gloor, P. (2019). In the shades of the uncanny valley: An experimental study of human–chatbot interaction. *Future Generation Computer Systems*, 92(Journal Article), 539-548. <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.01.055>
- Crolic, C., Thomaz, F., Hadi, R., & Stephen, A. T. (2022). Blame the Bot: Anthropomorphism and Anger in Customer–Chatbot Interactions. *Journal of Marketing*, 86(1), 132-148. <https://doi.org/10.1177/00222429211045687>
- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Daza, A., Robles, W. F. P., & Jiménez, J. A. S. (2023). The Impact of Chatbots on Customer Satisfaction: A Systematic Literature Review. *TEM Journal*, 12(3), 1407-1417. <https://doi.org/10.18421/TEM123-21>

- De Cicco, R., Silva, S. C., & Alparone, F. R. (2020). Millennials' attitude toward chatbots: An experimental study in a social relationship perspective. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 48(11), 1213-1233. <https://doi.org/10.1108/IJRDM-12-2019-0406>
- Deal, K. (2005). Getting Started with Conjoint Analysis. *Marketing Research (Chicago, Ill.)*, 17(4), 42.
- Diederich, S., Brendel, A. B., & Kolbe, L. M. (2020). Designing Anthropomorphic Enterprise Conversational Agents. *Business & Information Systems Engineering*, 62(3), 193-209. <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00639-y>
- Dogan, O., & Gurcan, O. F. (2024). Enhancing E-Business Communication with a Hybrid Rule-Based and Extractive-Based Chatbot. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 19(3), 1984-1999. <https://doi.org/10.3390/jtaer19030097>
- Epley, N., Waytz, A., Akalis, S., & Cacioppo, J. T. (2008). When We Need A Human: Motivational Determinants of Anthropomorphism. *Social Cognition*, 26(2), 143-155. <https://doi.org/10.1521/soco.2008.26.2.143>
- Epley, N., Waytz, A., & Cacioppo, J. T. (2007). On seeing human: A three-factor theory of anthropomorphism. *PSYCHOLOGICAL REVIEW*, 114(4), 864-886. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.114.4.864>
- Etemad-Sajadi, R. (2016). The impact of online real-time interactivity on patronage intention: The use of avatars. *Computers in Human Behavior*, 61(Journal Article), 227-232. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.03.045>
- Eyssel, F., & Hegel, F. (2012). (S)he's Got the Look: Gender Stereotyping of Robots. *Journal of Applied Social Psychology*, 42(9), 2213-2230. <https://doi.org/10.1111/j.1559-1816.2012.00937.x>
- Feine, J., Gnewuch, U., Morana, S., & Maedche, A. (2019). A Taxonomy of Social Cues for Conversational Agents. *International Journal of Human-Computer Studies*, 132(Journal Article), 138-161. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2019.07.009>
- Fisher, G. G., Matthews, R. A., & Gibbons, A. M. (2016). Developing and investigating the use of single-item measures in organizational research. *Journal of Occupational Health Psychology*, 21(1), 3-23. <https://doi.org/10.1037/a0039139>
- Følstad, A., & Brandtzaeg, P. B. (2020). Users' experiences with chatbots: Findings from a questionnaire study. *Quality and User Experience*, 5(1). <https://doi.org/10.1007/s41233-020-00033-2>
- Go, E., & Sundar, S. S. (2019). Humanizing chatbots: The effects of visual, identity and conversational cues on humanness perceptions. *Computers in Human Behavior*, 97, 304-316. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.01.020>
- Gong, L. (2008). How social is social responses to computers? The function of the degree of anthropomorphism in computer representations. *Computers in Human Behavior*, 24(4), 1494-1509. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2007.05.007>
- Hair, J., Anderson, R., Babin, B., & Black, W. (2013). *Multivariate Data Analysis*. <https://elibrary.pearson.de/book/99.150005/9781292035116>

- Hair, J. F. jr, Black, W. C., Babin, B., & Anderson, R. E. (2024). *Multivariate data analysis* (Eighth). Cengage. <https://go.exlibris.link/mz0f7n2S>
- Haugeland, I. K. F., Følstad, A., Taylor, C., & Bjørkli, C. A. (2022). Understanding the user experience of customer service chatbots: An experimental study of chatbot interaction design. *International Journal of Human-Computer Studies*, 161, 102788. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2022.102788>
- Jenneboer, L., Herrando, C., & Constantinides, E. (2022). The Impact of Chatbots on Customer Loyalty: A Systematic Literature Review. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 17(1), 212. <https://doi.org/10.3390/jtaer17010011>
- Kiesler, S., Powers, A., Fussell, S. R., & Torrey, C. (2008). Anthropomorphic Interactions with a Robot and Robot-like Agent. *Social Cognition*, 26(2), 169-181. <https://doi.org/10.1521/soco.2008.26.2.169>
- Klein, K., & Martinez, L. F. (2023). The impact of anthropomorphism on customer satisfaction in chatbot commerce: An experimental study in the food sector. *Electronic Commerce Research*, 23(4), 2789-2825. <https://doi.org/10.1007/s10660-022-09562-8>
- Kulshreshtha, K., Sharma, G., & Bajpai, N. (2023). Conjoint analysis: The assumptions, applications, concerns, remedies and future research direction. *The International Journal of Quality & Reliability Management*, 40(2), 607-627. <https://doi.org/10.1108/IJQRM-07-2021-0199>
- Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding Customer Experience Throughout the Customer Journey. *Journal of Marketing*, 80(6), 69-96. <https://doi.org/10.1509/jm.15.0420>
- Li, C.-Y., & Zhang, J.-T. (2023). Chatbots or me? Consumers' switching between human agents and conversational agents. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 72, 103264. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103264>
- Li, M., & Wang, R. (2023). Chatbots in e-commerce: The effect of chatbot language style on customers' continuance usage intention and attitude toward brand. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 71, 103209. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103209>
- Magno, F., & Dossena, G. (2023). The effects of chatbots' attributes on customer relationships with brands: PLS-SEM and importance-performance map analysis. *The TQM Journal*, 35(5), 1156-1169. <https://doi.org/10.1108/TQM-02-2022-0080>
- Mori, M., MacDorman, K. F., & Kageki, N. (2012). The Uncanny Valley [From the Field]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 19(2), 98-100. <https://doi.org/10.1109/MRA.2012.2192811>
- Ng, D. T. K., Tan, C. W., & Leung, J. K. L. (2024). Empowering student self-regulated learning and science education through ChatGPT: A pioneering pilot study. *British Journal of Educational Technology*, 55(4), 1328-1353. <https://doi.org/10.1111/bjet.13454>
- Nicky, T., & Kidd, M. (2022). Adoption Factors and Moderating Effects of Age and Gender That Influence the Intention to Use a Non-Directive Reflective Coaching Chatbot. *Sage Open*, 12(2). <https://doi.org/10.1177/21582440221096136>
- Niculescu, L., & Tudorache, M. T. (2022). Human-Computer Interaction in Customer Service: The Experience with AI Chatbots—A Systematic Literature Review. *Electronics*, 11(10), 1579. <https://doi.org/10.3390/electronics11101579>

- Pawlik, V. P. (2022). Design Matters! How Visual Gendered Anthropomorphic Design Cues Moderate the Determinants of the Behavioral Intention Towards Using Chatbots. In T. Araujo, M. Goodwin, P. B. Brandtzaeg, E. L.-C. Law, E. Luger, S. Papadopoulos, & A. Følstad (Red.), *CHATBOT RESEARCH AND DESIGN (CONVERSATIONS 2021)* (Vol. 13171, pp. 192-208). Springer International Publishing AG. https://doi.org/10.1007/978-3-030-94890-0_12
- Rajaobelina, L., Prom Tep, S., Arcand, M., & Ricard, L. (2021). Creepiness: Its antecedents and impact on loyalty when interacting with a chatbot. *Psychology & Marketing*, 38(12), 2339-2356. <https://doi.org/10.1002/mar.21548>
- Ranieri, A., Di Bernardo, I., & Mele, C. (2024). Serving customers through chatbots: Positive and negative effects on customer experience. *Journal of Service Theory and Practice*, 34(2), 191-215. <https://doi.org/10.1108/JSTP-01-2023-0015>
- Rhim, J., Kwak, M., Gong, Y., & Gweon, G. (2022). Application of humanization to survey chatbots: Change in chatbot perception, interaction experience, and survey data quality. *Computers in Human Behavior*, 126(Journal Article), 107034. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.107034>
- Roy, R., & Naidoo, V. (2021). Enhancing chatbot effectiveness: The role of anthropomorphic conversational styles and time orientation. *Journal of Business Research*, 126, 23-34. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.12.051>
- Sah, Y. J., & Peng, W. (2015). Effects of visual and linguistic anthropomorphic cues on social perception, self-awareness, and information disclosure in a health website. *Computers in Human Behavior*, 45(Journal Article), 392-401. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.12.055>
- Schanke, S., Burtch, G., & Ray, G. (2021). Estimating the Impact of “Humanizing” Customer Service Chatbots. *Information Systems Research*, 32(3), 736-751. <https://doi.org/10.1287/isre.2021.1015>
- Schuetzler, R. M., Giboney, J. S., Grimes, G. M., & Nunamaker, J. F. (2018). The influence of conversational agent embodiment and conversational relevance on socially desirable responding. *Decision Support Systems*, 114(Journal Article), 94-102. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2018.08.011>
- Seeger, A.-M., & Heinzl, A. (2017). Human Versus Machine: Contingency Factors of Anthropomorphism as a Trust-Inducing Design Strategy for Conversational Agents. In P.-M. Léger, A. B. Randolph, F. D. Davis, R. Riedl, & J. vom Brocke (Red.), *Information Systems and Neuroscience* (Vol. 25, pp. 129-139). Springer International Publishing AG. https://doi.org/10.1007/978-3-319-67431-5_15
- Seeger, A.-M., Pfeiffer, J., Heinzl, A., Justus Liebig University Giessen, G., & University of Mannheim, G. (2021). Texting with Humanlike Conversational Agents: Designing for Anthropomorphism. *Journal of the Association for Information Systems*, 22(4), 931-967. <https://doi.org/10.17705/1jais.00685>
- Shahzad, M. F., Xu, S., An, X., & Javed, I. (2024). Assessing the impact of AI-chatbot service quality on user e-brand loyalty through chatbot user trust, experience and electronic word of mouth. *JOURNAL OF RETAILING AND CONSUMER SERVICES*, 79, 103867. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103867>

- Sheehan, B., Jin, H. S., & Gottlieb, U. (2020). Customer service chatbots: Anthropomorphism and adoption. *Journal of Business Research*, 115, 14-24.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.04.030>
- Skjuve, M., Haugstveit, I. M., Følstad, A., & Brandtzaeg, P. B. (2019). Help! Is my chatbot falling into the uncanny valley? An empirical study of user experience in human-chatbot interaction. *Human Technology*, 15(1), 30-54. <https://doi.org/10.17011/ht/urn.201902201607>
- Smestad, T. L., & Volden, F. (2019). Chatbot Personalities Matters: Improving the User Experience of Chatbot Interfaces. In S. S. Bodrunova, O. Koltsova, A. Følstad, H. Halpin, P. Kolozaridi, L. Yuldashev, A. Smoliarova, & H. Niedermayer (Red.), *INTERNET SCIENCE* (Vol. 11551, pp. 170-181). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-17705-8_15
- Spiller, S. A., FITZSIMONS, G. J., LYNCH, J. G., & McCLELLAND, G. H. (2013). Spotlights, Floodlights, and the Magic Number Zero: Simple Effects Tests in Moderated Regression. *Journal of Marketing Research*, 50(2), 277-288. <https://doi.org/10.1509/jmr.12.0420>
- Sproull, L., Subramani, M., Kiesler, S., Walker, J. H., & Waters, K. (1996). When the Interface Is a Face. *Human-Computer Interaction*, 11(2), 97-124.
https://doi.org/10.1207/s15327051hci1102_1
- Sugumar, M., & Chandra, S. (2021). Do I Desire Chatbots to be like Humans? Exploring Factors for Adoption of Chatbots for Financial Services. *Journal of International Technology and Information Management*, 30(3), 37-77.
- Thompson, E. R. (2007). Development and Validation of an Internationally Reliable Short-Form of the Positive and Negative Affect Schedule (PANAS). *Journal of Cross-Cultural Psychology*, 38(2), 227-242. <https://doi.org/10.1177/0022022106297301>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478.
<https://doi.org/10.2307/30036540>
- Verhagen, T., van Nes, J., Feldberg, F., & van Dolen, W. (2014). Virtual Customer Service Agents: Using Social Presence and Personalization to Shape Online Service Encounters. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 19(3), 529-545. <https://doi.org/10.1111/jcc4.12066>
- Wilcox, R. T. (2008). *A Practical Guide to Conjoint Analysis* (SSRN Scholarly Paper 1280602). Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1280602>
- Wube, H. D., Esubalew, S. Z., Weldesellase, F. F., & Debelee, T. G. (2022). Text-Based Chatbot in Financial Sector: A Systematic Literature Review. *Data Science in Finance and Economics*, 2(3), 232-259. <https://doi.org/10.3934/DSFE.2022011>
- Yanxia, C., Shijia, Z., & Yuyang, X. (2024). A meta-analysis of the effect of chatbot anthropomorphism on the customer journey. *Marketing Intelligence & Planning*, 42(1), 1-22.
<https://doi.org/10.1108/MIP-03-2023-0103>
- Youn, K., & Cho, M. (2023). Business types matter: New insights into the effects of anthropomorphic cues in AI chatbots. *The Journal of Services Marketing*, 37(8), 1032-1045.
<https://doi.org/10.1108/JSM-04-2022-0126>

Zhang, B., Zhu, Y., Deng, J., Zheng, W., Liu, Y., Wang, C., & Zeng, R. (2023). 'I Am Here to Assist Your Tourism': Predicting Continuance Intention to Use AI-based Chatbots for Tourism. Does Gender Really Matter? *International Journal of Human-Computer Interaction*, 39(9), 1887-1903. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2124345>

Zhang, J. J. Y., Følstad, A., & Bjørkli, C. A. (2023). Organizational Factors Affecting Successful Implementation of Chatbots for Customer Service. *Journal of Internet Commerce*, 22(1), 122-156. <https://doi.org/10.1080/15332861.2021.1966723>

Zhang, R. W., Liang, X., & Wu, S.-H. (2024). When chatbots fail: Exploring user coping following a chatbots-induced service failure. *Information Technology & People*, 37(8), 175-195. <https://doi.org/10.1108/ITP-08-2023-0745>

Zogaj, A., Mähner, P. M., Yang, L., & Tscheulin, D. K. (2023). It's a Match! The effects of chatbot anthropomorphization and chatbot gender on consumer behavior. *Journal of Business Research*, 155, 113412. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.113412>

8. Bijlagen

8.1 Opbouw vragenlijst

Beste respondent,

Hartelijk dank voor je bereidheid om deel te nemen aan mijn enquête. Mijn naam is **Benthe Schiepers**, student **Handelsingenieur** aan de **Universiteit Hasselt**. In het kader van mijn masterproef doe ik onderzoek naar de invloed van **antropomorfe kenmerken** (menselijke eigenschappen) van chatbots op de **klantervaring**. Met jouw hulp wil ik beter begrijpen hoe mensen reageren op verschillende soorten chatbots en welke eigenschappen bijdragen aan een positieve gebruikerservaring.

Jouw mening helpt om waardevolle inzichten te verkrijgen over hoe bedrijven hun digitale klantenservice kunnen verbeteren.

Deelname aan dit onderzoek wordt **zeer gewaardeerd**. Het invullen van de vragenlijst duurt ongeveer **5 tot 10 minuten**.

Er zijn **geen goede of foute antwoorden**. Het gaat om jouw **persoonlijke mening** en ervaring. Beantwoord de vragen dus zo eerlijk mogelijk.

Alle antwoorden worden **volledig anoniem en vertrouwelijk** verwerkt. De resultaten worden uitsluitend gebruikt voor academisch onderzoek in het kader van mijn masterproef.

Toestemming voor gegevensverwerking

Uw deelname aan dit onderzoek is volledig vrijwillig. De gegevens die u verstrekt worden anoniem verzameld en alleen gebruikt voor wetenschappelijke doeleinden in het kader van mijn masterproef aan de Universiteit Hasselt. Uw antwoorden zijn volledig anoniem.

Alle gegevens worden zorgvuldig en volgens de regels van de Algemene Verordening Gegevensbescherming (AVG/GDPR) verwerkt.

Door deel te nemen:

- Gaat u akkoord met de anonieme verwerking van uw antwoorden.
- Bevestigt u dat u 16 jaar of ouder bent.
- Weet u dat u op elk moment de vragenlijst mag verlaten zonder opgave van reden.

Bij vragen of opmerkingen kunt u steeds contact opnemen via benthe.schiepers@student.uhasselt.be.

Situatieschets:

Stel je voor: Je hebt onlangs een mok besteld via een webwinkel. Wanneer je het pakketje opent, blijkt dat de mok beschadigd of kapot is aangekomen. Je besluit om contact op te nemen met de klantenservice en je wordt daarbij geholpen door een chatbot.

Deze chatbot helpt je met het melden van het probleem en zoekt samen met jou naar een passende oplossing, zoals het opsturen van een nieuwe mok of een terugbetaling.

Doel van de vragenlijst:

Je krijgt 9 keer een interface te zien van een chatbot die er telkens net wat anders uit ziet. Bij ieder profiel zal je 4 vragen over de chatbot moeten beantwoorden.

Belangrijk:

De verschillende chatbotprofielen lijken erg veel op elkaar, probeer er toch telkens goed naar te kijken.

Er zijn geen goede of foute antwoorden.

Het gaat om jouw persoonlijke gevoel bij de chatbot.

Probeer je in te leven in hoe het zou zijn om echt met deze chatbot te praten.

Vragen weergegeven bij profiel 1 t.e.m. 9.

Gelieve aan te geven in hoeverre u akkoord gaat met elke stelling.

	Helemaal niet akkoord	Niet akkoord	Eerder niet akkoord	Noch niet akkoord, noch akkoord	Eerder akkoord	Akkoord	Helemaal akkoord
Ik zou deze chatbot nuttig vinden om mijn vraag/probleem op te lossen.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
De interactie met deze chatbot zou mij een positief gevoel geven.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
Ik zou deze chatbot opnieuw willen gebruiken.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
De chatbot voelde aan als een echt persoon.	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐

8.2 Profielen conjoint analyse

**Robin**

Hallo. Waarmee kan ik u helpen?

Mijn bestelling is net aangekomen maar het product is kapot.

Voer het bestelnummer in.

Dat is #4585426

Bestelling gevonden. Geef aan welk artikel defect is.

Het oor van de mok is afgebroken.

Vervangend product wordt verzonden. Retour is niet vereist.

Typ uw bericht...

**NextBot**

Hallo. Waarmee kan ik u helpen?

Mijn bestelling is net aangekomen maar het product is kapot.

Voer het bestelnummer in.

Dat is #4585426

Bestelling gevonden. Geef aan welk artikel defect is.

Het oor van de mok is afgebroken.

Vervangend product wordt verzonden. Retour is niet vereist.

Typ uw bericht...

**NextBot**

Hey! Waarmee kan ik je helpen?

Mijn bestelling is net aangekomen maar het product is kapot.

Oh jee, wat vervelend om te horen! Daar help ik je natuurlijk graag mee. Heb je misschien je bestelnummer bij de hand?

Dat is #4585426

Top, dankjewel! Om welk artikel gaat het precies?

Het oor van de mok is afgebroken.

Dat is balen! Ik zorg ervoor dat je een nieuw exemplaar krijgt. Je hoeft niets terug te sturen.

Typ uw bericht...

**NextBot**

Hallo. Waarmee kan ik u helpen?

Mijn bestelling is net aangekomen maar het product is kapot.

Voer het bestelnummer in.

Dat is #4585426

Bestelling gevonden. Geef aan welk artikel defect is.

Het oor van de mok is afgebroken.

Vervangend product wordt verzonden. Retour is niet vereist.

Typ uw bericht...


NextBot

Hey! Waarmee kan ik je helpen?

Mijn bestelling is net aangekomen maar het product is kapot.

Oh jee, wat vervelend om te horen! Daar help ik je natuurlijk graag mee. Heb je misschien je bestelnummer bij de hand?

Dat is #4585426

Top, dankjewel! Om welk artikel gaat het precies?

Het oor van de mok is afgebroken.

Dat is balen! Ik zorg ervoor dat je een nieuw exemplaar krijgt. Je hoeft niets terug te sturen.

Typ uw bericht...


Robin

Hey! Waarmee kan ik je helpen?

Mijn bestelling is net aangekomen maar het product is kapot.

Oh jee, wat vervelend om te horen! Daar help ik je natuurlijk graag mee. Heb je misschien je bestelnummer bij de hand?

Dat is #4585426

Top, dankjewel! Om welk artikel gaat het precies?

Het oor van de mok is afgebroken.

Dat is balen! Ik zorg ervoor dat je een nieuw exemplaar krijgt. Je hoeft niets terug te sturen.

Typ uw bericht...


Robin

Hallo. Waarmee kan ik u helpen?

Mijn bestelling is net aangekomen maar het product is kapot.

Voer het bestelnummer in.

Dat is #4585426

Bestelling gevonden. Geef aan welk artikel defect is.

Het oor van de mok is afgebroken.

Vervangend product wordt verzonden. Retour is niet vereist.

Typ uw bericht...


Robin

Hey! Waarmee kan ik je helpen?

Mijn bestelling is net aangekomen maar het product is kapot.

Oh jee, wat vervelend om te horen! Daar help ik je natuurlijk graag mee. Heb je misschien je bestelnummer bij de hand?

Dat is #4585426

Top, dankjewel! Om welk artikel gaat het precies?

Het oor van de mok is afgebroken.

Dat is balen! Ik zorg ervoor dat je een nieuw exemplaar krijgt. Je hoeft niets terug te sturen.

Typ uw bericht...



NextBot

Hey! Waarmee kan ik je helpen?

Mijn bestelling is net aangekomen maar het product is kapot.

Oh jee, wat vervelend om te horen! Daar help ik je natuurlijk graag mee. Heb je misschien je bestelnummer bij de hand?

Dat is #4585426

Top, dankjewel! Om welk artikel gaat het precies?

Het oor van de mok is afgebroken.

Dat is balen! Ik zorg ervoor dat je een nieuw exemplaar krijgt. Je hoeft niets terug te sturen.

Typ uw bericht...



8.3 Output SPSS

8.3.1 Profielen door orthagonaal design

Card List					
	Card ID	Visuele_cue	Gender_cue	Name_cue	Conversational_cue
1	1	Mens	Vrouwelijk	Menselijke naam	Laag antropomorf
2	2	Avatar	Mannelijk	Technische naam	Laag antropomorf
3	3	Mens	Vrouwelijk	Technische naam	Hoog antropomorf
4	4	Avatar	Vrouwelijk	Technische naam	Laag antropomorf
5	5	Mens	Mannelijk	Technische naam	Hoog antropomorf
6	6	Avatar	Mannelijk	Menselijke naam	Hoog antropomorf
7	7	Mens	Mannelijk	Menselijke naam	Laag antropomorf
8	8	Avatar	Vrouwelijk	Menselijke naam	Hoog antropomorf

8.3.2. Regressie cognitieve component

Model Summary				
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,184 ^a	,034	,031	1,111
a. Predictors: (Constant), D4, D2, D3, D1				

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	48,997	4	12,249	9,919	<,001 ^b
	Residual	1394,209	1129	1,235		
	Total	1443,206	1133			

a. Dependent Variable: Gelieve aan te geven in hoeverre u akkoord gaat met elke stelling. - Ik zou deze chatbot nuttig vinden om mijn vraag/probleem op te lossen.

b. Predictors: (Constant), D4, D2, D3, D1

Coefficients ^a						
		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients		
Model		B	Std. Error	Beta	t	Sig.
1	(Constant)	5,593	,074		75,791	<,001
	D1	,200	,066	,089	3,032	,002
	D2	,067	,066	,030	1,015	,310
	D3	-,003	,066	-,001	-,044	,965
	D4	-,359	,066	-,159	-5,432	<,001

a. Dependent Variable: Gelieve aan te geven in hoeverre u akkoord gaat met elke stelling. - Ik zou deze chatbot nuttig vinden om mijn vraag/probleem op te lossen.

8.3.3 Regressie affectieve component

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,408 ^a	,166	,164	1,306

a. Predictors: (Constant), D4, D3, D2, D1

ANOVA^a

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	545,215	4	136,304	79,907	<,001 ^b
	Residual	2732,663	1602	1,706		
	Total	3277,878	1606			

a. Dependent Variable: Gelieve aan te geven in hoeverre u akkoord gaat met elke stelling. - De interactie met deze chatbot zou mij een positief gevoel geven.

b. Predictors: (Constant), D4, D3, D2, D1

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	5,513	,073		75,659	<,001
	D1	,213	,065	,075	3,275	,001
	D2	-,001	,065	,000	-,008	,993
	D3	-,079	,065	-,028	-1,213	,225
	D4	-1,142	,065	-,400	-17,531	<,001

a. Dependent Variable: Gelieve aan te geven in hoeverre u akkoord gaat met elke stelling. - De interactie met deze chatbot zou mij een positief gevoel geven.

8.3.4 Regressie gedragsmatige component

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,362 ^a	,131	,129	1,277

a. Predictors: (Constant), D4, D3, D2, D1

ANOVA^a

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	364,192	4	91,048	55,852	<,001 ^b
	Residual	2414,258	1481	1,630		
	Total	2778,450	1485			

a. Dependent Variable: Gelieve aan te geven in hoeverre u akkoord gaat met elke stelling. - Ik zou deze chatbot opnieuw willen gebruiken.

b. Predictors: (Constant), D4, D3, D2, D1

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	5,507	,074		74,394	<,001
	D1	,261	,066	,095	3,935	<,001
	D2	-,019	,066	-,007	-,283	,777
	D3	-,046	,066	-,017	-,691	,490
	D4	-,954	,066	-,349	-14,405	<,001

a. Dependent Variable: Gelieve aan te geven in hoeverre u akkoord gaat met elke stelling. - Ik zou deze chatbot opnieuw willen gebruiken.

8.3.5 Regressie relationele component

Model Summary				
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,578 ^a	,334	,332	1,559
a. Predictors: (Constant), D4, D3, D2, D1				

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	2097,206	4	524,301	215,716	<,001 ^b
	Residual	4182,913	1721	2,431		
	Total	6280,119	1725			

a. Dependent Variable: Gellieve aan te geven in hoeverre u akkoord gaat met elke stelling. - De chatbot voelde aan als een echt persoon.

b. Predictors: (Constant), D4, D3, D2, D1

Coefficients ^a					
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	Sig.
		B	Std. Error	Beta	
1	(Constant)	4,876	,084		<,001
	D1	,444	,075	,116	<,001
	D2	-,048	,075	-,013	,523
	D3	-,034	,075	-,009	,650
	D4	-2,158	,075	-,566	<,001

a. Dependent Variable: Gellieve aan te geven in hoeverre u akkoord gaat met elke stelling. - De chatbot voelde aan als een echt persoon.

8.3.6 Regressie CX zonder interactie

Model Summary				
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,514 ^a	,264	,261	1,11198
a. Predictors: (Constant), D4, D1, D3, D2				

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	471,060	4	117,765	95,240	<,001 ^b
	Residual	1313,167	1062	1,237		
	Total	1784,227	1066			

a. Dependent Variable: CX

b. Predictors: (Constant), D4, D1, D3, D2

Coefficients ^a					
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	Sig.
		B	Std. Error	Beta	
1	(Constant)	5,468	,076		<,001
	D1	,296	,068	,115	<,001
	D2	-,009	,068	-,003	,898
	D3	-,066	,068	-,026	,974
	D4	-1,294	,068	-,500	<,001

a. Dependent Variable: CX

8.3.7 Regressie CX met interactie 1

Model Summary				
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,519 ^a	,270	,264	1,10311
a. Predictors: (Constant), D4_Geslacht, D1, D3, D2, Geslacht, D4, D3_Geslacht, D1_Geslacht, D2_Geslacht				

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	471,685	9	52,409	43,070	<,001 ^b
	Residual	1276,468	1049	1,217		
	Total	1748,153	1058			

a. Dependent Variable: CX

b. Predictors: (Constant), D4_Geslacht, D1, D3, D2, Geslacht, D4, D3_Geslacht, D1_Geslacht, D2_Geslacht

Coefficients ^a						
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	5,304	,127		41,673	<,001
	D1	,238	,114	,093	2,084	,037
	D2	,007	,114	,003	,061	,952
	D3	-,090	,114	-,035	-,786	,432
	D4	-,982	,114	-,382	-8,609	<,001
	Geslacht	,263	,158	,098	1,658	,098
	D1_Geslacht	,084	,142	,031	,594	,553
	D2_Geslacht	-,021	,142	-,008	-,147	,883
	D3_Geslacht	,029	,142	,010	,202	,840
	D4_Geslacht	-,459	,142	-,167	-3,237	,001

a. Dependent Variable: CX

8.3.8 Regressie CX met interactie 2

Model Summary				
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,506 ^a	,256	,254	1,11045

a. Predictors: (Constant), D4, Geslacht, D4_Geslacht

ANOVA ^a						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	447,226	3	149,075	120,894	<,001 ^b
	Residual	1300,928	1055	1,233		
	Total	1748,153	1058			

a. Dependent Variable: CX

b. Predictors: (Constant), D4, Geslacht, D4_Geslacht

Coefficients ^a						
		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients		
Model		B	Std. Error	Beta	t	Sig.
1	(Constant)	5,382	,081		66,282	<,001
	Geslacht	,308	,101	,114	3,047	,002
	D4_Geslacht	-,458	,143	-,167	-3,209	,001
	D4	-,983	,115	-,382	-8,556	<,001

a. Dependent Variable: CX

8.3.9 Regressie CX met interactie 2

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,506 ^a	,256	,254	1,11045

a. Predictors: (Constant), D4_Geslachtrev, D4, Geslacht_rev

ANOVA^a

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	447,226	3	149,075	120,894	<,001 ^b
	Residual	1300,928	1055	1,233		
	Total	1748,153	1058			

a. Dependent Variable: CX

b. Predictors: (Constant), D4_Geslachtrev, D4, Geslacht_rev

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	5,690	,060		94,761	<,001
	D4	-1,441	,085	-,561	-16,979	<,001
	Geslacht_rev	-,308	,101	-,114	-3,047	,002
	D4_Geslachtrev	,458	,143	,136	3,209	,001

a. Dependent Variable: CX

8.3.10 Correlatie

➔ Correlations

[DataSet10] C:\Users\benth\OneDrive\Documenten\Tweede master\Masterproef\Data versie\correlatie.sav

Correlations

		Gemiddelde	Voorspelling
Gemiddelde	Pearson Correlation	1	,988**
	Sig. (2-tailed)		,001
	N	5	5
Voorspelling	Pearson Correlation	,988**	1
	Sig. (2-tailed)	,001	
	N	5	5

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).