

# **BELEMMERINGEN BIJ DE** **IMPLEMENTATIE VAN AI:** **EEN ANALYSE VAN DE ONDERLIGGENDE ROL VAN HET GEBREK AAN KENNIS BIJ VLAAMSE BEDRIJVEN**

Aantal woorden / Word count: 18.626

**Karen Van Ruymbeke**

Stamnummer / student number : 01706995

Promotor / supervisor: Prof. Dr. Petra Andries

Masterproef voorgedragen tot het bekomen van de graad van:  
Master's Dissertation submitted to obtain the degree of:

Master in Business Engineering: Operations Management

Academiejaar / Academic year: 2022-2023



## **Vertrouwelijkheid masterproef**

De auteur en de promotor geven de toelating deze masterproef voor consultatie beschikbaar te stellen en delen van de masterproef te kopiëren voor persoonlijk gebruik. Elk ander gebruik valt onder de beperkingen van het auteursrecht, in het bijzonder met betrekking tot de verplichting de bron uitdrukkelijk te vermelden bij het aanhalen van resultaten uit de masterproef.

7 januari 2023

## **Wetenschappelijke integriteit**

Ik verklaar dat het onderzoek verlopen is volgens de regels die gelden inzake wetenschappelijke en academische integriteit. Ik verklaar kennis te hebben genomen van, en gehandeld te hebben in overeenstemming met, de [ethische code van de faculteit](#).

7 januari 2023

## Woord vooraf

Deze masterproef werd geschreven als het sluitstuk van de opleiding Handelsingenieur met als afstudeerrichting Operations Management aan de Universiteit Gent.

Het schrijven van deze masterproef was een uitdaging, maar bovenal een zeer leerrijk proces. Daarom wil ik enkele personen in het bijzonder bedanken. In de eerste plaats wil ik mijn promotor, professor Petra Andries, bedanken voor haar waardevolle feedback en begeleiding gedurende het schrijfproces. Daarnaast wil ik ook mijn familie en vrienden bedanken die gedurende mijn hele opleiding klaarstonden om mij te ondersteunen en te motiveren.

## Samenvatting

Artificiële intelligentie is één van de meest veelbelovende technologieën van de 21e eeuw, en hoewel bedrijven typisch relatief snel nieuwe technologieën adopteren om hun bedrijfsprocessen te verbeteren, blijkt dit niet zo te zijn voor AI. Slechts 23,20 procent van de Vlaamse bedrijven gebruikt vandaag één of meerdere AI-applicaties in hun bedrijfsuitvoering (Andries e.a., 2021). Volgens onderzoek vormt het gebrek aan kennis omtrent de technologie één van de grootste barrières. In de literatuur is echter nog niet onderzocht of er een relatie is tussen dit gebrek aan kennis en de overige obstakels die de adoptie van AI bemoeilijken. De bedoeling van deze masterproef is om die vraag te beantwoorden en het hiaat in de literatuur op te vullen. De overige barrières die bestudeerd worden in dit onderzoek, worden hieronder weergegeven:

- Perceptie van een hoge kosten-baten verhouding
- Moeilijkheden met beschikbaarheid of kwaliteit van de nodige data
- Bedenkingen over inbreuken op databescherming en privacy
- Onduidelijkheden over juridische gevolgen wanneer er iets fout loopt
- Ethische overwegingen
- Gebrek aan publieke of externe financiering
- Gebrek aan kennispartners en/of begeleiding
- Het verwachte beperkte nut van AI

Om deze relaties te onderzoeken werden er verschillende probit analyses uitgevoerd. Hiervoor wordt de data gebruikt die verzameld werd door de Universiteit Gent in opdracht van het Departement Economie, Wetenschap en Innovatie (EWI) van de Vlaamse overheid.

De  $\chi^2$ -test voor samenhang werd gebruikt om na te gaan of het nuttig is om de te onderzoeken relaties afzonderlijk te bestuderen voor de steekproef van de adopters en de niet-adopters. Uit deze analyse kan geconcludeerd worden dat de barrières met een verschillende intensiteit ervaren worden en dat het nuttig is om de analyses op de twee steekproeven afzonderlijk uit te voeren. Uit deze probit analyses kan er besloten worden dat het gebrek aan kennis over de technologie effectief een invloed uitoefent op de perceptie over de andere barrières bij de implementatie. Dit heeft als implicatie dat het van groot belang is om de kennis over AI te verhogen. Op deze wijze zullen de overige barrières als minder impactvol ervaren worden, waardoor er met grote waarschijnlijkheid kan gesteld worden dat meer bedrijven de technologie zullen implementeren.

## Summary

Artificial Intelligence is one of the most promising technologies of the 21st century. Even though companies like to adopt new technologies relatively fast in order to improve their processes, this does not appear to be the case for AI. Only a mere 23.20 percent of Flemish companies uses one or more AI-applications in their business operations (Andries e.a., 2021). According to research, one of the biggest inhibitors of AI adoption is a lack of knowledge about this technology. Literature has yet to examine whether or not there exists a connection between this lack of knowledge and the other barriers complicating AI adoption. The purpose of this master's thesis is to give a clear answer to this question and to fill the gap that currently resides within literature. The other barriers that will be examined in this research are displayed below:

- Perception of a big cost-benefit ratio
- Difficulties regarding availability or quality of the data needed
- Concerns regarding infringements of data protection and privacy
- Uncertainty about the legal consequences in case something goes wrong
- Ethical considerations
- Lack of public or external financing
- Lack of knowledge partners and/or coaching
- Expected limited utility of AI

Multiple probit analyses were executed in order to examine these relations. The data that was used for these analyses was collected by Ghent University, commissioned by the Department of Economy, Science and Innovation of the Flemish government.

The  $\chi^2$ -test for coherence was used to verify the usefulness of examining the relations separately for the adopters and the non-adopters. Based on this analysis, it was concluded that the barriers are experienced with different intensities and that it is in fact useful to split up the probit analyses for the two groups. Furthermore, it was concluded that a lack of knowledge about this technology influences the perception of the other barriers regarding the implementation of AI. Consequently, it is of great importance to raise and strengthen the knowledge about AI. This way the other barriers will be experienced as less impactful, which most likely will result in the implementation of AI by more and more companies.

# Inhoudsopgave

<b>Vertrouwelijkheid masterproef</b>	<b>I</b>
<b>Woord vooraf</b>	<b>II</b>
<b>Samenvatting</b>	<b>III</b>
<b>Summary</b>	<b>IV</b>
<b>1 Introductie</b>	<b>1</b>
1.1 Definitie van Artificiële Intelligentie . . . . .	2
1.1.1 Sterke versus Zwakke AI . . . . .	3
1.2 De vierde industriële revolutie . . . . .	4
1.3 Onderzoeksvraag . . . . .	4
<b>2 Literatuurstudie</b>	<b>6</b>
2.1 De rol van AI in de verschillende departementen in een bedrijf . . . . .	6
2.1.1 Productie afdeling . . . . .	6
2.1.2 Research & Development . . . . .	6
2.1.3 Klantenservice . . . . .	7
2.1.4 Marketing & Sales afdeling . . . . .	8
2.1.5 Human Resource Management . . . . .	9
2.1.6 Accounting & Finance . . . . .	9
2.2 De ingebruikname van AI . . . . .	10
2.2.1 Factoren die de ingebruikstelling van AI bevorderen . . . . .	11
2.2.1.1 De verwachte voordelen van de ingebruikname . . . . .	11
2.2.1.2 Gebruiksvriendelijkheid en integratie met bestaande systemen	11
2.2.1.3 Druk op budgetten . . . . .	12
2.2.1.4 Werknemers met bijzondere belangstelling voor de technologie	12
2.2.2 Factoren die de ingebruikstelling van AI verhinderen . . . . .	13
2.2.2.1 Geringe expertise over de technologie . . . . .	13
2.2.2.2 Juridische problemen . . . . .	14
2.2.2.3 Investerings in datacollectie en kwaliteit . . . . .	14
2.2.2.4 Nog niet op punt staan van de technologie . . . . .	15
2.2.2.5 Ontbreken van een AI-strategie . . . . .	16
2.2.2.6 Gebrek aan ondersteuning door het management team . . . . .	16

2.2.2.7	Gebrek aan toegang tot AI technologieën . . . . .	16
2.2.3	Verschillen in de ingebruikname bij grote en kleine bedrijven . . . . .	17
2.3	Impact van AI . . . . .	18
2.3.1	Impact van AI op bedrijven . . . . .	18
2.3.1.1	De creatie van nieuwe jobs . . . . .	18
2.3.1.2	Het aanbieden van nieuwe producten en diensten . . . . .	19
2.3.1.3	Voorspellingen doen . . . . .	20
2.3.1.4	Besluitvorming . . . . .	21
2.3.2	Impact van AI op de maatschappij . . . . .	21
2.3.2.1	Hogere productiviteit in het dagelijkse leven . . . . .	21
2.3.2.2	Investerings in regio's met veel hooggeschoolde werknemers . . . . .	22
2.3.2.3	Ethische uitdagingen . . . . .	22
2.3.3	Randvoorwaarden om het volle potentieel uit AI te verkrijgen . . . . .	24
2.3.3.1	Nood aan het herbekijken van bedrijfsprocessen . . . . .	24
2.3.3.2	Veranderingen in het business model van bedrijven . . . . .	25
2.4	Conclusie . . . . .	25
<b>3</b>	<b>Hypothesen</b>	<b>27</b>
3.1	Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en de perceptie van een hoge kosten-baten verhouding . . . . .	27
3.2	Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en moeilijkheden met beschikbaarheid of kwaliteit van data . . . . .	27
3.3	Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en de bedenkingen over inbreuken op databescherming en privacy . . . . .	27
3.4	Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en de onduidelijkheid over de juridische gevolgen . . . . .	28
3.5	Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en ethische overwegingen . . . . .	28
3.6	Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en de publieke of externe financiering van AI-projecten . . . . .	29
3.7	Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en het gebrek aan kennispartners of begeleiding . . . . .	29
3.8	Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en de inschatting van het verwachte nut van de technologie . . . . .	29

<b>4</b>	<b>Onderzoeksopzet</b>	<b>30</b>
4.1	Dataverzameling . . . . .	30
4.2	Exploratie van de data . . . . .	31
4.2.1	Sector . . . . .	31
4.2.2	Bedrijfsgrootte . . . . .	33
4.2.3	Adoptiegraad van de technologie . . . . .	35
4.2.4	Ervaren obstakels bij de implementatie . . . . .	37
4.3	Beperkingen van de data . . . . .	40
<b>5</b>	<b>Onderzoeksresultaten</b>	<b>41</b>
5.1	Grafische analyse . . . . .	44
5.1.1	Grafische analyse adopters . . . . .	44
5.1.1.1	Geaggregeerde variabele ‘Gebrek aan kennis over AI’ . . . . .	44
5.1.1.2	Grafische weergave relatie ‘Gebrek aan kennis’ en andere variabelen . . . . .	46
5.1.2	Grafische analyse niet-adopters . . . . .	47
5.1.2.1	Variabele ‘Gebrek aan kennis over AI’ . . . . .	47
5.1.2.2	Grafische weergave relatie ‘Gebrek aan kennis’ en andere variabelen . . . . .	48
5.2	Regressieanalyse . . . . .	48
5.2.1	Resultaten van de adopters . . . . .	51
5.2.2	Resultaten van de niet-adopters . . . . .	58
<b>6</b>	<b>Conclusie</b>	<b>66</b>
<b>7</b>	<b>Beperkingen en aanbevelingen</b>	<b>68</b>
7.1	Beperkingen . . . . .	68
7.2	Aanbevelingen . . . . .	68
	<b>Bibliografie</b>	<b>XII</b>
<b>A</b>	<b>Appendix</b>	<b>XX</b>
A.1	Verwachte waarde van de waarnemingen van de adopters en de niet-adopters . . . . .	XX
A.2	Regressie-resultaten modellen adopters . . . . .	XXI
A.3	Regressie-resultaten modellen niet-adopters . . . . .	XXVIII



## Lijst gebruikte afkortingen

**AGI** Artificial General Intelligence

**AI** Artificiële Intelligentie

**GIGO** Garbage In, Garbage Out

**HR-departement** Human Resources departement

**KMO's** Kleine, middelgrote en micro-ondernemingen

**KR-20** Kuder-Richardson Formule 20

**NACE** Nomenclature générale des Activités économiques dans les Communautés Européennes

**R&D** Research & Development

## Lijst van figuren

1	Opdeling jobs op basis van graad van cognitiviteit en repetitiviteit . . . . .	23
2	Sector-indeling van de onderzochte Vlaamse bedrijven . . . . .	32
3	Verdeling van de ondervraagde ondernemingen op basis van bedrijfsgrootte . .	33
4	Adoptiegraad van AI bij de Vlaamse bedrijven . . . . .	35
5	Verdeling van Vlaamse AI-gebruikers volgens bedrijfsgrootte . . . . .	36
6	Kanalen vanwaarAI-systemen verkregen werden . . . . .	37
7	Relatie tussen gebrek aan kennis en de andere barrières voor de steekproef van de adopters . . . . .	46
8	Relatie tussen gebrek aan kennis en de andere barrières voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	48
9	Grafische weergave van de relatie tussen het gebrek aan kennis over AI en het ervaren van ‘De perceptie van een hoge inschatting van de kosten-baten verhouding’ als barrière voor de steekproef van de adopters . . . . .	53
10	Grafische weergave van de relatie tussen het gebrek aan kennis over AI en de overige barrières bij de steekproef van de adopters . . . . .	58
11	Grafische weergave van de relatie tussen het gebrek aan kennis over AI en het ervaren van ‘De perceptie van een hoge inschatting van de kosten-baten verhouding’ als barrière voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	61
12	Grafische weergave van de relatie tussen het gebrek aan kennis over AI en de overige barrières bij de steekproef van de niet-adopters . . . . .	65

## Lijst van tabellen

1	Sectoren met bijhorende NACE-code . . . . .	31
2	Indeling bedrijven op basis van grootte werknemersbestand . . . . .	33
3	Verdeling van het aantal werknemers over de verschillende factoren . . . . .	34
4	Ervaren barrières door adopters van de technologie . . . . .	38
5	Barrières die ervoor zorgen dat niet-adopters niet bereid zijn om AI te implementeren . . . . .	39
6	Frequentietabel waarnemingen van de adopters en de niet-adopters . . . . .	42
7	Correlatiematrix van de drie kennisbarrières . . . . .	43
8	Correlatiematrix van de drie kennisbarrières . . . . .	44
9	Vuistregel met betrekking tot de Phi coëfficiënt . . . . .	45
10	Correlatiematrix van de drie kennisbarrières bij de niet-adopters . . . . .	47
11	Overzicht afhankelijke variabele per hypothese . . . . .	49
12	Transformatie <b>grootteWerknemersbestand</b> . . . . .	50
13	Regressieresultaten van het model omtrent hypothese 1 voor de steekproef van de adopters . . . . .	52
14	Marginale effecten van het model omtrent hypothese 1 voor de steekproef van de adopters . . . . .	52
15	Evolutie marginale effecten hypothese 1 voor de steekproef van de adopters . . . . .	54
16	Samenvattende tabel p-waarden voor de overige hypothesen voor de steekproef van de adopters . . . . .	55
17	Samenvatting marginale effecten per model voor de steekproef van de adopters . . . . .	56
18	Samenvattende tabel gemiddelde marginale effecten voor de steekproef van de adopters . . . . .	56
19	Regressieresultaten van het model omtrent hypothese 1 van de steekproef van de niet-adopters . . . . .	59
20	Marginale effecten van het model omtrent hypothese 1 van de steekproef van de niet-adopters . . . . .	60
21	Evolutie marginale effecten hypothese 1 bij veranderende tekort van kennis bij de steekproef van de niet-adopters . . . . .	61
22	Samenvattende tabel p-waarden . . . . .	62
23	Samenvatting marginale effecten per model voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	63

24	Samenvattende tabel gemiddelde marginale effecten . . . . .	64
25	Verwachte waarde van de waarnemingen van de adopters en de niet-adopters . . . . .	XX
26	Regressieresultaten model 2 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXI
27	Marginale effecten model 2 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXI
28	Regressieresultaten model 3 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXII
29	Marginale effecten model 3 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXII
30	Regressieresultaten model 4 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXIII
31	Marginale effecten model 4 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXIII
32	Regressieresultaten model 5 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXIV
33	Marginale effecten model 5 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXIV
34	Regressieresultaten model 6 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXV
35	Marginale effecten model 6 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXV
36	Regressieresultaten model 7 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXVI
37	Marginale effecten model 7 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXVI
38	Regressieresultaten model 8 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXVII
39	Marginale effecten model 8 voor de steekproef van de adopters . . . . .	XXVII
40	Regressieresultaten model 2 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXVIII
41	Marginale effecten model 2 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXVIII
42	Regressieresultaten model 3 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXIX
43	Marginale effecten model 3 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXIX
44	Regressieresultaten model 4 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXX
45	Marginale effecten model 4 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXX
46	Regressieresultaten model 5 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXXI
47	Marginale effecten model 5 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXXI
48	Regressieresultaten model 6 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXXII
49	Marginale effecten model 6 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXXII
50	Regressieresultaten model 7 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXXIII
51	Marginale effecten model 7 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXXIII
52	Regressieresultaten model 8 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXXIV
53	Marginale effecten model 8 voor de steekproef van de niet-adopters . . . . .	XXXIV

# 1 Introductie

Onderzoek toont aan dat de adoptiegraad van Artificiële Intelligentie (AI) bij Vlaamse bedrijven eerder gering is. In het jaar 2021 gaf slechts 23,2 procent aan gebruik te maken van de innovatieve technologie. Verwacht wordt dat dit percentage in de komende jaren zal toenemen. 13,4 procent van de bedrijven die vandaag nog geen gebruik maken van AI, geven aan de technologie in de komende jaren te implementeren (Andries e.a., 2021).

Hoewel de adoptiegraad in de komende jaren zal toenemen, heeft 63,4 procent van de Vlaamse bedrijven geen plannen om de technologie in de nabije toekomst te implementeren. Een mogelijke verklaring kan gevonden worden in het feit dat de implementatie van de technologie verschillende uitdagingen met zich meebrengt (Andries e.a., 2021). Deze barrières of drempels zorgen ervoor dat de bedrijven het potentieel van de technologie niet zien of bemoeilijken de implementatie van de technologie. Het is van groot belang om weet te hebben van de factoren die de ingebruikstelling van Artificiële Intelligentie in bedrijven verhindert. Pas wanneer deze oorzaken bekend zijn, kunnen er methodes gebruikt worden om deze barrières te doorbreken (Bérubé e.a., 2021). Bovendien is het ook van belang om de relaties tussen deze barrières onderling goed te begrijpen. Tot op heden is er nog grote onduidelijkheid over hoe het gebrek aan kennis en inzicht over Artificiële Intelligentie de andere barrières beïnvloedt (Bérubé e.a., 2021). Dit hiaat in de literatuur vormt dan ook het uitgangspunt van deze masterproef. De onderzoeksvraag luidt als volgt: **‘Is er een relatie tussen de barrière ‘Gebrek aan kennis over AI’ en de andere barrières die de adoptie van AI bemoeilijken?’**

In het eerste luik van deze masterproef wordt de beschikbare literatuur bestudeerd. Alvorens in te gaan op de onderzoeksvraag worden de term ‘Artificiële Intelligentie’ en zijn twee voornaamste vormen besproken. Daarna wordt de evolutie van nieuwe toepassingen en technologieën beknopt toegelicht om zo een beter beeld te krijgen van het technologische landschap waarin men zich vandaag bevindt, namelijk Industrie 4.0. Vervolgens wordt de mogelijke rol van AI in de verschillende departementen van een bedrijf toegelicht. Dit om een duidelijker beeld te verkrijgen over het potentieel dat de technologie bezit. In Sectie 2.2 worden de facilitatoren en barrières besproken die respectievelijk de implementatie van AI in de bedrijfsuitvoering bevorderen en verhinderen. Tenslotte wordt de impact van AI op zowel de bedrijven als de maatschappij kort toegelicht.

In het tweede luik van deze masterproef worden er acht relevante hypothesen opgesteld die de onderzoeksvraag verder specificeren. Vervolgens wordt de gebruikte methodologie uitvoering besproken en worden de onderzoeksresultaten toegelicht. In Hoofdstuk 6 wordt er een conclusie van

de gevonden resultaten weergegeven, gevolgd door de beperkingen waar rekening mee moet gehouden worden bij de interpretatie van de resultaten. Ten slotte worden de aanbevelingen die uit dit onderzoek afgeleid worden kort opgelijst.

## 1.1 Definitie van Artificiële Intelligentie

Artificiële Intelligentie wordt als koepelterm gebruikt voor een applicatie die gebruik maakt van één van de volgende technologieën of een combinatie ervan. In het *Natural Language Processing* domein (NLP) trachten wetenschappers ervoor te zorgen dat systemen mensentaal kunnen begrijpen. Op deze manier stelt men het systeem in staat om te communiceren met zijn omgeving. Een tweede onderliggende technologie is *Knowledge Representation*. Dit zorgt ervoor dat het systeem kennis, ook de kennis die het verwerft uit dingen die het te horen krijgt, kan opslaan. Het *Automated Reasoning* domein maakt het voor het systeem mogelijk om zelf conclusies te trekken en op een zelfstandige manier vragen te beantwoorden. Als vierde onderliggende technologie wordt *Machine Learning* besproken. Dit biedt de mogelijkheid aan het systeem om zich aan te passen aan nieuwe omstandigheden en zorgt ervoor dat de toepassing patronen kan identificeren. Het domein van *Computer Vision* stelt systemen die gebruik maken van deze technologie in staat om video's en afbeeldingen te herkennen. Ten slotte wordt *Robotica* aangehaald als laatste onderliggend domein. Deze technologie maakt het mogelijk om objecten te verplaatsen (Russell & Norvig, 2019).

Artificiële Intelligentie wordt vandaag de dag veelal gebruikt als een modewoord, vaak ook foutief. Nieuwe technologieën krijgen al vlug de stempel van 'Artificiële Intelligentie' door de media terwijl ze hier in werkelijkheid niet onder vallen. Dit probleem wordt in stand gehouden door het feit dat er geen universeel aanvaarde definitie is voor de term (Gbadegeshin e.a., 2021).

Die afwezigheid kan verklaard worden door enkele factoren. De eerste factor is het feit dat er onenigheid is tussen experts uit verschillende toepassingsvelden over wat AI werkelijk is. Verschillende definities worden vooropgesteld door verschillende experts. Bovendien wordt er in de literatuur aangehaald dat het begrip AI verandert als er nieuwe technologische veranderingen plaatsvinden (Murdoch e.a., 2020). Dit fenomeen wordt de 'Odd Paradox' of het 'AI effect' genoemd. Wanneer er een nieuwe baanbrekende technologie op de markt komt valt dit onder de noemer AI maar eens men hieraan gewend is en er een nieuwe baanbrekende technologie op de markt komt, ziet men dit niet meer als Artificiële Intelligentie. Dit herhalende patroon maakt het moeilijk om het definitiegebied duidelijk af te bakenen (Stone e.a., 2016). Een bijkomend probleem om een eenduidige definitie te vinden, bevindt zich in het tweede deel van het woord, namelijk 'Intelligentie'. Er bestaat op dit moment geen eenduidige definitie die de term omschrijft (P. Wang, 2019). Het menselijk brein

heeft het vermogen om logisch te redeneren, na te denken, te communiceren, te leren, etc. Intelligente systemen bezitten vaak ook één of meerdere van deze aspecten. Het is dan ook logisch dat men zichzelf linkt aan deze systemen. Toch moeten we deze link proberen te verbreken. Doordat men AI met menselijke intelligentie gelijkstelt, kunnen we het volledige potentieel van AI nog niet bereiken (Stewart e.a., 2020).

### 1.1.1 Sterke versus Zwakke AI

De opsplitsing tussen Weak & Strong AI, ofwel Zwakke & Sterke AI, werd in 1980 voor het eerst gemaakt door John Searle (Searle, 1980). Deze opsplitsing wordt kort toegelicht aangezien het van groot belang is om te weten met welke technologie men te maken heeft. Aangezien de term vaak gebruikt wordt als modewoord is het belangrijk om te beseffen dat de technologie niet in staat is om een oplossing te bieden voor elk mogelijk probleem.

Zwakke artificiële intelligentie kan gedefinieerd worden als een technologie die schijnbaar intelligent is maar in werkelijkheid geen cognitieve functies bezit. Deze vorm van AI is louter in staat om regels te volgen en bezit niet de mogelijkheid om deze regels aan te passen of er verder over na te denken (Searle, 1980). Zwakke AI wordt ontwikkeld voor het uitvoeren van één specifieke taak of voor het vervullen van één specifiek doel. De technologie is enkel in staat om menselijk gedrag te simuleren (Beran, 2020). Een voorbeeld hiervan is Apple's virtuele assistent Siri. Siri werd geprogrammeerd om mensen te helpen door hun vragen te beantwoorden of door taken uit te voeren, zoals het sturen van een bericht naar een contactpersoon. De virtuele assistent bezit geen emoties en is niet in staat om zichzelf nieuwe dingen aan te leren. Hierdoor valt het onder de term van zwakke AI (Beran, 2020).

Sterke Artificiële Intelligentie, ofwel Artificial General Intelligence (AGI) is complexer om te definiëren (Goertzel, 2014). AGI systemen beschikken over capaciteiten om zelf beslissingen te nemen op basis van eigen intelligentie (Searle, 1980). In nieuwe situaties kunnen ze zichzelf aanpassen zonder dat er menselijke programmeurs moeten tussenkomen om het systeem naar behoren te laten werken (Goertzel, 2014). Een voorbeeld van sterke AI kan niet aangehaald worden aangezien het fenomeen tot op de dag van vandaag nog niet waargenomen is (Beran, 2020). Alle artificieel intelligente toepassingen die vandaag de dag bestaan, worden dus geclassificeerd onder de term 'zwakke AI'.

De tweedelige opsplitsing van de term AI is van groot belang voor de juridische aansprakelijkheid. Bij zwakke AI is het in de meeste gevallen mogelijk om een persoon of bedrijf aansprakelijk te stellen indien het systeem niet functioneert zoals maatschappelijk wenselijk is, aangezien het zichzelf niets

kan aanleren of regels kan wijzigen. In het geval van een systeem met sterke AI is het niet altijd mogelijk om de aansprakelijkheid bij een persoon te leggen, aangezien het systeem zelf beslissingen kan nemen en zichzelf autonoom dingen kan aanleren (Martinez, 2019).

## 1.2 De vierde industriële revolutie

Vandaag wordt de wereld overheerst door nieuwe technologieën. In een tijdsverloop gekenmerkt door industriële revoluties bevindt men zich nu midden in de vierde golf: Industrie 4.0 (Kagermann e.a., 2011).

Een industriële revolutie wordt gekenmerkt door een snelle en fundamentele verandering van de samenleving en de economie (Bloem e.a., 2014). De Eerste Industriële Revolutie begon in 1790 en werd gekenmerkt door de uitvinding van de stoommachine. Dit maakte de overgang van een agrarische cultuur, gekarakteriseerd door handwerk, naar een economie, gedreven door de industrie en machines, mogelijk. In 1900 begon de Tweede Industriële Revolutie door de ontdekking van aardolie en de mogelijkheid tot het produceren van elektriciteit. Deze revolutie werd gekenmerkt door het produceren in massa. De Derde Industriële Revolutie, ook wel de Digitale Revolutie genoemd, startte in 1960 met de implementatie van IT en elektronica toepassingen. Dit zorgde ervoor dat de productie geautomatiseerd werd (M. Xu e.a., 2018).

De Vierde Industriële Revolutie, waar men vandaag middenin zit, wordt gekenmerkt door nieuwe digitale- en internettechnologieën die het industriële landschap volledig herschrijven. Door de steeds hogere eisen van klanten en de klimaatproblematiek is het noodzakelijk voor bedrijven om bestaande fabrieken om te vormen tot ‘Slimme Fabrieken’ waar de productieprocessen een hoge flexibiliteit hebben en zeer efficiënt zijn. Deze nieuwe manier van werken resulteert in een lager energieverbruik en een lagere kost. Nieuwe technologieën, waaronder Artificiële Intelligentie, maken het mogelijk om van deze ‘Slimme Fabrieken’ een realiteit te maken in de samenleving (S. Wang e.a., 2016).

## 1.3 Onderzoeksvraag

De lage adoptiegraad van artificiële intelligentie bij Vlaamse bedrijven kan verklaard worden door het feit dat bedrijven geconfronteerd worden met barrières waardoor de implementatie moeilijk verloopt of zelf verhinderd wordt (Andries e.a., 2021). Er werd reeds veel onderzoek gedaan om deze factoren te identificeren. Men heeft dus al goed in kaart gebracht welke deze barrières zijn. Toch is er nog weinig duidelijkheid over hoe deze factoren elkaar beïnvloeden. Zo is het tot op heden onduidelijk hoe het gebrek aan inzicht en kennis over artificiële intelligentie andere barrières beïnvloedt (Bérubé e.a., 2021).



Dit hiaat in de literatuur vormt het uitgangspunt voor deze masterproef. Hieruit kan de onderzoeksvraag geformuleerd worden: **Is er een relatie tussen de barrière ‘gebrek aan kennis over Artificiële Intelligentie’ en de andere barrières?**

Onder deze andere barrières worden acht obstakels beschouwd die hieronder kort toegelicht worden:

1. Een perceptie van een hoge kosten-baten verhouding van de investeringen in AI. Bij de implementatie schatten de bedrijven de kosten hoger in dan de baten die de toepassing met zich meebrengt.
2. Moeilijkheden met de beschikbaarheid of kwaliteit van de nodige data.
3. Bedenkingen over inbreuken op databescherming en privacy.
4. Onduidelijkheid over de juridische gevolgen, bijvoorbeeld wanneer de AI-applicatie schade berokkent aan derden. Dit komt voornamelijk door het ontbreken van een legaal kader.
5. Ethische overwegingen, zoals de schrik voor een enorme toename in de werkloosheidsgraad.
6. Gebrek aan publieke of externe financiering.
7. Gebrek aan kennispartners en/of begeleiding om een AI-systeem op te zetten.
8. Het (verwachte) beperkte nut van AI voor de onderneming.

Deze masterproef kan een grote bijdrage leveren voor overheden en bedrijven die de drempels voor de adoptie van artificiële intelligentie willen verlagen.

## 2 Literatuurstudie

### 2.1 De rol van AI in de verschillende departementen in een bedrijf

Er wordt voorspeld dat artificiële intelligentie een enorme gamechanger kan zijn voor bedrijven. Verwacht wordt dat de rol van de technologie zal groeien in bedrijven over heel de wereld (Anand & Verweij, 2017). In volgende paragrafen wordt de rol van deze opkomende slimme technologie in de verschillende departementen van het bedrijf kort toegelicht.

#### 2.1.1 Productie afdeling

In het verleden werd er al aangetoond dat er een positieve relatie bestaat tussen gebruik van technologieën en de groei van productiviteit in productieomgevingen (McGuckin e.a., 1998). Door de enorme toename aan data die men vandaag de dag kan verzamelen, wordt het steeds aantrekkelijker voor bedrijven om AI te implementeren in hun bedrijfsuitvoering. Een wereldwijde transformatie is vandaag de dag aan de gang waarbij artificiële intelligentie wordt ingezet in de productieprocessen van bedrijven (Weilong e.a., 2020).

De technologie is in staat om een oplossing te bieden voor de grootste problemen die vandaag in productie-omgevingen voorkomen, zoals de stijgende productiekosten, het statische design van productielijnen en de onstabiele kwaliteit van geproduceerde goederen. AI kan een belangrijke rol spelen in bedrijven door processen te automatiseren. Hierdoor kunnen operationele kosten bespaard worden en kan de kwaliteit van de producten beter worden. Bovendien maakt de technologie het mogelijk om nauwkeurige voorspellingen te doen, zodat er enkel geproduceerd wordt wat nodig is. Hierdoor worden de voorraadkosten gereduceerd. Tot slot kan de ingebruikname van de technologie zorgen voor een nauwkeurigere kwaliteitsinspectie. De implementatie van AI zou hierdoor kunnen zorgen voor hogere productopbrengsten (Weilong e.a., 2020).

#### 2.1.2 Research & Development

De afdeling Research & Development (R&D) is verantwoordelijk voor het proces van technologieën en productinnovatie. Aangezien innovatie vandaag de dag gezien wordt als de belangrijkste bron van economische groei, mag de rol van deze afdeling zeker niet onderschat worden (Li e.a., 2017).

De ingebruikname van artificiële intelligentie in de werking van de R&D afdelingen van bedrijven kan enorme winsten opleveren. De traditionele manier van werken van de Research & Development departementen botst namelijk op enkele limieten. Ten eerste worden de lage slaagkansen van de projecten besproken. Door de grote onzekerheid waarin het departement moet functioneren en de

enorme hoeveelheid ongestructureerde data die ze moeten verwerken, is het slaagpercentage van de projecten gering (Xing e.a., 2020). Een tweede limiet waar R&D departementen op botsen is de lange doorlooptijd van projecten. De duur kan namelijk snel oplopen tot meer dan een jaar (Xing e.a., 2020). Doordat bedrijven innovatief moeten zijn om relevant te blijven op de markt, is het van groot belang dat het bedrijf sneller kan innoveren dan zijn concurrenten (Burkart, 1994). Tot slot wordt de complexiteit van het managen van deze projecten besproken. Dikwijls moeten werknemers uit verschillende disciplines samenwerken tijdens deze projecten. Dit verloopt vaak moeizaam door communicatieproblemen aangezien iedereen een eigen beroepsjargon gebruikt, verschillende visies op het project heeft, etc. Een goede samenwerking is van groot belang om tot een gewenste uitkomst van het project te komen (Thamhain, 2003).

De hierboven vermelde inefficiënties zijn inherent aan de werking van R&D departementen in de wereld. De implementatie van AI in het departement zou een oplossing kunnen bieden aan de tekortkomingen die hiervoor werden opgesomd.

Een eerste toepassing van de ingebruikname van artificiële intelligentie in het R&D proces, is door aan datacaptatie te doen en sensoren te implementeren in de toestellen die de klanten gebruiken. Hierdoor wordt er doorheen de levensloop van het product data over het gebruik ervan verzameld. Deze data wordt rechtstreeks naar de producent verzonden, waar het dan geanalyseerd wordt met behulp van AI-technologieën. Op die manier komt de producent dichterbij de klanten te staan en kan hij sneller inspelen op de noden van de markt. Door de continue stroom van informatie verdwijnt er een groot deel van de onzekerheid die inherent was aan het traditionele R&D proces. Op die manier zou het proces veel efficiënter verlopen: de noden van de klanten worden nauwkeuriger gedefinieerd en onnodige uitgaven zullen niet gemaakt worden. Een tweede, meer verregerende mogelijkheid is dat de AI-technologie het product of de dienst zelf zal optimaliseren zonder dat er nog menselijke input nodig zal zijn (Xing e.a., 2020).

### **2.1.3 Klantenservice**

Het gebruik van artificiële intelligentie in de afdeling klantenservice kan data, die verzameld wordt uit digitale of fysieke bronnen, analyseren op basis van real-time service scenario's. Op die manier kunnen persoonlijke aanbevelingen, alternatieven of oplossingen aangeboden worden aan de klanten (Y. Xu e.a., 2020). Deze hoogtechnologische vorm van klantenservice wordt ook wel AI-CRM genoemd (Libai e.a., 2020).

Een typisch voorbeeld van het gebruik van de technologie is de ingebruikname van chatbots door bedrijven. Op die manier wordt het mogelijk om klanten te helpen zonder dat er tussenkomst van

menselijke werknemers nodig is. De klantenservice is hierdoor niet gelimiteerd door de beperkingen die menselijke arbeid met zich mee brengt, zoals de maximale arbeidsuren van werknemers en de ongeschiktheid van mensen om verschillende taken op hetzelfde moment uit te voeren (Rust, 2020).

Vandaag wordt de ingebruikname van artificiële intelligentie in de klantenservice van bedrijven vaker waargenomen. Het gebruik van de technologie wordt door zowel de klanten, als de bedrijven zelf als meer efficiënt ervaren (Huang & Rust, 2018). Klanten kunnen gebruik maken van de klantenservice op momenten dat het voor hun het beste past en bovendien worden ze vaak direct geholpen door gebruik te maken van live chat systemen (McLean & Wilson, 2016). Door deze systemen besparen klanten tijd waardoor de klantentevredenheid toeneemt en de merktrouwheid verhoogt (Colwell e.a., 2008).

Hoewel klantenservice-systemen die werken op basis van AI verschillende voordelen bezitten, geven klanten aan dat ze in complexe situaties de voorkeur geven aan menselijke interacties om hun probleem op te lossen (Y. Xu e.a., 2020).

#### **2.1.4 Marketing & Sales afdeling**

In het verleden werd al duidelijk aangetoond dat de opkomst van nieuwe technologieën een grote impact heeft op hoe de verkoopafdeling in een bedrijf werkt. Als eerste voorbeeld wordt de uitvinding van de telefoon aangehaald. Dit maakte het mogelijk om goederen en diensten te verkopen over de telefoon in plaats van enkel via het fysieke verkoopkanaal. Als tweede voorbeeld wordt de opkomst van het internet en het gebruik van databases aangehaald. Dit impliceerde dat informatie wijdverspreid beschikbaar is en dat men online kan bestellen wat men wil en wanneer men wil. Door het gebruik van databases, verloopt de orderafhandeling sneller dan wanneer orders via papier werden doorgegeven (Syam & Sharma, 2018).

Sinds 2010 wordt artificiële intelligentie ingezet om aan targeted advertising te doen. Bedrijven maken gebruik van de technologie om data te analyseren. Hierdoor kunnen gepersonaliseerde marketing campagnes voor klanten opgesteld worden. Bovendien kan de technologie gebruikt worden om aan dynamic pricing te doen. Door middel van de data-analyse kunnen bedrijven de bereidheid tot betalen van klanten voorspellen. Hierdoor kunnen ze verschillende prijzen vragen aan verschillende klanten of op verschillende momenten in de tijd voor ongeveer dezelfde producten. Op die manier kan het rendement gemaximaliseerd worden (Shah e.a., 2020).

Het business model voor marketing & sales dat vandaag de dag door bedrijven gehanteerd wordt, is het ‘shop-then-ship’ model. Dit houdt in dat klanten eerst een bestelling moeten plaatsen alvorens

het product of de service geleverd wordt. AI-technologieën bieden de mogelijkheid om hier in de toekomst verandering in te brengen. Deze slimme technologieën zouden de noden van de klanten met een hoge zekerheid kunnen voorspellen. Hierdoor kunnen de verkopers het potentieel gewenste product naar de klanten sturen, alvorens de klant zelf het order geïnitieerd heeft (Davenport e.a., 2020).

### **2.1.5 Human Resource Management**

Een belangrijke rol van het Human Resources departement (HR-departement) is het aannemen van nieuwe werknemers. In de eeuw van de snelle digitale verandering is het belangrijker dan ooit om werknemers met de juiste digitale skills aan te nemen. Door gebruik te maken van artificiële intelligentie in het rekruteringsproces, kunnen bedrijven op een efficiëntere manier de juiste en beste kandidaten selecteren (Ahmed, 2018).

De eerste stap in het rekruteringsproces is het proces van de screening van de kandidaten. Dit proces gaat na of de sollicitanten de gewenste eigenschappen hebben om aangenomen te worden voor de job. Hierbij kunnen recruiters gebruik maken van AI-technologieën zoals chatbots en social media scraping tools. Chatbots worden ingezet om te interageren met de kandidaat-sollicitanten om op die manier informatie te verzamelen over diens capaciteiten. Bovendien kan de chatbot ingezet worden om de kandidaten up-to-date te houden over de status van hun sollicitatie. Het voornaamste voordeel van de bot is, zoals eerder vermeld werd, zijn continue beschikbaarheid. Hierdoor kan de sollicitant direct geholpen worden indien hij bijkomende vragen zou hebben. De social media scraping tools worden ingezet om informatie te verzamelen uit de social media profielen van de kandidaten (Ahmed, 2018).

De tweede grote stap in het rekruteringsproces is het effectieve selectie-proces. In deze stap kunnen er simulaties op basis van AI-technologieën gebruikt worden om algemene kwaliteiten van de kandidaat, zoals het vermogen van het geheugen, risico-affiniteit, etc. na te gaan. Ten slotte worden algoritmes gebruikt die de specifieke kwaliteiten die nodig zijn voor de job meten (Ahmed, 2018).

### **2.1.6 Accounting & Finance**

De opmars van artificiële intelligentie in het accounting departement van een bedrijf gaat verder dan het uitvoeren van relatief simpele taken, zoals het verwerken van betalingen en het beheren van kosten en vorderingen. Vandaag heeft de technologie het potentieel om een stap verder te gaan (Siau e.a., 2022).

Zo zijn de moderne AI-technologieën in staat om, door middel van gebruik te maken van trefwoorden en patronen, gegevens uit ingewikkelde elektronische documenten te extraheren. Deze informatie, die relevant is voor het boekhoudproces, kan uit verschillende bronnen gehaald worden zoals uit contracten, facturen en verkoopverslagen (Kokina & Davenport, 2017). Hierdoor wordt er enorme tijdswinst geboekt en kan het departement efficiënter te werk gaan. Daarnaast kan de technologie ook nauwkeurige analyses maken, waaruit betere strategische inzichten verworven kunnen worden (Siau e.a., 2022).

Bovendien kan de technologie aan anomaliedetectie doen. Dit is het detecteren van onregelmatigheden in de data waardoor fouten of frauduleuze zaken sneller opgemerkt worden. Als voorbeeld kunnen AI-technologieën ongewoon hoge verkoopcijfers net voor het einde van de rapporteringsperiode opsporen. Deze verhoogde verkoopcijfers kunnen een teken zijn van frauduleuze praktijken, waardoor er verdere controle noodzakelijk is wanneer er zoiets gedetecteerd wordt (Kokina & Davenport, 2017).

Verwacht wordt dat artificiële intelligentie nooit het boekhoudproces van de boekhouders zal kunnen overnemen, maar eerder dient als een hulpmiddel zodat de boekhouder efficiënter zou kunnen werken doordat het repetitieve taken zal overnemen en als hulpmiddel kan dienen in het analyse-proces (Kokina & Davenport, 2017).

## **2.2 De ingebruikname van AI**

Uit de vorige sectie kan men besluiten dat artificiële intelligentie het potentieel heeft om waarde te creëren in de verschillende bedrijfsafdelingen. Toch gaat het merendeel van de bedrijven niet over tot de implementatie van deze veelbelovende technologie. In deze sectie wordt de literatuur bestudeerd om na te gaan welke de factoren zijn die de ingebruikstelling van AI bevorderen en verhinderen.

Ten eerste worden de factoren besproken die de ingebruikstelling van artificiële intelligentie bevorderen bij bedrijven. Deze factoren houden een positief verband met de implementatie van de innovatieve technologie. Daarna worden de factoren die de ingebruikstelling van AI verhinderen besproken. Dit zijn de barrières die er voor zullen zorgen dat het voor bedrijven moeilijk is om de technologie te implementeren.

## **2.2.1 Factoren die de ingebruikstelling van AI bevorderen**

### **2.2.1.1 De verwachte voordelen van de ingebruikname**

De verwachte relatieve voordelen die een nieuwe technologie met zich meebrengt zijn een sterke indicator voor de ingebruikname van deze technologie. Bedrijven zullen sneller een nieuwe technologie implementeren indien de voordelen die de technologie met zich meebrengt groter zijn dan de verwachte kosten en nadelen (Mugabe, 2021; Rogers, 1995). Zo worden bijvoorbeeld een verminderde werkdruk, aangezien de AI-applicatie (een deel van) de taak van een werknemer kan overnemen, en een hogere nauwkeurigheid, doordat mensen dingen over het hoofd kunnen zien of fouten kunnen maken door vermoeidheid of onoplettendheid, als verwachte voordelen van de technologie aangehaald (Müller e.a., 2021).

De ingebruikname van artificiële intelligentie op de dienst Radiotherapie-Oncologie van een ziekenhuis wordt als voorbeeld voor bovenstaande stelling besproken. Op deze diensten wordt er veel data verzameld uit medische foto's van patiënten. De verwachte voordelen van de ingebruikname van de technologie zijn drieledig. Ten eerste kan artificiële intelligentie een belangrijke rol spelen bij het analyse-proces zodat de patiënten een snellere en nauwkeurigere diagnose kunnen krijgen. Ten tweede is er het verwachte operationele voordeel. Zo zou de ingebruikname van de technologie bijvoorbeeld tot een lagere werkdruk op de artsen kunnen leiden en leiden tot meer consistentie tussen de rapporteringen van verschillende artsen (Strohm e.a., 2020). Een ander verwacht voordeel van de ingebruikname van de technologie is dat het behandelingsplanningsproces van de patiënten op een efficiëntere manier zou kunnen verlopen. Tijdens dit proces wordt er door een samenwerking tussen artsen en specialisten een plan voor de behandeling van de patiënt vastgelegd. Bijgevolg betekent een hogere efficiëntie van dit proces dat patiënten minder lang zouden moeten wachten tot hun behandeling kan opgestart worden (Thompson e.a., 2018). In het algemeen wordt een hogere service-efficiëntie aangehaald als het verwachte relatieve voordeel.

### **2.2.1.2 Gebruiksvriendelijkheid en integratie met bestaande systemen**

Het verwachte gebruiksgemak van de artificieel intelligente toepassing is een tweede belangrijke facilitator voor de implementatie ervan. De nieuwe technologie zal sneller in gebruik genomen worden indien ze makkelijk implementeerbaar is in de bestaande systemen en de huidige routines niet over boord gegooid moeten worden (Strohm e.a., 2020).

Als voorbeeld wordt opnieuw het gebruik van AI op de Radiologie-afdelingen in ziekenhuizen gebruikt. Op deze afdeling wordt het gebruik van het programma BoneXpert, een programma dat

werkt op basis van AI, courant vastgesteld. Het programma is in staat om op een nauwkeurige manier de leeftijd van het bot van een kind te bepalen op basis van een röntgenfoto van diens handen. De leeftijd van het bot onthult hoe ver het skelet van het kind reeds ontwikkeld is. Op die manier kan het programma een goede inschatting maken van de verwachte lengte dat het kind zal hebben op volwassen leeftijd. Bovendien kan het programma ook gebruikt worden om de conditie van het bot te vergelijken met het bot van de gezonde populatie van hetzelfde geslacht en botleeftijd (Thodberg e.a., 2022). Doordat het programma zo goed implementeerbaar is in het beeldopslag- en communicatiesysteem dat radiologen gebruiken, wordt het als gebruiksvriendelijk gezien en wordt het vaak geïmplementeerd in deze omgeving (Strohm e.a., 2020).

### **2.2.1.3 Druk op budgetten**

Door de toenemende druk op bedrijven om kosten te besparen en de beschikbare middelen efficiënter aan te wenden, zetten bedrijven en organisaties meer in op innovatieve technologieën die efficiëntiewinsten kunnen boeken (Strohm e.a., 2020).

De toenemende druk op de budgetten voor de gezondheidszorg in Nederland wordt als voorbeeld aangehaald. Door de stijgende vraag naar verzorging en de steeds grotere druk om kosten te reduceren, moeten ziekenhuizen op zoek gaan naar manieren om efficiënter te werk te gaan. Innovatieve technologieën, zoals bijvoorbeeld AI, kunnen hier een grote rol spelen.

Het voorbeeld van het departement Radiotherapie wordt hier opnieuw besproken. Door de efficiëntere werking die de nieuwe technologieën met zich meebrengen, kunnen patiënten sneller geholpen worden. Dit heeft als implicatie dat er meer patiënten in dezelfde tijdspanne behandeld kunnen worden (Strohm e.a., 2020).

Bovendien is de kostprijs voor de implementatie van de technologie de laatste jaren afgenomen. Door de redelijke en aanvaardbare kostprijs kan AI door zowel grote als kleine bedrijven geïmplementeerd worden. De ingebruikname van de technologie wordt niet meer gezien als iets exclusief voor de grootste bedrijven (Iansiti & Lakhani, 2020a)

### **2.2.1.4 Werknemers met bijzondere belangstelling voor de technologie**

Werknemers die een bijzondere interesse vertonen in de technologie zijn van groot belang om de implementatie van artificiële intelligentie in hun afdeling mogelijk te maken. Deze werknemers beschikken vaak al over technische kennis van de AI-toepassingen en kunnen een leidende rol opnemen bij het uitrollen van de implementatie. Ze maken gebruik van twee strategieën om collega's die sceptisch staan tegenover de technologie te overtuigen. Ten eerste gaan ze hun collega's informe-



ren over artificiële intelligentie door middel van wetenschappelijke artikelen, boeken en presentaties. Ten tweede gaan ze proberen om een testversie van de technologie te implementeren in hun afdeling zodat de collega's er vertrouwd mee kunnen worden (Strohm e.a., 2020).

## **2.2.2 Factoren die de ingebruikstelling van AI verhinderen**

### **2.2.2.1 *Geringe expertise over de technologie***

Gebrek aan deskundigheid over de technologie wordt als één van de voornaamste hindernissen voor de implementatie ervan aangehaald. Het is van groot belang dat werknemers over de juiste skills beschikken en een goede kennis hebben van artificiële intelligentie, alvorens de technologie geïmplementeerd kan worden (Strohm e.a., 2020). Door het feit dat artificiële intelligentie vaak werkt op basis van het black-box principe, dit betekent dat men niet goed weet hoe het AI-algoritme tot een output gekomen is, is er dikwijls wantrouwen tegenover de applicatie. Het is belangrijk om goed te begrijpen hoe het programma werkt en hoe het tot een output gekomen is. Transparantie over de werking van de applicatie is hiervoor van groot belang (Jeude & Smith, 2018).

Het aanwerven van nieuwe werknemers die over deze skills beschikken of het bijscholen van de huidige werkkrachten is belangrijk om de implementatie van AI te kunnen lanceren. In de snel veranderende wereld waarin men vandaag leeft, is het van groot belang om continu te leren. Bedrijven en organisaties moeten inzetten op de verwerving van nieuwe kennis door hun werknemers door conferenties, workshops en dergelijke te organiseren (Mugabe, 2021; Strohm e.a., 2020). Bovendien mogen de werknemers ook geen schrik hebben voor de implementatie van de technologie. Onderzoek toont aan dat het voornamelijk de angst voor jobverlies, angst voor het experimenteren met de technologie, angst om te falen en angst om aan gezichtsverlies te lijden, belangrijke barrières vormen voor werknemers om een innovatieve technologie te implementeren. Door hun angst zullen ze niet altijd bereid zijn om bij te leren en tijd te investeren in de nieuwe technologie (Kar & Kushwaha, 2021).

Als voorbeeld wordt het ontbreken van bepaalde AI-technologieën op de dienst Radiologie-Oncologie in ziekenhuizen aangehaald. Om een succesvolle applicatie te verkrijgen, moeten artsen, die over de medische kennis beschikken, samenwerken met datawetenschappers, die een algoritme kunnen schrijven. Doordat artsen niet over de kennis beschikken om het algoritme te begrijpen, kunnen zij geen goed geïnformeerde beslissingen nemen over welke AI-technologie ze in gebruik moeten nemen om het probleem optimaal aan te pakken (Mugabe, 2021).

### **2.2.2.2 Juridische problemen**

Doordat de privacy van mensen goed beschermd wordt door het recht, is het soms niet mogelijk om goede AI-modellen te maken. Deze modellen worden gebouwd op een enorme hoeveelheid data en hiervoor is het vaak nodig om gegevens uit te wisselen tussen verschillende partijen (Rahimi e.a., 2021).

Een bijkomende barrière is het ontbreken van het recht dat oordeelt over de juridische aansprakelijkheid wanneer een artificieel intelligente toepassing schade aan derden berokkent (Strohm e.a., 2020). Een foutieve diagnose die gesteld werd door een AI-toepassing wordt als voorbeeld aangehaald. De vraag wie hiervoor verantwoordelijk is kan niet éénduidig beantwoord worden. Er zijn verschillende benaderingen mogelijk om de aansprakelijke aan te duiden. Als eerste mogelijkheid kan de persoon die de AI-toepassing gebruikt verantwoordelijk worden gesteld voor de foutieve diagnose. Hij maakt gebruik van de toepassing en moet er op toezien dat de patiënt de juiste diagnose krijgt, de toepassing wordt hier louter gezien als hulpmiddel. Een tweede mogelijkheid is dat de aansprakelijkheid bij de personen worden gelegd die de AI-toepassing gemaakt en getraind hebben. Hun taak bij het ontwikkelingsproces van de applicatie bestond erin om een foutloos algoritme te maken. Een andere mogelijkheid is dat de persoon die gebruikt maakte van de toepassing misleid werd door het algoritme.

Hieruit kan er afgeleid worden dat er wetgeving moet komen die grenzen van de verantwoordelijk op een duidelijke manier vastlegt (Neri e.a., 2020).

### **2.2.2.3 Investerings in datacollectie en kwaliteit**

De verzameling van data is een belangrijke factor om artificiële intelligentie te kunnen implementeren in bedrijven. Een grote hoeveelheid data is nodig om de systemen te creëren, te laten werken en te blijven verbeteren. Dit kan respectievelijk gelinkt worden aan drie soorten data: trainingsdata, input data en feedback data. Hoewel de kosten voor de verzameling van data de laatste jaren enorm gezakt zijn, zijn bedrijven genoodzaakt om enorme investeringen in dataverzameling te doen als ze AI willen implementeren in hun bedrijf (Agrawal e.a., 2018). Bovendien is het beschikken over voldoende data niet afdoend om een AI-systeem operationeel te maken. De gegevens moeten immers ook van goede kwaliteit zijn (Bérubé e.a., 2021). De kwaliteit van data kan geanalyseerd worden op veel verschillende domeinen zoals: objectiviteit, toegankelijkheid, volledigheid, hoeveelheid, tijdigheid, etc. Gezien het feit dat de beoordeling van de kwaliteit afhangt van het doel waarvoor de informatie wordt gebruikt, is het onmogelijk om de kwaliteit van een dataset eenduidig te definiëren (Pipino e.a., 2002). AI-systemen werken, zoals de meeste andere analytische modellen, volgens het

Garbage In, Garbage Out (GIGO) principe. Dit impliceert dat wanneer men het AI-model bouwt en traint op basis van data van een slechte kwaliteit, het een model zal genereren dat niet functioneert zoals men wil (Baesens e.a., 2016). Aangezien data als de brandstof wordt beschouwd voor de werking van AI-toepassingen, zijn kwaliteitsvolle gegevens van cruciaal belang. Wanneer de initiële data van slechte kwaliteit is, zal er veel opkuiswerk in de data nodig zijn om de slechte gegevens er uit te halen. Dit zal een grote kost zijn voor de onderneming en zal er voor zorgen dat de ingebruikname van de technologie minder aantrekkelijk zal zijn (Luckow e.a., 2018).

Naast investeringen die nodig zijn om kwaliteitsvolle data te verzamelen, moeten er ook investeringen gedaan worden om de gegevenskwaliteit op lange termijn te garanderen. Een procedure bestaande uit vier stappen beschrijft hoe data moet beheerd worden om tot kwaliteitsvolle analyses te komen. De eerste stap is de verzameling van data. Zoals eerder vermeld is de datacollectie van cruciaal belang. Vervolgens moet de data nauwkeurig opgeslagen en regelmatig geüpdatet worden. Als derde stap moet de data nauwkeurig worden opgehaald uit de database voordat er een analyse op kan uitgevoerd worden. In de laatste stap moeten de gegevens verwerkt worden en worden ze klaargemaakt om als input te dienen voor het systeem waarin ze geanalyseerd zullen worden. Het aanstellen van een Chief Data Officer zou een grote meerwaarde kunnen bieden aan bedrijven om de datakwaliteit over het gehele bedrijf te garanderen (Baesens e.a., 2016).

#### **2.2.2.4 Nog niet op punt staan van de technologie**

Sommige AI-toepassingen worden als inconsistent ervaren, de werking van het algoritme is suboptimaal of leidt tot fouten (Lee e.a., 2021). Een inconsistente werking van de toepassing kan tot ernstige gevolgen leiden (Strohm e.a., 2020). Bovendien bestaat de mogelijkheid dat de gebruiker, wanneer de technologie niet naar behoren werkt, misleid zou kunnen worden door de applicatie (Müller e.a., 2021).

Het gebruik van artificiële intelligentie in de radiologie departementen van ziekenhuizen wordt opnieuw besproken als voorbeeld. Een algoritme dat werkt op basis van AI kan ingezet worden om kwaadaardige tumoren op te sporen. De applicatie kan twee soorten fouten maken bij het analyseproces. Ten eerste kan de uitkomst van het beslissingsproces leiden tot een vals-positief resultaat. In dit geval zal het algoritme aangeven dat de onderzochte persoon een kwaadaardige tumor heeft terwijl dit in werkelijkheid niet het geval is. De radioloog zal de patiënt nog eens screenen en zal vaststellen dat het niet over een kwaadaardig gezwel gaat. Dit zorgt voor extra werk voor de radioloog. In het tweede geval zal het algoritme de kwaadaardige tumor niet detecteren waardoor de persoon in kwestie geen juiste diagnose krijgt. Dit vals-negatief resultaat is heel

gevaarlijk en kan ernstige gevolgen hebben voor de patiënt (Strohm e.a., 2020). Een goede werking van het algoritme is dus cruciaal alvorens het in gebruik genomen kan worden.

#### **2.2.2.5 Ontbreken van een AI-strategie**

Het ontbreken van een AI-strategie in bedrijven wordt als een belangrijke drijfveer aanschouwd om de technologie niet te implementeren (McKinsey&Company, 2018). Bij het opzetten van zo een plan moet nauwkeurig worden nagegaan welke processen of producten geoptimaliseerd kunnen worden door gebruik te maken van data. Het uitstippelen van deze strategie is van groot belang om toegevoegde waarde te halen uit de implementatie van de technologie (Bruijn, 2020). Bovendien zorgt het ontbreken van een AI-strategie ervoor dat het moeilijk is om de meerwaarde van de implementatie ervan te bepalen, aangezien men vaak geen idee heeft welke parameters er zullen veranderen door de technologie te gebruiken.

Ten slotte bestaan er nog geen officiële richtlijnen hoe de technologie het beste geïmplementeerd kan worden. Hierdoor verloopt het proces vaak ongestructureerd, waardoor de implementatie ervan voor bedrijven als minder aantrekkelijk beschouwd wordt (Strohm e.a., 2020).

#### **2.2.2.6 Gebrek aan ondersteuning door het management team**

Ondersteuning door het management team van het bedrijf is cruciaal bij de adoptie van AI-technologieën (McKinsey&Company, 2018). Het management ziet vaak het bedrijfspotentieel niet dat AI-toepassingen met zich mee kunnen brengen. Vaak ligt het ontbreken van technische kennis over dit onderwerp aan de grondslag van dit fenomeen (Bérubé e.a., 2021). In vele gevallen zijn ze niet bereid om genoeg middelen te investeren in onderzoek naar de technologie. Hierdoor is het moeilijk om de meerwaarde ervan in te zien, wat de implementatie van de AI-applicaties bemoeilijkt. Bovendien wordt het beslissingsproces omtrent de technologie aanzienlijk vertraagd doordat er weinig prioriteit gegeven wordt aan dit onderwerp (Bérubé e.a., 2021).

#### **2.2.2.7 Gebrek aan toegang tot AI technologieën**

Sommige bedrijven, vooral Kleine, middelgrote en micro-ondernemingen (KMO's) hebben externe hulp nodig om AI-applicaties te implementeren. Door de kleinere schaal waarin ze opereren, stellen ze eerder mensen met een algemene kennis tewerk omdat ze de middelen niet hebben om gespecialiseerde werkrachten in dienst te nemen. Deze werknemers beschikken vervolgens vaak niet over de kennis en kwaliteiten om AI-systemen op te zetten. Bedrijven moeten dus extern op zoek gaan naar consultants die ze kunnen inhuren om zo een systeem voor hen te bouwen en hen training te geven over hoe ze de applicatie kunnen gebruiken (Ghobakhloo e.a., 2012).

Ook grote bedrijven doen vaak beroep op externe verkopers van AI-applicaties en software (Kokina & Davenport, 2017). Samen gaan ze dan op zoek naar een oplossing voor hun probleem. Zo ging Deloitte, een bedrijf dat audit-, belasting- en adviesdiensten aanbiedt, in 2016 een samenwerking aan met Kira Systems, een bedrijf dat een software oplossing aanbiedt voor het zoeken naar informatie en het analyseren van documenten en contracten (Kira Systems, 2016).

### **2.2.3 Verschillen in de ingebruikname bij grote en kleine bedrijven**

Aangezien de typische kenmerken van kleine bedrijven verschillend zijn van die van grote, is het van belang om te onderzoeken of er een verschil is met betrekking tot de factoren die de ingebruikname van AI faciliteren en bemoeilijken.

Vandaag zoeken de meeste bedrijven, van hele kleine ondernemingen tot zeer grote bedrijven, mogelijkheden om hun competitieve positie te versterken en hun productiviteit te verhogen. Dit proberen ze te doen door te investeren in IT-technologieën, waaronder artificiële intelligentie (Premkumar, 2003). Onderzoek toont aan dat het vooral grote bedrijven, met een hoge omzet, grote investeringen in R&D en grote kasvoorraden, zijn die volop investeren in de ingebruikname van AI technologieën (Alekseeva e.a., 2021). De relatie tussen de grootte van bedrijven en investeringen in artificiële intelligentie wordt gekenmerkt door een positieve vicieuze cirkel. Grote bedrijven investeren in de nieuwe technologie waardoor ze hogere verkoopcijfers halen en daardoor hun marktaandeel kunnen vergroten (Babina e.a., 2020).

Het grote verschil tussen kleine en grote bedrijven zit hem voornamelijk in het aantal middelen dat ze ter beschikking hebben. Kleinere bedrijven kampen dikwijls met een gelimiteerd aantal middelen waardoor ze de bedrijfsuitvoering op een andere manier moeten aanpakken en ze minder kunnen investeren in de ingebruikname van nieuwe technologieën (Ghobakhloo e.a., 2012).

Bovendien zijn nieuwe technologieën vaak onbekend voor kleinere bedrijven. Doordat ze er niet actief op zoek naar zijn, hebben ze vaak geen weet van het bestaan ervan. Overigens beschikken ze dikwijls niet over de kennis om AI-systemen, zoals vermeld werd in Paragraaf 2.2.2.7, op te zetten of zijn ze er zich niet van bewust dat deze nieuwe technologieën hen grote voordelen kunnen opleveren (Hansen & Bøgh, 2021).

Uit de literatuur kan afgeleid worden dat zowel grote als kleine bedrijven in grote mate dezelfde uitdagingen en facilitatoren identificeren (Dumbach e.a., 2021). Dezelfde barrières zoals de barrières die aangehaald werden in Sectie 2.2.2 zorgen ervoor dat bedrijven geremd worden om artificiële in-

telligentie te implementeren in hun bedrijfsuitvoering. In tegenstelling tot de faciliterende factoren, die gespecificeerd werden in Sectie 2.2.1, die de implementatie van de technologie bevorderen.

## **2.3 Impact van AI**

Doordat de adoptie van artificiële intelligentie verschillende opportuniteiten met zich meebrengt, wordt verwacht dat de graad van implementatie in de toekomst zal toenemen (Andries e.a., 2021). Daarom is het van groot belang om een idee te hebben wat de impact van de technologie is. Deze impact zal voelbaar zijn in zowel de bedrijven zelf als in de maatschappij. In onderstaande paragrafen wordt deze tweesplitsing kort verder besproken. Tenslotte worden de randvoorwaarden besproken die voldaan moeten zijn om de volledige impact te verkrijgen.

### **2.3.1 Impact van AI op bedrijven**

#### **2.3.1.1 De creatie van nieuwe jobs**

De adoptie van artificiële intelligentie in bedrijven zal ten koste gaan van verschillende jobs die we vandaag de dag kennen (Rifkin, 1995). Op het eerste zicht lijkt dit problematisch maar de implementatie van AI in bedrijven zal ook positieve effecten teweeg brengen op de arbeidsmarkt: nieuwe jobs zullen gecreëerd worden.

Drie grote nieuwe jobcategorieën zullen een belangrijke rol spelen waarbij er een samenwerking zal zijn tussen mensen en systemen. De eerste categorie is die van de ‘Trainers’. De AI-systemen trainen zichzelf met behulp van enorme datasets maar voor sommige zaken zullen bedrijven menselijke werknemers nodig hebben om de systemen te leren hoe te reageren op menselijke input. Aangezien AI-systemen geen menselijke emoties bezitten, moet men ze leren hoe te reageren met empathie en eventueel met een vleugje humor. Enkel wanneer de systemen op een gepaste manier kunnen reageren, zullen ze behulpzaam zijn en ingezet kunnen worden in een sociale context.

De tweede nieuwe job categorie is die van de ‘Explainers’. Zij zullen de brug moeten vormen tussen de technologie en het management van het bedrijf. Aangezien veel algoritmen werken volgens het black box principe, en men dus vaak geen idee heeft hoe ze precies beslissingen nemen, is het belangrijk voor de bedrijven dat ze het gedrag, dat een systeem gesteld heeft, kunnen verklaren. Ze moeten de oorzaken van het gestelde gedrag begrijpen en verklaren aan personen die niet over technische kennis bezitten.

De laatste nieuwe job categorie is die van de ‘Sustainers’. Deze werknemers dragen de verantwoordelijkheid dat het algoritme goed werkt, veilig is en dat ongewild gedrag van het systeem zo snel

mogelijk wordt aangepakt. Zij zullen waarborgen dat het systeem ethisch handelt (Wilson e.a., 2017).

Binnen deze drie categorieën zullen verschillende nieuwe jobs ontstaan. Er wordt voorspeld dat menselijke werknemers belangrijker zullen zijn dan ooit tevoren. Nieuwe vaardigheden zullen moeten verworven worden en onze oorspronkelijke visie op jobs zal overboord moeten gegooid worden. Bovendien zullen ook bedrijfsprocessen aangepast moeten worden om de samenwerking tussen mensen en machines te bevorderen (Wilson & Daugherty, 2018).

Hoewel er veel taken geautomatiseerd zullen worden, door onder andere AI-systemen, zullen sommige taken toch door mensen moeten blijven gedaan worden omdat ze een relatief voordeel hebben in vergelijking met machines. Zo zijn er nog veel skills die mensen bezitten die (nog) niet kunnen geautomatiseerd worden, zoals oordelen, leren op basis van analogie, het oplossen van abstracte problemen, het tonen van empathie en communiceren (Acemoglu & Restrepo, 2019).

Naarmate er meer taken geautomatiseerd worden, zal het productiviteitseffect beginnen spelen. Doordat de productiekosten dalen bij de automatisatie van processen, kunnen de producten of services aan een lagere prijs aangeboden worden. Hierdoor zal de vraag naar het product stijgen, wat dus een hogere productie en een hogere vraag naar fysieke arbeid zal impliceren (Acemoglu & Restrepo, 2018). De verhoogde vraag zal zich manifesteren in zowel de sector waar de automatisatie zal plaatsvinden als in andere sectoren omdat de algemene vraag naar producten groter zal zijn (Acemoglu & Restrepo, 2019). Echter kan het tegengestelde effect ook plaatsvinden, namelijk het verdringingseffect. Dit effect verklaart dat er minder fysieke jobs zullen nodig zijn aangezien er meer taken geautomatiseerd worden. Hierdoor zal de totale vraag naar arbeid, en daarbij ook de lonen, dalen (Acemoglu & Restrepo, 2018). De fysieke vraag naar arbeid zal dus enkel toenemen wanneer het verschil tussen het productiviteitseffect en het verdringingseffect groter is dan nul. Het zullen dus vooral de middelmatige technologieën zijn die een bedreiging zullen vormen voor de vraag naar fysieke arbeid. Deze technologieën hebben net een hogere productie-efficiëntie dan menselijke werknemers maar brengen geen sterke productiviteitseffecten teweeg (Acemoglu & Restrepo, 2019; Kerkemeros & Tyros, 2021).

### **2.3.1.2 *Het aanbieden van nieuwe producten en diensten***

Nieuwe technologieën, zoals artificiële intelligentie, openen vaak deuren voor het opstarten van ondernemingen. Ondernemers zien vaak potentieel in de innovatieve technologie en creëren hiermee nieuwe producten of services die op de markt aangeboden kunnen worden (Davenport & Ronanki, 2018).

In de praktijk zijn er talrijke voorbeelden van ondernemingen die producten en services aanbieden die steunen op de applicatie van AI. Als voorbeeld wordt Techwolf, een Belgisch bedrijf dat opgericht werd in 2018, besproken. Het bedrijf biedt een software aan, die werkt op basis van artificiële intelligentie, om bedrijven een objectief beeld te geven over de talenten van elke werknemer binnen hun personeelsbestand. Op die manier krijgen ondernemingen een beeld van de sterktes van hun personeel maar kunnen ook de zwaktes geïdentificeerd worden. Zo kunnen ze nagaan welke vaardigheden ze verder moeten ontwikkelen binnen hun personeelsbestand. Dit kan door de juiste trainingen aan te bieden aan hun werknemers of door het aanwerven van nieuw personeel met de juiste skills (Techwolf, g.d.).

### **2.3.1.3 Voorspellingen doen**

Er wordt dikwijls gezegd dat data de olie is van de wereld van vandaag. Data bevat waardevolle informatie en kan worden gebruikt om voorspellingen te doen. Aangezien deze gegevens vaak patronen bevatten die zeer moeilijk door mensen kunnen worden waargenomen, worden AI-systemen ingeschakeld om hierbij te helpen. Grote datasets worden geanalyseerd en door complexe verbanden te vinden in die data kunnen er gebeurtenissen voorspeld worden (Agrawal e.a., 2018).

Doordat deze systemen getraind worden met enorme hoeveelheden data kunnen ze objectieve dingen, die theoretisch van te voren zouden kunnen vastgesteld worden, maar door mensen op een experimentele manier moeten worden nagegaan, sneller en op een kost-efficiënte manier bepalen. Zo kunnen assumpties met een hoog vertrouwen getest worden door gebruik te maken van AI-systemen (Chalmers e.a., 2021).

De farmaceutische en biomedische sector is nog één van de weinige sectoren waar elk prototype, in dit geval de verbinding van moleculen, manueel getest wordt. Atomwise tracht hier verandering in te brengen. Het bedrijf biedt een technologie aan die kan ingezet worden bij het ontwikkelen van medicijnen op basis van proteïnen. Deze proteïnen zijn tot op vandaag de dag onbekend en men weet niet welke moleculen eraan gebonden kunnen worden en wat de effecten ervan zijn. Meerbepaald zorgt de technologie ervoor dat het mogelijk wordt om nieuwe chemische samenstellingen te vinden en te optimaliseren door middel van een prototype dat via de computer gemaakt wordt. Deze samenstellingen kunnen dan gebruikt worden als basis voor medicatie. Het voordeel van deze technologie is dat men de samenstellingen virtueel kan onderzoeken en enkel de veelbelovende samenstellingen in realiteit moet testen (Atomwise, g.d.).



#### **2.3.1.4 Besluitvorming**

Veel bedrijven maken gebruik van een data-gestuurde aanpak om beslissingen te nemen. Programma's zorgen ervoor dat het volume van data gereduceerd is door de gegevens weer te geven als een samenvatting of te representeren als een dashboard of spreadsheet. Dit maakt het mogelijk om mensen op een efficiënte manier een beslissing te laten nemen. Een groot nadeel hiervan is dat er veel kostbare informatie verloren gaat doordat de data op een compactere manier wordt weergegeven. Afwijkende patronen zijn meestal niet zichtbaar in deze samenvatting en kunnen niet in rekening gebracht worden bij het nemen van een beslissing. Bovendien moet de beslissing door een individu of een groep van mensen genomen worden, die vaak enkel de informatie zien die ze willen zien. Mensen zijn onderhevig aan een cognitieve bias (Colson, 2019). Ze nemen beslissingen op basis van heuristieken, een snelle inschattingmethode zonder alle objectieve informatie in overweging te nemen. Doordat niet alle gegevens in beraad worden genomen, wordt er door het individu snel een systematische denkfout gemaakt (Tversky & Kahneman, 1974).

Daarom is het belangrijk om artificiële intelligentie in het beslissingsproces te implementeren. Deze technologie kan als eerste processor van de data dienen. Het AI-programma kan, op basis van de input, verschillende beslissingen aanreiken die de winst voor de probleemstelling zullen maximaliseren. Hoewel deze technologieën een hoge performantie hebben, is het toch van groot belang dat mensen nog betrokken zijn bij het maken van beslissingen. Zij kennen de visie en strategie van het bedrijf en de marktwerking waarin het bedrijf operationeel is. Deze informatie is van cruciaal belang bij het nemen van een beslissing. Er kan dus gesteld worden dat de complementaire werking van mensen en AI-systemen van groot belang is bij het nemen van beslissingen (Colson, 2019).

### **2.3.2 Impact van AI op de maatschappij**

#### **2.3.2.1 Hogere productiviteit in het dagelijkse leven**

De implementatie van AI in het dagelijkse leven zorgt voor een hogere productiviteit. De technologie zorgt ervoor dat mensen efficiënter te werk kunnen gaan en geen tijd verliezen met nutteloze taken. Een simpel voorbeeld hiervan is de spam-filter die geïmplementeerd is in bijna elke mailbox. Deze filter, die werkt op basis van een AI-algoritme, zorgt ervoor dat enkel de belangrijke e-mails in de mailbox terecht komen. Minder belangrijke e-mails, zoals reclame, worden omgeleid naar een andere mailbox. Zo verliest men dagelijks minder tijd met het zoeken naar belangrijke informatie (Nadikattu, 2016). AI-applicaties zorgen doorgaans voor een verminderde werkdruk en een hogere nauwkeurigheid (Müller e.a., 2021).

### **2.3.2.2 *Investerings in regio's met veel hooggeschoolde werknemers***

Meer en meer bedrijven zijn op zoek naar nieuwe werknemers die kennis over artificiële intelligentie bezitten. Hierdoor komen er veel vacatures op de markt waarvoor men over nieuwe vaardigheden moet beschikken (Acemoglu e.a., 2020). Bedrijven zullen dus voornamelijk investeren in artificiële intelligentie in regio's waar de mensen hoog opgeleid zijn aangezien werknemers met de juiste vaardigheden heel belangrijk zijn voor een succesvolle implementatie van de technologie in het bedrijf (Babina e.a., 2020). Bovendien moet men openstaan om samen te werken met machines. Bedrijven zullen moeten investeren om een open bedrijfscultuur te creëren waarin men de technologie ziet als een collega. Aangezien men dit niet gewoon is, zal een mentaliteitswijziging nodig zijn (Bughin e.a., 2017).

### **2.3.2.3 *Ethische uitdagingen***

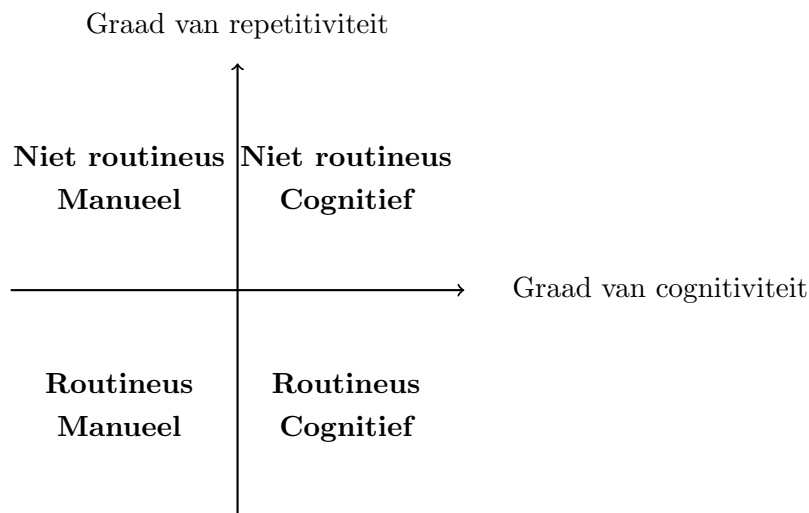
Hoewel de implementatie van AI veel positieve effecten teweeg brengt voor de maatschappij, zoals een verminderde werkdruk, een betere dienstverlening, etc. mag de keerzijde hiervan niet vergeten worden. De implementatie van artificiële intelligentie brengt namelijk ook ethische uitdagingen met zich mee. Het debat werd al in de jaren 60 van de vorige eeuw gestart met de vrees dat machines negatieve effecten zouden teweeg brengen in de maatschappij (Samuel, 1960). De laatste jaren is dit debat enkel in belang toegenomen aangezien AI-systemen steeds complexere taken kunnen uitvoeren en in meer en meer sectoren geïmplementeerd worden (Yu e.a., 2018).

Een breed aangehaald ethisch probleem in de literatuur is de dreiging voor een enorme toename in de werkloosheidsgraad. Hoewel de derde industriële revolutie een golf van automatisering veroorzaakte die voordelig was voor de maatschappij, wordt verwacht dat de vergaande automatisering een negatief effect zal hebben op de toekomstige werkgelegenheid. Oorspronkelijk werden repetitieve taken overgenomen door machines zodat er meer werknemers konden ingezet worden voor complexere jobs. Aangezien AI-systemen beschikken over meer cognitieve vaardigheden dan normale machines, dreigen er in de toekomst veel jobs, die oorspronkelijk door mensen konden verricht worden, verloren te gaan. Voor het eerst in een lange tijd wordt een technologie gezien als een bedreiging voor de mens. De vraag welke rol de mens zal hebben als robots hun taken op een efficiëntere en goedkope manier kunnen overnemen wordt steeds vaker gesteld (Makridakis, 2017). Vooral in sectoren en bedrijven waar AI al geïmplementeerd wordt, worden deze negatieve effecten op het aanwerven van menselijke werkrachten waargenomen (Acemoglu e.a., 2020).

Om een beter overzicht te krijgen in welke jobs het meest gevaar lopen om door machines overgenomen te worden, worden de verschillende jobs in vier kwadranten opgedeeld. De indeling gebeurt

op basis van het al dan niet nodig hebben van cognitieve vaardigheden om de job uit te voeren, weergegeven op de X-as en de graad van repetitiviteit, weergegeven op de Y-as (Autor e.a., 2003).

Door deze twee assen te combineren worden er vier kwadranten gevormd waarin alle jobs in kunnen worden ondergebracht, zoals te zien is in Figuur 1.



Figuur 1: Opdeling jobs op basis van graad van cognitiviteit en repetitiviteit

De graad van cognitiviteit geeft weer of een taak manueel of cognitief moet uitgevoerd worden. Een voorbeeld van een manuele taak is het monteren van auto-onderdelen op een productielijn. Een voorbeeld van een cognitieve taak is de boekhouding van een bedrijf regelen.

De graad van repetitiviteit geeft weer of een taak al dan niet kan beschouwd worden als routineus. Een routinetaak wordt gedefinieerd als een verzameling van taken of processen die vervuld kunnen worden door vooropgestelde instructies te volgen. Enkele voorbeelden van routinetaken zijn het meten van de temperatuur van zwembadwater, de bediening van de kassa in een warenhuis, etc. Taken worden als niet-routineus geclassificeerd wanneer de onderliggende regels voor het uitvoeren ervan niet specifiek genoeg beschreven kunnen worden. Het is dan vaak ook heel moeilijk of zelfs onmogelijk om de gewenste instructies te coderen. Een voorbeeld van een niet-routineuze taak is rijden met een wagen in een stad met veel verkeer (Autor e.a., 2003).

Aangezien een routine-taak geen denkwerk vergt en er zelden onverwachte situaties optreden, is het relatief makkelijk om de opdracht te automatiseren. Men dient de instructies en regels die de taak omvatten te coderen. Zo wordt het mogelijk om de opdracht te laten uitvoeren door een machine. Desalniettemin staat vandaag een groot deel van niet-routineuze jobs ook onder druk van de automatisering. Dit komt doordat er grote productiviteitswinsten geboekt kunnen worden door taken te automatiseren, het levert een hoge return-on-investment op. De machines die de menselijke

werknemers vervangen, hebben een hogere productiviteit en kunnen sneller werken zonder fouten te maken. Deze niet-routineuze taken zijn vaak complexer om te automatiseren doordat hun werkwijze vaak situatie specifiek is. Artificiële intelligentie zal hierbij een grote rol spelen (Bruun & Duka, 2018).

Wanneer er veel jobs zullen verdwijnen zal er een hogere graad van werkloosheid zijn. Dit zal ertoe leiden dat er een grotere economische ongelijkheid gecreëerd wordt. Bovendien zorgt de adoptie van AI in bedrijven ervoor dat de vraag naar hooggeschoolde werknemers met vaardigheden van AI stijgt. Doordat bedrijven werkkrachten met de juiste skills willen aantrekken, bieden zij lonen aan die hoger zijn dan voor andere jobs. De ongelijkheid zal hierdoor verder toenemen (Gries & Naudé, 2018).

### **2.3.3 Randvoorwaarden om het volle potentieel uit AI te verkrijgen**

Om het volle potentieel uit artificiële intelligentie te verkrijgen, moeten twee belangrijke randvoorwaarden voldaan worden. Ten eerste zullen bedrijfsprocessen moeten aangepast worden zodat mensen en machines of algoritmes goed kunnen samenwerken. Ten tweede zullen de business modellen van bedrijven aangepast moeten worden. Beide randvoorwaarden worden in volgende paragrafen besproken.

#### **2.3.3.1 Nood aan het herbekijken van bedrijfsprocessen**

Robots en mensen hebben elk hun sterktes. Doordat deze vaak complementair zijn, is het voor bedrijven van essentieel belang om ze optimaal te benutten. Het volledige potentieel kan behaald worden wanneer bedrijven weten hoe menselijke skills kunnen aangevuld worden door machines. Dit betekent dat bedrijfsprocessen zullen moeten aangepast worden om er het volle potentieel uit te halen (Wilson & Daugherty, 2018). Door huidige taken te automatiseren en AI-technologieën te implementeren in bestaande bedrijfsprocessen zullen er effecten op korte termijn worden waargenomen. De snelle en relatief makkelijke implementatie zal leiden tot een hogere return-on-investment. Toch moet hierbij een kanttekening gemaakt worden. Deze bedrijven zullen nooit het volledige potentieel van de nieuwe technologie ervaren. Het grondig herbekijken van de huidige bedrijfsprocessen is noodzakelijk om het volledige potentieel uit de technologie te halen (Davenport & Ronanki, 2018).

### **2.3.3.2 Veranderingen in het business model van bedrijven**

Meer en meer bedrijven integreren AI in het business model van hun bedrijf. Dit zorgt er voor dat bedrijven waarde creëren voor hun klanten door gebruik te maken van software en algoritmen (Iansiti & Lakhani, 2020b).

Een welbekend voorbeeld van een bedrijf dat digitale technologieën in gebruik neemt bij de bedrijfsuitvoering is Amazon. Het bedrijf werkt samen met externe aanbieders om zo veel mogelijk producten aan te bieden zonder dat het zelf enorme hoeveelheden stock moet aanhouden. Doordat alle bestellingen van klanten via het centrale online platform geplaatst worden, heeft Amazon toegang tot alle data. Die bevat waardevolle informatie en wordt door de systemen van Amazon geanalyseerd om zo de ervaringen van klanten te verbeteren. De systemen maken het mogelijk om persoonlijke aanbevelingen te doen aan klanten met producten waar ze mogelijk in geïnteresseerd kunnen zijn, het toekennen van persoonlijke kortingen, etc. Dit alles leidt tot een verhoging van de klantentevredenheid en een verhoging van de verkopen. Op die manier kunnen online retail bedrijven met zo een digitaal business model klanten afsnoepen van de gewone (offline) retail handelaar of van de handelaar die werkt met het traditionele business model (Iansiti & Lakhani, 2020b).

## **2.4 Conclusie**

Het huidige landschap waarin bedrijven zich bevinden, wordt gekenmerkt door snelle technologische veranderingen. Het is voor hen belangrijker dan ooit om weet te hebben van deze veranderingen en een idee te hebben van de opportuniteiten die deze nieuwe technologieën met zich meebrengen. Indien ze de hoogtechnologische wereld rondom hun negeren, bestaat er een grote kans dat hun marktpositie zal afnemen.

In deze masterproef wordt de rol die artificiële intelligentie in de verschillende departementen van bedrijf kan bekleden, beknopt omschreven. Het is van groot belang dat bedrijven de opportuniteiten erkennen die de adoptie van de technologie met zich meebrengt. Deze factor wordt als de belangrijkste facilitator voor de implementatie van de technologie in bedrijven aangehaald. Daarnaast worden de gebruiksvriendelijkheid van AI en de integratie met bestaande systemen, de huidige druk op de budgetten en het hebben van werknemers met een bijzondere belangstelling voor de technologie in hun werknemersbestand, gezien als belangrijke factoren die de ingebruikname van AI door ondernemingen bevorderen.

Daarnaast worden ook de factoren die de implementatie van de technologie verhinderen bestudeerd. Expertise over AI binnen het bedrijf is van groot belang wanneer men de technologie wilt imple-

menteren. Geringe expertise vormt een grote barrière bij de adoptie ervan. Daarnaast zijn het voornamelijk de legale problemen rond de technologie, de enorme investeringen in datacollectie & kwaliteit, het nog niet op punt staan van AI, het ontbreken van een AI-strategie, het gebrek aan ondersteuning van het management team en het moeilijk vinden van toegang tot AI-technologieën de hinderende factoren bij de implementatie van de technologie.

In het volgende luik worden de hypothesen opgesteld die de onderzoeksvraag concretiseren. Deze zullen onderzocht worden door middel van een regressie-analyse. Deze resultaten worden besproken in Hoofdstuk 5.

### 3 Hypothesen

Om de onderzoeksvraag te concretiseren, worden er acht hypothesen opgesteld.

#### 3.1 Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en de perceptie van een hoge kosten-baten verhouding

*Hypothese 1: Wanneer er een gebrek aan kennis is over de technologie, zal de kosten-baten verhouding van de investering in AI hoger ingeschat worden.*

Kennis over de technologie is van groot belang bij het opzetten van een AI-strategie. Bij het opzetten van zo een plan moet er worden nagegaan welke processen of producten geoptimaliseerd kunnen worden. Hierna zal er pas een inschatting gemaakt kunnen worden welke baten de implementatie met zich mee zal brengen (Bruijn, 2020). Indien men niet over relevante kennis van AI beschikt, zal het moeilijk zijn om het volledige potentieel uit de AI-toepassing te verkrijgen. Het gevolg hiervan is dat de verwachte baten lager zullen uitvallen. Dit maakt het voor bedrijven minder aantrekkelijk om de technologie te implementeren.

#### 3.2 Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en moeilijkheden met beschikbaarheid of kwaliteit van data

*Hypothese 2: Wanneer er een gebrek aan kennis is over de technologie, zal dit een negatief effect hebben op de beschikbaarheid of kwaliteit van de nodige data.*

Aangezien AI-systemen werken volgens het GIGO-principe, is het van groot belang om het systeem te bouwen en te trainen op basis van voldoende data die van goede kwaliteit is (Baesens e.a., 2016). De technologie zal als minder aantrekkelijk aanzien worden indien de initiële data van slechte kwaliteit is, aangezien men in dit geval veel werk zal hebben met het opkuisen van de data, om zo enkel de relevante data in het systeem te behouden. Dit impliceert een grote kost voor de onderneming (Luckow e.a., 2018). Kennis van de technologie is van groot belang om de juiste gegevens te verzamelen.

#### 3.3 Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en de bedenkingen over inbreuken op databescherming en privacy

*Hypothese 3: Wanneer er een gebrek aan kennis is over de technologie, zal dit voor meer bedenkingen over inbreuken op databescherming en privacy zorgen.*

De privacy van mensen wordt goed beschermd door het recht. Soms moeten er gegevens gedeeld

worden tussen verschillende partijen om goede AI-modellen te maken. Dit is niet altijd mogelijk (Rahimi e.a., 2021). Zeker wanneer men niet intern over kennis van de technologie beschikt, zijn deze bedrijven genoodzaakt om een derde partij aan te nemen om zo een systeem voor hen op te zetten (Ghobakhloo e.a., 2012; Kokina & Davenport, 2017). Het delen van gegevens is in dit geval vaak noodzakelijk aangezien het bedrijf waarvoor de AI-applicatie bestemd is in de meeste gevallen de gegevens verzameld heeft of er in het bezit van is.

### **3.4 Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en de onduidelijkheid over de juridische gevolgen**

***Hypothese 4:** Wanneer er een gebrek aan kennis is over de technologie, zal dit leiden tot grotere onduidelijkheid omtrent de juridische gevolgen.*

Indien men geen (diepgaande) kennis heeft over de technologie, zal men de interne werking van de toepassing niet begrijpen. Verwacht wordt dat een hoger gebrek aan kennis voor meer wantrouwen zorgt ten opzichte van de bedrijven die begrijpen hoe het systeem werkt en/of beslissingen neemt. Bij een beperkte kennis van de technologie zal er dus minder vertrouwen zijn en zal men het risico op een inconsistente werking van de technologie hoger inschatten dan werkelijk het geval is. Bovendien ligt de juridische aansprakelijkheid wanneer het AI-systeem een fout maakt niet éénduidig vast (Strohm e.a., 2020). Hierdoor wordt de drempel om de technologie niet te implementeren hoger aangezien de gevolgen niet éénduidig ingeschat kunnen worden voor wanneer er iets misgaat met de technologie.

### **3.5 Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en ethische overwegingen**

***Hypothese 5:** Wanneer er een gebrek aan kennis is over de technologie, zullen de ethische overwegingen een grotere rol spelen.*

Artificiële intelligentie wordt steeds meer ingezet om zeer complexe taken uit te voeren (Yu e.a., 2018). Men verwacht dat deze verregaande automatisering een negatief effect zal hebben op de toekomstige werkgelegenheid (Makridakis, 2017). Bedrijven die weinig of geen kennis hebben over Artificiële Intelligentie hebben het moeilijk om de mogelijkheden van de technologie in te zien en willen vaak enkele van de negatieve aspecten van de implementatie inzien. Hierdoor zullen zij de technologie als minder aantrekkelijk aanschouwen en zullen ze dus minder geneigd zijn om de technologie te implementeren.



### **3.6 Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en de publieke of externe financiering van AI-projecten**

***Hypothese 6:** Wanneer er een gebrek aan kennis is over de technologie, zal het moeilijker zijn om aan publieke of externe financiering te geraken.*

De ondersteuning van het management team is cruciaal bij de implementatie van AI bij bedrijven (McKinsey&Company, 2018). Indien het management team niet over de nodige kennis van de technologie bezit, gaan ze het bedrijfspotentieel die de implementatie van de technologie met zich meebrengt niet kunnen inzien. Hierdoor gaan ze vaak niet bereid zijn om zelf te investeren of op zoek te gaan naar externe middelen voor de implementatie ervan (Bérubé e.a., 2021).

### **3.7 Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en het gebrek aan kennispartners of begeleiding**

***Hypothese 7:** Wanneer er een gebrek aan kennis is over de technologie, zal het moeilijk zijn om de juiste kennispartners of begeleiding, voor de ontwikkeling en adoptie van de technologie in de bedrijfsuitvoering, te vinden.*

Indien er een gebrek is aan kennis over de technologie, zullen bedrijven het volledige bedrijfspotentieel niet kunnen inzien (McKinsey&Company, 2018). Hierdoor hebben ze een lage bereidheid om een extern bedrijf in te huren om een AI-systeem voor hen te ontwikkelen. Bovendien zal het voor het bedrijf moeilijk zijn om de juiste externe partner te benaderen als ze niet zo goed weten welke richting ze willen uitgaan met hun technologie.

### **3.8 Hypothese omtrent de relatie tussen het ontbreken van kennis over AI en de inschatting van het verwachte nut van de technologie**

***Hypothese 8:** Wanneer er een gebrek aan kennis is over de technologie, zal het verwachte nut van de technologie lager worden ingeschat.*

Bedrijven zullen niet bereid zijn om te investeren in de technologie indien ze het verwachte nut ervan laag inschatten. Ze zullen ervoor kiezen om AI te implementeren in hun bedrijfsuitvoering indien de verwachte voordelen van de ingebruikname groter zijn dan de verwachte kosten en nadelen (Mugabe, 2021). Om deze verwachte voordelen goed te kunnen inschatten moeten ze over voldoende kennis beschikken en is het van groot belang om over een AI-strategie te beschikken (Bruijn, 2020).

## 4 Onderzoeksopzet

Alvorens in te gaan op de gebruikte methode om deze hypothesen te toetsen en de daaruit resulterende resultaten te bespreken, wordt in deze sectie de onderzoeksopzet uitgebreid behandeld. De manier waarop de data verzameld werd is het eerste onderwerp dat toegelicht wordt. Daarna volgt de exploratie van de data. Hier wordt de aangeleverde data visueel voorgesteld om er beter inzicht in te verkrijgen.

### 4.1 Dataverzameling

Zoals eerder vermeld, werd de data verzameld door de Universiteit Gent in opdracht van het Departement Economie, Wetenschap en Innovatie (EWI) van de Vlaamse overheid. Het doel van dit onderzoek was om de adoptie, het gebruik en de expertise in AI bij Vlaamse bedrijven in kaart te brengen. Hiervoor werd een vragenlijst opgesteld die uit twee delen bestaat. Het eerste onderdeel bevraagt het gebruik van artificiële intelligentie bij de Vlaamse bedrijven. Het tweede deel peilt naar het gebruik van cybersecurity. Voor deze masterproef is enkel het eerste onderdeel van de vragenlijst relevant. Daarom zal het tweede deel niet verder besproken worden.

Bij het opstellen van de vragenlijst werden twee cruciale methodologische principes in acht genomen:

- *Representativiteit*: Een grootschalige, aselecte steekproef werd genomen met als doel een zo representatief mogelijk beeld te geven over de gespecificeerde populatie van de Vlaamse bedrijven.
- *Vergelijkbaarheid*: De opgestelde vragenlijst is in lijn met gelijkaardige Europese vragenlijsten. Op die manier wordt het mogelijk om deze studie met andere studies te vergelijken.

De onderzochte populatie bestaat uit de Vlaamse bedrijven die actief zijn in bepaalde sectoren, die gespecificeerd worden in Sectie 4.2.1. Bovendien focust het onderzoek zich op zowel micro-, kleine, middelgrote als grote onderneming. Er werd een ondergrens van vijf werknemers gehanteerd.

Er werd gebruik gemaakt van de Bel-first en Trends Top databanken om voor elk bedrijf in de steekproef de contactgegevens van de verantwoordelijke voor technologische ontwikkelingen op te zoeken. Indien deze niet beschikbaar waren, werden de contactgegevens van de personen met meer algemene management of IT-functies opgezocht. Voor microbedrijven werd de zaakvoerder gecontacteerd.

De enquête werd uitgestuurd naar de gevonden contactpersonen van 14.274 Vlaamse bedrijven.

Hiervan konden er 12.618 bedrijven bereikt worden aangezien 1.656 e-mails niet afgeleverd werden. Een doorgedreven opvolging werd uitgevoerd om zo veel mogelijk antwoorden van respondenten te verwerven. Twee herinneringsmails werden verzonden en daarna werden de bedrijven die de survey nog niet ingevuld hadden telefonisch opgevolgd. In een periode van 4 maanden werden 2.741 antwoorden ontvangen, wat overeenkomt met een responsgraad van 21,72 procent. Van deze ontvangen enquêtes werden 1.024 antwoorden als onbruikbaar beschouwd omdat deze bedrijven niet tot de gespecificeerde onderzoeksgroep behoren. Uiteindelijk waren er 1.717 bruikbare antwoorden die als input kunnen dienen voor het onderzoek (Andries e.a., 2021)

## 4.2 Exploratie van de data

Voordat er ingegaan wordt op de onderzoeksresultaten, worden de verschillende relevante bedrijfskarakteristieken besproken.

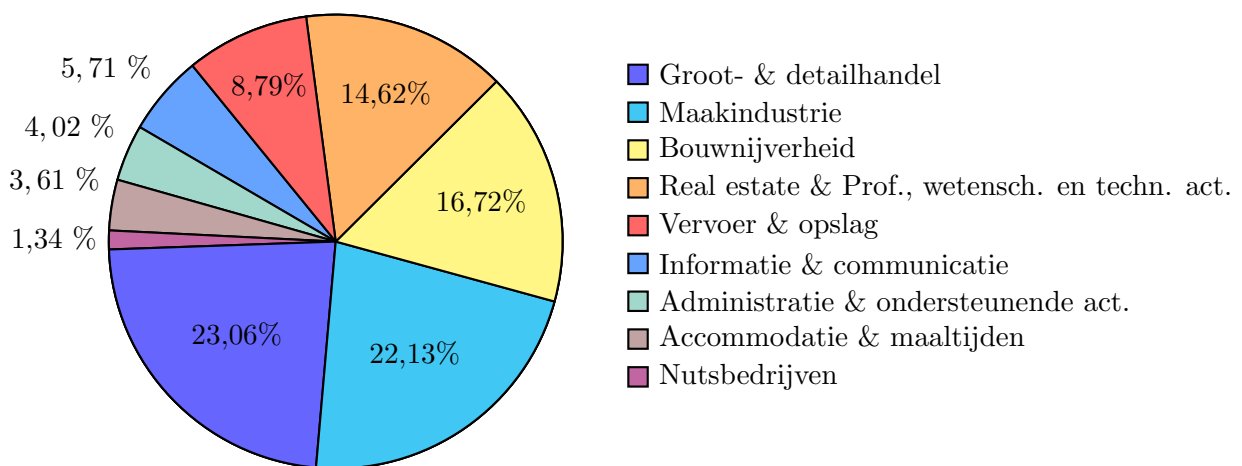
### 4.2.1 Sector

Ten eerste worden de hoofdsectoren waarin de ondervraagde bedrijven actief zijn geïdentificeerd. Er werd gebruik gemaakt van de NACE-code, de officiële Europese lijst van activiteitsomschrijvingen, om bedrijven in te delen in sectoren (Vlaamse overheid, g.d.). Tabel 1 geeft de sectoren weer waarnaar gepeild werd in de vragenlijst met bijhorende NACE-code.

NACE Code	Omschrijving van de sector
NACE 10 - 33	Industrie
NACE 35	Productie en distributie van elektriciteit, gas, stoom en gekoelde lucht
NACE 36 - 39	Distributie van water, afval- en afvalwaterbeheer en sanering
NACE 41 - 43	Bouwnijverheid
NACE 45 - 47	Groothandel en detailhandel, reparatie van auto's en motorfietsen
NACE 49 - 53	Vervoer en opslag
NACE 55 - 56	Verschaffen van maaltijden en accommodatie
NACE 58 - 63	Informatie en communicatie
NACE 68	Exploitatie van, en handel in onroerend goed
NACE 69 - 75	Vrije beroepen en wetenschappelijke en technische activiteiten
NACE 77 - 82	Administratie en ondersteunende diensten
NACE 95.1	Reparatie van computers en communicatieapparatuur

Tabel 1: Sectoren met bijhorende NACE-code

Enkel de bedrijven waarvan de hoofdactiviteit gecategoriseerd kan worden in één van de activiteitencodes, beschreven in Tabel 1, zijn relevant voor dit onderzoek. Bedrijven die in andere sectoren werkzaam zijn, hebben vaak geheel andere karakteristieken waardoor het moeilijk wordt om deze te vergelijken. In totaal gaven 1.717 bedrijven aan dat hun hoofdactiviteit zich bevindt in één van bovenstaande sectoren. Slechts twee bedrijven gaven in de vragenlijst aan dat de activiteiten waar zij hun grootste omzet uit halen zich classificeren in de sector ‘Reparatie van computers en communicatieapparatuur’. Deze sector komt overeen met de code NACE 95.1. Gezien er dus slechts twee observaties zijn, lijkt het niet nuttig om deze sector apart te bestuderen. Hierdoor werd er beslist om deze observaties onder te brengen onder de sector met activiteitencodes 58-63, ‘Informatie & communicatie’. Figuur 2 geeft de verdeling van de respondenten over de verschillende sectoren weer.



Figuur 2: Sector-indeling van de onderzochte Vlaamse bedrijven

Uit bovenstaande figuur kan er afgeleid worden dat ongeveer de helft van de bedrijven die deelnamen aan deze studie werkzaam zijn in de sectoren ‘Groot- & detailhandel’ en ‘Maakindustrie’. 14,62% is werkzaam in de sectoren ‘Real estate’ en ‘Professionele, wetenschappelijke & technische activiteiten’. 8,79% van de ondervraagde bedrijven is werkzaam in de sector ‘Vervoer & opslag’. De overige 15% van de ondernemingen die deelnamen aan de enquête zijn actief in de sectoren ‘Informatie & communicatie’, ‘Administratie & ondersteunende activiteiten’, ‘Accommodatie & maaltijden’ en ‘Nutsbedrijven’.

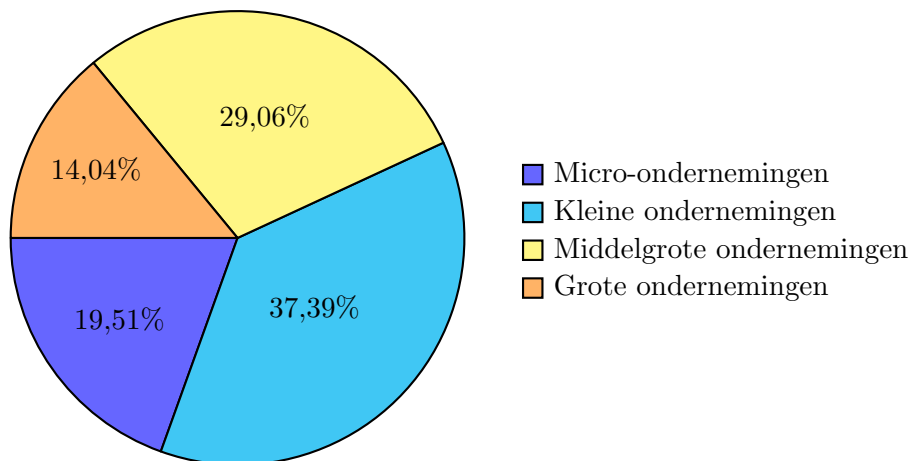
#### 4.2.2 Bedrijfsgrootte

Een tweede belangrijke bedrijfskarakteristiek is de grootte van het bedrijf. Hiervoor wordt er meestal gebruik gemaakt van de Europese definitie voor KMO's die de bedrijven indeelt op basis van de combinatie van de grootte van het werknemersbestand en de jaarlijkse omzet. Aangezien het merendeel van de ondernemingen de omzet niet correct had ingevuld op de survey, werd deze informatie als onbruikbaar beschouwd. Hierdoor werd er geopteerd om bij de bepaling van de bedrijfsgrootte enkel rekening te houden met de grootte van het werknemersbestand. Tabel 2 geeft de indeling in categorieën weer.

Aantal werknemers	Soort onderneming
1 - 9 werknemers	Micro-onderneming
10 - 49 werknemers	Kleine onderneming
50 - 249 werknemers	Middelgrote onderneming
> 249 werknemers	Grote onderneming

Tabel 2: Indeling bedrijven op basis van grootte werknemersbestand

In Figuur 3 wordt de verdeling van de ondervraagde bedrijven op basis van de bedrijfsgrootte weergegeven. Hiervoor werd de terminologie die gespecificeerd werd in Tabel 2 gebruikt.



Figuur 3: Verdeling van de ondervraagde ondernemingen op basis van bedrijfsgrootte

14% van de ondernemingen die deelnamen aan het onderzoek worden op basis van de grootte van het werknemersbestand geclassificeerd als grote ondernemingen. 86% van de ondervraagde ondernemingen classificeert zich als KMO's. Deze survey is een goede weerspiegeling van het

Belgische ondernemingslandschap aangezien het voornamelijk KMO's zijn die actief zijn in België (VBO, g.d.).

Om een beter beeld te verkrijgen over de groottes van de bedrijven in de verschillende sectoren, wordt er in Tabel 3 een verdere onderverdeling gemaakt. Deze tabel geeft per onderzochte economische activiteit, beschreven in Tabel 1, de verdeling van de verschillende bedrijfsgroottes weer.

<b>Soort onderneming</b>	Micro ond.	Kleine ond.	Middelgrote ond.	Grote ond.
Maakindustrie	11,05 %	22,63 %	43,95 %	22,37 %
Nutsbedrijven	4,35 %	13,04 %	47,83 %	34,78 %
Bouwnijverheid	19,86 %	47,04 %	25,78 %	7,32 %
Groot- & detailhandel	23,99 %	41,92 %	23,48 %	10,61 %
Vervoer & opslag	13,91 %	39,07 %	29,14 %	17,88 %
Accommodatie & maaltijden	29,03 %	53,23 %	12,90 %	4,84 %
Informatie & communicatie	17,35 %	38,78 %	27,55 %	16,33 %
Real estate / prof., wetensch. & technische activiteiten	31,08 %	38,25 %	20,32 %	10,36 %
Administratie & ondersteunende activiteiten	8,70 %	37,68 %	34,78 %	18,84 %

Tabel 3: Verdeling van het aantal werknemers over de verschillende factoren

Uit bovenstaande tabel kan besloten worden dat, hoewel de verdeling lichtjes verschilt per sector, de overgrote meerderheid van de bedrijven in elk van de bestudeerde sectoren KMO's zijn. Enkel bij de ondernemingen die opereren als nutsbedrijven wordt er een kleine afwijking waargenomen. In deze sector classificeert 34,78% van de ondervraagde ondernemingen zich als grote onderneming op basis van de grootte van het werknemersbestand. Dit kan verklaard worden door het feit dat nutsbedrijven grote investeringen moeten maken in hun infrastructuur. Hierdoor hebben ze een groot belang om te opereren op grote schaal zodat ze rendabel kunnen zijn. Uit deze tabel kan besloten worden dat wanneer er gekeken wordt naar de grootte van de ondervraagde bedrijven, deze steekproef zeker als representatief mag aanschouwd worden voor het Vlaamse ondernemingslandschap.

### 4.2.3 Adoptiegraad van de technologie

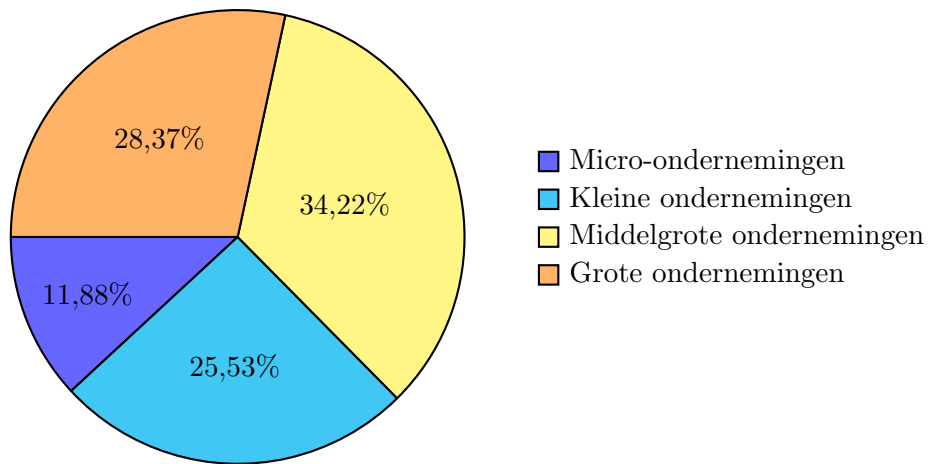
Hoewel verwacht wordt dat de rol van de technologie in de komende jaren enorm zal groeien, wordt er vandaag de dag nog geen wijdverspreid gebruik waargenomen (Anand & Verweij, 2017). Volgens de literatuur geeft een kwart van de Vlaamse bedrijven aan minstens één AI-technologie te gebruiken in zijn bedrijfsvoering (Andries e.a., 2021). Figuur 4 geeft de graad van implementatie bij de ondervraagde respondenten in dit onderzoek weer.



Figuur 4: Adoptiegraad van AI bij de Vlaamse bedrijven

Uit bovenstaande figuur kan afgeleid worden dat ongeveer een derde van de ondervraagde respondenten gebruik maakt van minstens één AI-technologie. Dit wil zeggen dat er 564 respondenten zich identificeren als adopters. Deze inschatting is een beetje positiever dan de inschatting die in de literatuur gevonden wordt. De overige 67,15% maakt (nog) geen gebruik van AI-technologieën in de bedrijfsuitvoeringen. Zij zullen verder in dit onderzoek geïdentificeerd worden als de niet-adopters.

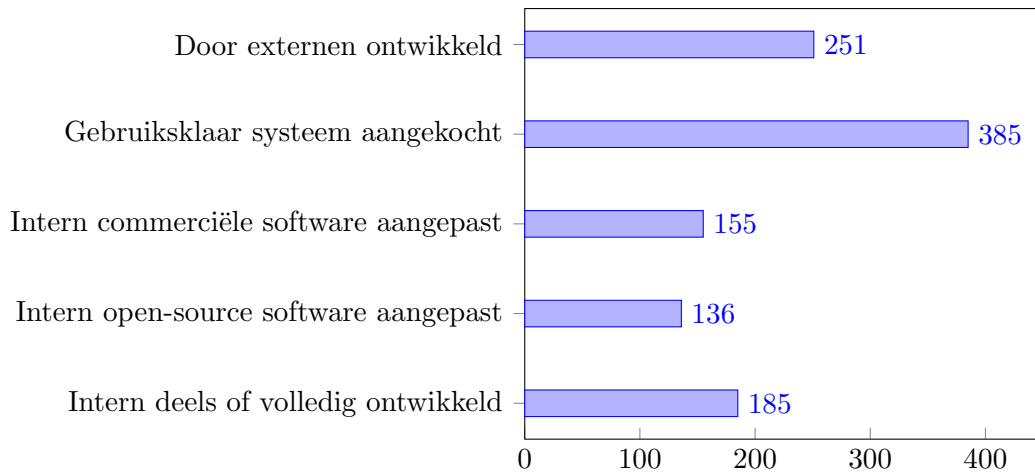
Figuur 5 gaat dieper in op deze adopters en geeft de verdeling weer volgens de bedrijfsgrootte. Hieruit kan afgeleid worden dat de technologie voornamelijk geïmplementeerd wordt bij middelgrote (34,22%), grote (28,37%) en kleine (25,53%) ondernemingen en in mindere mate bij micro-ondernemingen (11,88%). Dit is in overeenstemming met wat er in de literatuur gespecificeerd wordt. Grotere bedrijven hebben vaak meer middelen ter beschikking om investeringen te doen in de innovatieve technologie (Alekseeva e.a., 2021; Ghobakhloo e.a., 2012).



Figuur 5: Verdeling van Vlaamse AI-gebruikers volgens bedrijfsgrootte

In de literatuur wordt er veelvuldig vastgesteld dat er bij veel bedrijven een gebrek is aan kennis over artificiële intelligentie binnen het werknemersbestand. Meer specifiek betekent dit dat de meeste werknemers niet over de juiste vaardigheden beschikken om de werking van de technologie te begrijpen. Hierdoor is het in de meeste gevallen onmogelijk om zelf een AI-toepassing te ontwikkelen. Bedrijven zijn dus vaak genoodzaakt om externe aanbieders in dienst te nemen om een systeem aan te kopen of kiezen ervoor om consultants in te huren om applicatie voor hen te ontwikkelen (Ghobakhloo e.a., 2012; Strohm e.a., 2020). Figuur 6 geeft het aantal ondernemingen weer die gebruik maakten van een bepaald kanaal dat gespecificeerd wordt op de y-as. Bij deze figuur moet er een kanttekening gemaakt worden, de som van het aantal bedrijven in Figuur 6 bedraagt namelijk 1.112. Dit is bijna het dubbele van het aantal bedrijven die zich identificeerden als adopters in deze survey. Dit kan verklaard worden door het feit dat sommige adopters gebruik maken van verschillende AI-technologieën in hun bedrijfsuitvoering. Het is dan ook perfect mogelijk dat de verschillende systemen verkregen werden via verschillende kanalen.





Figuur 6: Kanalen vanwaar AI-systemen verkregen werden

Uit deze figuur kan besloten worden dat de meerderheid van de adopters een gebruiksklaar systeem aangekocht heeft of een externe aanbieder in dienst heeft genomen voor de ontwikkeling ervan. Voor 291 toepassingen maakten bedrijven zelf aanpassingen aan gekochte systemen of pasten ze zelf open-source systemen aan. Bij 185 gevallen ontwikkelden de bedrijven een eigen systeem door gebruik te maken van eigen werknemers of van werknemers van moeder- en dochterbedrijven.

#### 4.2.4 Ervaren obstakels bij de implementatie

Tenslotte werd er in de vragenlijst gepeild naar de obstakels die bedrijven ervaren of ervaren hebben, in het geval van de adopters, of de obstakels die ervoor zorgen dat bedrijven geen gebruik maken van AI, in het geval van niet-adopters. In Tabel 4 wordt er weergegeven hoeveel procent van de adopters bepaalde barrières ervaren of ervaren hebben. Tabel 5 geeft, voor dezelfde barrières, weer hoeveel procent van de niet-adopters bepaalde barrières aanschouwen als een reden om niet over te gaan tot de implementatie van de technologie.

## Ervaren obstakels bij adopters

Barrières	% ervaren
Gebrek aan relevante kennis, vaardigheden en ervaring binnen werknemersbestand	68,73%
Moeilijkheden om werknemers met juiste kennis, vaardigheden en ervaring aan te werven	59,55%
Moeilijkheden met inschatten van de mogelijkheden	59,18%
Moeilijkheden met beschikbaarheid of kwaliteit van de nodige data	51,50%
Incompatibiliteit met bestaande systemen	47,19%
Beperkt nut van AI voor de onderneming	42,32%
Perceptie van een hoge kosten-baten verhouding	41,01%
Gebrek aan kennispartners en begeleiding	36,89%
Bedenkingen over inbreuken op databescherming en privacy	35,77%
Onduidelijkheid over juridische gevolgen	27,72%
Gebrek aan publieke of externe financiering	20,97%
Ethische overwegingen	15,36%

Tabel 4: Ervaren barrières door adopters van de technologie

Gebrek aan relevante kennis, vaardigheden en ervaring binnen het werknemersbestand ervaren de adopters als voornaamste drempel bij de implementatie van de technologie. Bovendien halen bedrijven aan dat ze moeilijkheden hebben om werknemers met de juiste skills aan te werven. De meerderheid van de adopters ervaart of heeft moeilijkheden ervaren om de mogelijkheden van de technologie in te schatten. Naast kennisproblemen ervaart de meerderheid ook structurele barrières, ze halen aan dat ze moeilijkheden hebben met de beschikbaarheid of kwaliteit van de nodige data en ervaren de AI-systemen niet als compatibel met de huidige bedrijfssystemen. 42,32% erkent dat de technologie een beperkt nut heeft voor de onderneming en, verwant hiermee, identificeert 41,01% de perceptie van een hoge kosten-baten verhouding als drempel. Overigens haalt 36% van de adopters het gebrek aan begeleiding en kennispartners en bedenkingen over inbreuken op databescherming en privacy aan. Onduidelijkheden over juridische gevolgen, gebrek aan publieke of externe financiering en ethische overwegingen spelen een beperktere rol als obstakels bij het invoeren of gebruiken van AI-technologieën.

## Ervaren obstakels bij niet-adopters

Tabel 5 geeft weer hoeveel procent van de niet-adopters bepaalde obstakels ervaren en hierdoor de technologie niet implementeren.

Barrières	% ervaren
Beperkt nut van AI voor de onderneming	69,10%
Gebrek aan relevante kennis, vaardigheden en ervaring binnen werknemersbestand	63,35%
Moeilijkheden met inschatten van de mogelijkheden	59,87%
Perceptie van een hoge kosten-baten verhouding	54,75%
Incompatibiliteit met bestaande systemen	47,99%
Gebrek aan kennispartners en begeleiding	43,33%
Moeilijkheden met beschikbaarheid of kwaliteit van de nodige data	40,59%
Moeilijkheden om werknemers met juiste kennis, vaardigheden en ervaring aan te werven	40,31%
Onduidelijkheid over juridische gevolgen	26,23%
Gebrek aan publieke of externe financiering	24,50%
Bedenkingen over inbreuken op databescherming en privacy	21,85%
Ethische overwegingen	12,07%

Tabel 5: Barrières die ervoor zorgen dat niet-adopters niet bereid zijn om AI te implementeren

Het beperkte nut van AI voor de onderneming wordt als voornaamste reden aangehaald door niet-adopters om niet over te gaan tot de implementatie van AI-technologieën. Daarnaast vormt het gebrek aan relevante kennis, vaardigheden en ervaring binnen het werknemersbestand een tweede belangrijke barrière. 59,87% haalt aan dat ze moeilijkheden hebben met het inschatten van de mogelijkheden die de ingebruikname van de technologie met zich meebrengt. Bovendien schat 54,75% van de niet-adopters de kosten-baten verhouding hoog in, waardoor de technologie niet als aantrekkelijk beschouwd wordt. Iets minder dan de helft van de niet-adopters haalt de structurele barrières, de incompatibiliteit met bestaande systemen en moeilijkheden met de beschikbaarheid en kwaliteit van de nodige data, aan als drempel. Voorts ondervindt 43,33% een gebrek aan kennispartners en begeleiding voor het opzetten van AI-systemen. 26,23% van de niet-adopters halen aan dat de onduidelijkheid over het legale kader, wanneer de technologie bijvoorbeeld schade zou berokkenen aan derden, een reden vormt waarom ze niet overgaan tot de adoptie. In mindere mate

worden de drempels gebrek aan publieke of externe financiering, de bedenkingen over inbreuken op databescherming en privacy en de ethische overwegingen aangehaald als barrières.

Uit Tabel 4 en Tabel 5 kan afgeleid worden dat de adopters en niet-adopters de onderzochte barrières met een verschillende intensiteit ervaren.

### **4.3 Beperkingen van de data**

Hoewel de vragenlijst heel compleet is, zijn er toch drie kleine beperkingen die de dataset met zich meebrengt.

Een eerste beperking is dat er in de vragenlijst niet gepeild werd naar de ondersteuning van het management team voor de implementatie van AI. Deze barrière wordt veelvuldig in de literatuur aangehaald en heeft een belangrijke rol, aangezien het in de meeste gevallen het top-management is die de grote beslissingen neemt in verband met investeringen. In de vragenlijst werd er wel gepeild naar de toegang tot publieke of externe financiering. Natuurlijk kunnen deze vormen van financiering een belangrijke stimulans zijn wanneer de onderneming beslist om de technologie te implementeren. Echter volstaat deze vorm van financiering in de meeste gevallen niet. Vaak is er toch een groot aandeel interne financiering nodig. Het is in de meeste gevallen het management team dat dit budget toekent. Natuurlijk gaan ze dit enkel doen indien zij de potentiële voordelen van de technologie erkennen.

Een tweede beperking is dat de afhankelijke variabelen die in dit onderzoek gebruikt worden op een binaire schaal gemeten worden. Zo wordt er aangegeven of men een bepaalde barrière ervaart of ervaren heeft. Echter geeft dit weinig informatie over hoe sterk deze obstakels ervaren worden.

In de vragenlijst werd er bij de algemene info over de bedrijven gepeild naar de omzet van het voorbije jaar. Een groot aandeel van de bedrijven vulden deze informatie niet of foutief in, waardoor ze onbruikbaar is. Dit heeft als gevolg dat de classificatie van de bedrijfsgrootte niet kon gebeuren op basis van de Europese definitie. Er werd enkel gekeken naar het aantal werknemers.

## 5 Onderzoeksresultaten

In Sectie 4.2.4 werd er geconcludeerd dat de adopters en niet-adopters de onderzochte barrières met een verschillende intensiteit ervaren. Om na te gaan of dit verschil statistisch significant is, wordt de  $\chi^2$ -test voor samenhang uitgevoerd. Deze test zal voor elke barrière nagaan of er een verschil tussen de twee groepen waargenomen wordt. Voor elke barrière die relevant is voor dit onderzoek worden de nulhypothese en alternatieve hypothese opgesteld. Alvorens deze hypothesen te specificeren, worden de relevante barrières nog eens kort opgelijst:

- Barrière 1: Perceptie van een hoge kosten-baten verhouding
- Barrière 2: Moeilijkheden met beschikbaarheid of kwaliteit van de nodige data
- Barrière 3: Bedenkingen over inbreuken op databescherming en privacy
- Barrière 4: Onduidelijkheden over juridische gevolgen wanneer er iets fout loopt
- Barrière 5: Ethische overwegingen
- Barrière 6: Gebrek aan publieke of externe financiering
- Barrière 7: Gebrek aan kennispartners en/of begeleiding
- Barrière 8: Het verwachte beperkte nut van AI

De nulhypothese en alternatieve hypothese luiden als volgt:

- $H_0$ : Het aandeel bedrijven die de respectievelijke barrière ervaart, is hetzelfde voor de adopters en de niet-adopters.
- $H_A$ : Het aandeel bedrijven die de respectievelijke barrière ervaart, verschilt tussen de adopters en de niet-adopters.

In onderstaande tabel worden de resultaten van het onderzoek weergegeven. Deze worden samengevat in een frequentietabel, aangezien dit de basis vormt voor de berekening van de  $\chi^2$ .

<b>Barrières</b>	<b>Ervaren?</b>	<b>Adopters</b>	<b>Niet-adopters</b>	<b>Totaal</b>
Perceptie hoge kosten-baten verhouding	Ja	219	599	818
	Nee	315	495	810
	Totaal	534	1094	1628
Moeilijkheden met datakwaliteit	Ja	275	444	719
	Nee	259	650	909
	Totaal	534	1094	1628
Bedenkingen databescherming & privacy	Ja	191	239	370
	Nee	343	855	1198
	Totaal	534	1094	1628
Onduidelijkheid juridische gevolgen	Ja	148	287	435
	Nee	386	807	1193
	Totaal	534	1094	1628
Ethische overwegingen	Ja	82	132	214
	Nee	452	962	1414
	Totaal	534	1094	1628
Gebrek aan publieke of externe financiering	Ja	112	268	380
	Nee	422	826	1248
	Totaal	534	1094	1628
Gebrek aan kennispartners	Ja	197	474	641
	Nee	337	620	957
	Totaal	534	1094	1628
Verwachte beperkte nut	Ja	226	756	982
	Nee	308	338	646
	Totaal	534	1094	1628

Tabel 6: Frequentietabel waarnemingen van de adopters en de niet-adopters

Vooraleer de  $\chi^2$ -test voor samenhang uitgevoerd kan worden, moet er aan vier voorwaarden voldaan worden. De eerste voorwaarde houdt in dat beide variabelen categorisch van aard moeten zijn. Deze voorwaarde is vervuld aangezien beide variabelen, het feit of het bedrijf al dan niet een adopter is en het feit of de barrière waargenomen wordt, binair zijn. Onafhankelijkheid van de gegevens is een tweede voorwaarde die ook hier voldaan is. Elk bedrijf vulde de survey onafhankelijk van elkaar in. De derde voorwaarde luidt dat de waarnemingen mutueel exclusief zijn. Dit is in deze studie zeker het geval aangezien een bedrijf zich slechts kan categoriseren tot 1 steekproef. Een

bedrijf is ofwel een adopter ofwel een niet-adopter en heeft de barrière wel of niet ervaren. De laatste voorwaarde houdt in dat de verwachte waarde van minstens 80% van de cellen in de frequentietabel een frequentie van minstens 5 moet hebben. Bij het nagaan van deze voorwaarde moet de verwachte waarde van elke cel berekend worden. Dit gebeurt aan de hand van volgende formule:

$$\text{Verwachte waarde} = (\text{Totaal van de rij} * \text{totaal van de kolom}) / \text{som van de tabel}$$

De resultaten van deze formule kunnen teruggevonden worden in Tabel 25 in Appendix A.1. Hieruit kan er besloten worden dat elke verwachte frequentie hoger is dan vijf. Dit impliceert dat ook de laatste voorwaarde voldaan is en dat de  $\chi^2$ -test uitgevoerd kan worden (De Pelsmacker & Van Kenhove, 2019). Gezien er acht relevante barrières zijn, zullen er acht  $\chi^2$ -testen uitgevoerd worden. Deze resultaten worden met bijhorende p-waarde weergegeven in onderstaande tabel.

<b>Barrières</b>	$\chi^2$	p-waarde
Perceptie hoge kosten-baten verhouding	26,582	< <b>0,001</b>
Moeilijkheden met datakwaliteit	17,741	< <b>0,001</b>
Bedenkingen databescherming & privacy	34,768	< <b>0,001</b>
Onduidelijkheid juridische gevolgen	0,299	0,584
Ethische overwegingen	3,482	0,062
Gebrek aan publieke of externe financiering	2,401	0,121
Gebrek aan kennispartners	6,457	<b>0,011</b>
Verwachte beperkte nut	108,531	< <b>0,001</b>

Tabel 7: Correlatiematrix van de drie kennisbarrières

Indien de nulhypothese verworpen kan worden op het 5% significantieniveau, kan er met 95% zekerheid gesteld worden dat er effectief een verschil is tussen de steekproef van de adopters en van de niet-adopters. Uit Tabel 7 kan er geconcludeerd worden dat er voor vijf van de acht barrières een statistisch significant verschil tussen de twee steekproeven waargenomen wordt. Hieruit kan afgeleid worden dat het zeker interessant is om de opdeling tussen de twee steekproeven te maken. Deze beslissing heeft als implicatie dat de hypotheses die opgesteld werden in Hoofdstuk 3 voor de 2 steekproeven getest zullen moeten worden. Hieruit volgt dat er in totaal 16 hypotheses getest zullen moeten worden.

## 5.1 Grafische analyse

Vooraleer de hypothesen getoetst zullen worden door middel van een meer geavanceerde techniek, namelijk regressieanalyse, wordt er een grafische pre-analyse uitgevoerd. Het doel van deze pre-analyse is tweeledig. Ten eerste zal er nagegaan worden of de variabele ‘Gebrek aan kennis’ samengesteld kan worden uit de som van volgende drie kennis barrières waarnaar gepeild werd in de enquête:

1. Gebrek aan relevante kennis, vaardigheden en ervaring binnen de onderneming: *kennisbarrière 1*
2. Moeilijkheden om de mogelijke toepassingen van AI in te schatten: *kennisbarrière 2*
3. Moeilijkheden om nieuwe werknemers met de juiste kennis, vaardigheden en ervaring aan te werven: *kennisbarrière 3*

Ten tweede zal de relatie tussen de variabele ‘Gebrek aan kennis’ en de andere barrières, die vermeld werden in Sectie 1.3, grafisch worden nagegaan. Dit maakt het mogelijk om een eerste idee te krijgen over het verband tussen de variabelen.

Zoals hierboven met de  $\chi^2$ -test aangetoond werd, is het nuttig om de hypothesen te testen op twee aparte steekproeven, meer specifiek op de groep van de adopters en op de groep van de niet-adopters. Om wille van deze reden werd er gekozen om de grafische analyse apart toe te passen op de twee verschillende onderzochte groepen.

### 5.1.1 Grafische analyse adopters

#### 5.1.1.1 Geaggregeerde variabele ‘Gebrek aan kennis over AI’

Om het verband tussen deze drie obstakels na te gaan, wordt er een correlatiematrix opgesteld. De correlatie wordt gemeten tussen de drie kennisbarrières onderling. Hiervoor wordt er gebruik gemaakt van de Phi-coëfficiënt aangezien er gewerkt wordt met binaire data (Ekström, 2011).

<b>Barrières</b>	kennisbarrière 1	kennisbarrière 2	kennisbarrière 3
kennisbarrière 1	1	0,653055	0,332452
kennisbarrière 2	0,653055	1	0,578368
kennisbarrière 3	0,332452	0,578368	1

Tabel 8: Correlatiematrix van de drie kennisbarrières



Uit Tabel 8 kan afgeleid worden dat de correlaties tussen de barrières allemaal positief zijn. Dit wijst op een positieve relatie tussen de 3 kennis-barrières. Hoe groter de correlatie tussen twee variabelen, hoe sterker de onderlinge relatie. Er wordt gebruik gemaakt van de vuistregels die gespecificeerd worden in Tabel 9 om de sterkte van de onderlinge relaties aan te duiden (Akoglu, 2018). Aangezien de 3 phi-coëfficiënten boven de drempelwaarden van 0,25 liggen, kan er worden vastgesteld dat er een zeer sterke statistische samenhang is tussen kennisbarrières 1 & 2, tussen kennisbarrières 2 & 3 en tussen kennisbarrières 1 & 3.

Phi correlatie coëfficiënt	Sterkte van de onderlinge relatie
> 0	Geen relatie tussen de variabelen
> 0,05	Zwakke relatie
> 0,10	Gematigde relatie
> 0,15	Sterke relatie
> 0,25	Zeer sterke relatie

Tabel 9: Vuistregel met betrekking tot de Phi coëfficiënt

Om na te gaan of het mogelijk is om de drie variabelen te aggregeren wordt de Cronbach's  $\alpha$  berekend. Deze methode meet de mate van interne consistentie en gaat dus na of de verschillende variabelen hetzelfde construct meten. Het is mogelijk om deze methode te gebruiken in het geval de variabelen dichotoom van aard zijn (Sharma, 2016). In dit geval neemt de Cronbach's  $\alpha$  de vorm van de Kuder-Richardson Formule 20 (KR-20) aan (Anselmi e.a., 2019).

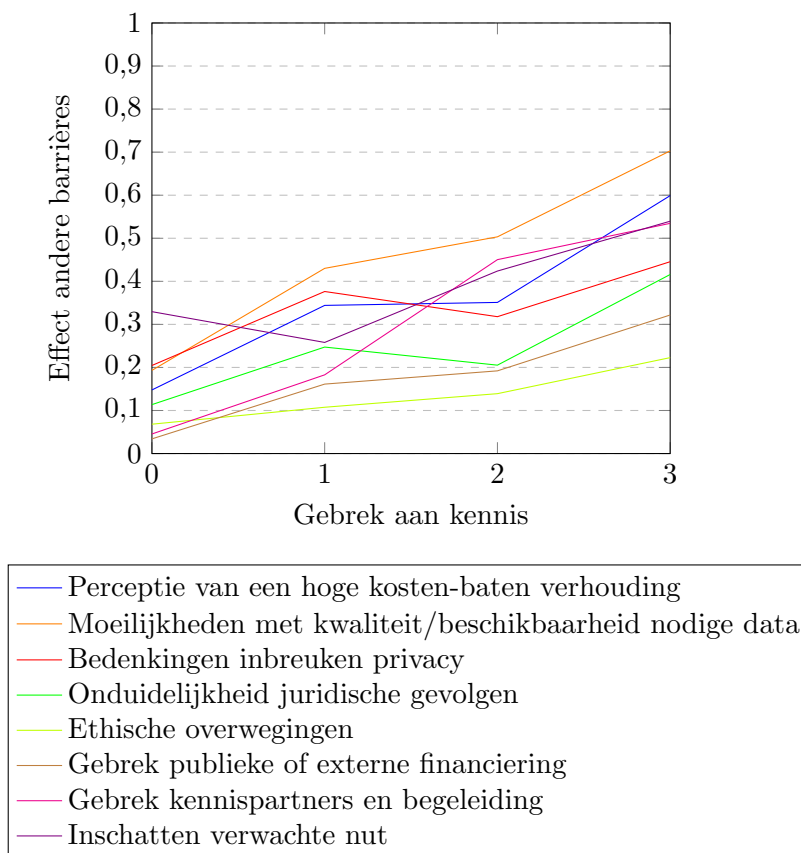
Op basis van de 534 observaties van de steekproef van de adopters, wordt er een KR-20 en een Cronbach's  $\alpha$  van 0,625 berekend. Deze waarde is eerder aan de lage kant aangezien de vuistregel voor een goede Cronbach's  $\alpha$  0,70 bedraagt (De Pelsmacker & Van Kenhove, 2019). Een verklaring hiervoor kan gevonden worden in het feit dat er slechts drie vragen gebruikt worden om het construct 'Gebrek aan kennis over AI' te meten. Wanneer er een beperkt aantal items gebruikt worden om de interne consistentie te berekenen, zal de Cronbach's  $\alpha$  vaak een onderschatting van de werkelijke coherentie zijn (Sharma, 2016; Sun e.a., 2007).

Aangezien er minder dan 10 vragen zijn die hetzelfde construct proberen te meten, wordt de alternatieve mean inter-item correlation toegepast (Pallant, 2016). Als vuistregel wordt de optimale range tussen 0,20 en 0,40 aangehaald (Briggs & Cheek, 1986). De mean inter-item correlation wordt berekend en bedraagt 0,360. Deze waarde ligt binnen het gespecificeerde optimale bereik. Hieruit kan besloten worden dat de 3 variabelen hetzelfde construct meten en dat ze geaggregeerd mogen worden tot de nieuwe variabele **KennisAIObst**, ofwel 'Gebrek aan kennis over AI'.

Deze nieuwe veranderlijke wordt samengesteld uit de som van de drie constructen en wordt gecategoriseerd als een discrete variabele, aangezien ze enkel de waarden 0, 1, 2 en 3 kan aannemen. Indien `KennisAIObst` een score van 0 heeft, dan wil dit zeggen dat het bedrijf geen enkel van de drie voorgenoemde kennis barrières ervaart of ervaren heeft. Dit in tegenstelling tot ondernemingen die de drie kennis-barrières ervaren of ervaren hebben, zij zullen een score van 3 hebben.

### 5.1.1.2 Grafische weergave relatie ‘Gebrek aan kennis’ en andere variabelen

Figuur 7 geeft de relaties weer tussen de geaggregeerde variabele ‘Gebrek aan kennis’ en de overige acht obstakels.



Figuur 7: Relatie tussen gebrek aan kennis en de andere barrières voor de steekproef van de adopters

Uit bovenstaande figuur wordt er voor elke barrière een positieve relatie met de geaggregeerde variabele ‘Gebrek aan kennis over AI’ waargenomen. Uit deze observatie kan er geconcludeerd worden dat wanneer er een groter gebrek is aan kennis van de technologie, een grotere proportie van de ondernemingen de overige barrières ook ervaren als obstakel of beperking bij de implementatie ervan.

## 5.1.2 Grafische analyse niet-adopters

### 5.1.2.1 Variabele ‘Gebrek aan kennis over AI’

Bij het nagaan van de relatie tussen de drie variabelen die de verschillende aspecten van ‘het gebrek aan kennis over AI’ bij de niet-adopters meten, wordt dezelfde methode gehanteerd als in Paragraaf 5.1.1.1. De berekende phi-coëfficiënten worden weergegeven in Tabel 10.

Barrières	kennisbarrière 1	kennisbarrière 2	kennisbarrière 3
kennisbarrière 1	1	0,720824	0,455008
kennisbarrière 2	0,720824	1	0,628720
kennisbarrière 3	0,455008	0,628720	1

Tabel 10: Correlatiematrix van de drie kennisbarrières bij de niet-adopters

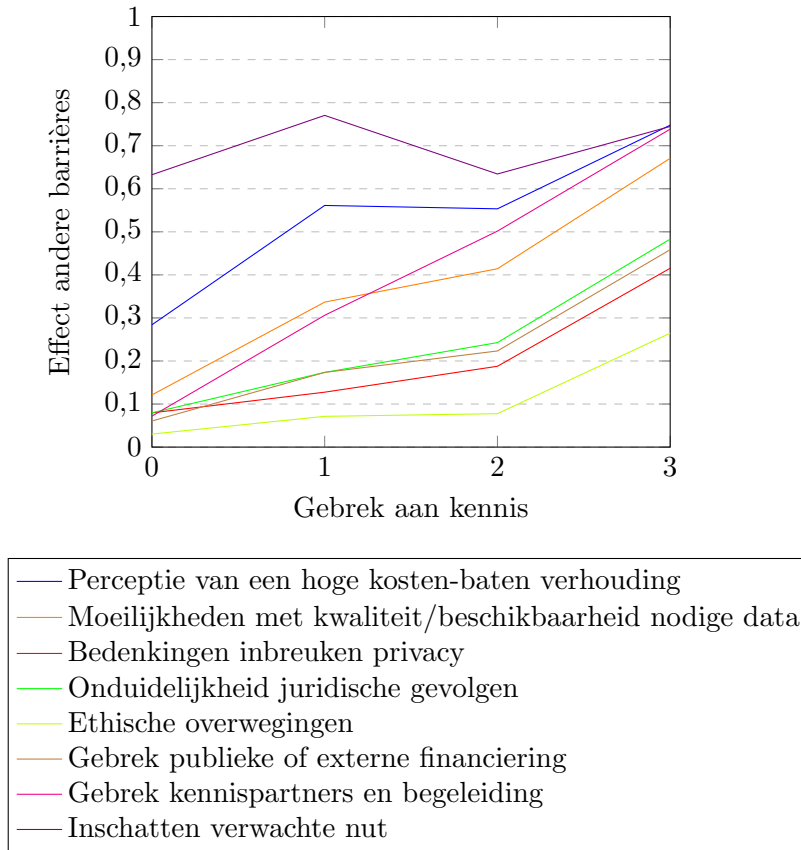
Aangezien de correlaties allemaal positief zijn, kan er uit bovenstaande tabel besloten worden dat er een positieve relatie is tussen de drie kennis-barrières onderling. Om de sterkte van deze relaties te interpreteren wordt gebruikt gemaakt van de vuistregels die gespecificeerd werden in Tabel 9. Ook bij de niet-adopters liggen de correlaties ver boven de drempelwaarden van 0,25. Hieruit kan besloten worden dat er een zeer sterke statistische samenhang is tussen de kennisbarrières 1 & 2, tussen 2 & 3 en tussen 1 & 3.

Deze zeer sterke onderlinge relaties vormen al een eerste positieve indicatie dat het mogelijk zou zijn om een geaggregeerde variabele te vormen op basis van de drie ondervraagde kennisbarrières. Opnieuw wordt de Cronbach’s  $\alpha$  berekend om de graad van interne consistentie te meten. Deze wordt berekend op basis van de 1.094 observaties van de steekproef van de niet-adopters en bedraagt 0,683. Aangezien deze  $\alpha$  net onder de drempelwaarde van 0,70 ligt, wordt de interne consistentie in beperkte mate in vraag getrokken (Sharma, 2016).

Ook in deze steekproef werd er slechts gebruik gemaakt van drie vragen die het construct aan ‘Gebrek aan kennis over AI’ meten. Hierdoor wordt er ook gebruik gemaakt van de mean inter-item correlation om de maat van interne consistentie te bepalen. Deze bedraagt 0,418. Dit ligt maar net buiten de gestelde optimale range, bovendien ligt de Cronbach’s  $\alpha$  ook heel dicht bij de vuistregel. Hierdoor kan er toch besloten worden om de 3 kennisvariabelen te aggregeren tot een nieuwe veranderlijke. Zoals bij de adopters wordt er gekozen om de som van de drie kennisvariabelen te nemen om de nieuwe variabele **KennisAIObstNA** te vormen. Deze variabele wordt gecategoriseerd als een discrete variabele die enkel de waarden 0, 1, 2 en 3 kan aannemen.

### 5.1.2.2 Grafische weergave relatie ‘Gebrek aan kennis’ en andere variabelen

In onderstaande tabel worden de relaties tussen de nieuwe geaggregeerde variabele KennisAIObstNA en de overige acht obstakels weergegeven.



Figuur 8: Relatie tussen gebrek aan kennis en de andere barrières voor de steekproef van de niet-adopters

Uit Figuur 8 kan een positieve relatie worden waargenomen tussen elk van de acht barrières en de geaggregeerde variabele KennisAIObstNA, zoals ook bij de steekproef van de adopters het geval was. Op basis van deze grafiek kan er geconcludeerd worden dat een grotere proportie van de ondernemingen de overige barrières ervaart als obstakel naarmate er een groter gebrek is aan kennis over de technologie.

## 5.2 Regressieanalyse

Na de verkenning van de data en de grafische voor-analyse, die voor elk van de acht onderzochte barrières een positieve relatie weergeeft met de geaggregeerde variabele ‘Gebrek aan kennis over AI’, worden er in deze sectie meervoudige regressieanalyses uitgevoerd om de te onderzoeken hypothesen te testen. In totaal zullen er 16 regressie-modellen opgesteld en geanalyseerd worden.

De ene helft van deze regressieanalyses zal uitgevoerd worden op de steekproef van de adopters, de andere helft op de niet-adopters. Voor al deze regressies zal gebruik gemaakt worden van dezelfde techniek. Alvorens de hypothesen te onderzoeken, zal de techniek die hiervoor gebruikt werd uitvoerig besproken worden.

Het doel van deze masterproef is om na te gaan of er een relatie is tussen de variabele ‘Gebrek aan kennis over AI’ en de andere barrières, die beschreven werden in Sectie 1.3. De geaggregeerde kennisvariabele, een categorische veranderlijke die de waarden 0, 1, 2 en 3 kan aannemen, zal in elke regressieanalyse de onafhankelijke variabele zijn.

De afhankelijke variabele is de veranderlijke waarover een voorspelling gedaan wordt. Dit is het effect dat men wil achterhalen en zal dus per hypothese verschillend zijn. In hypothese 1, bijvoorbeeld, zal ‘de perceptie van een hoge inschatting van de kosten-baten verhouding’ fungeren als de afhankelijke variabele. In Tabel 11 wordt de afhankelijke veranderlijke per hypothese weergegeven. Belangrijk is om op te merken dat deze variabele slechts twee waarden kan aannemen. Ze is dus binair van aard.

<b>Hypothese</b>	Afhankelijke variabele
Hypothese 1	Perceptie van hoge inschatting van de kosten-baten verhouding
Hypothese 2	Moeilijkheden met de beschikbaarheid & kwaliteit van de data
Hypothese 3	Bedenkingen over inbreuken op databescherming & privacy
Hypothese 4	Onduidelijkheid over de juridische gevolgen
Hypothese 5	Ethische problemen
Hypothese 6	Moeilijkheden met het vinden van publieke of externe financiering
Hypothese 7	Gebrek aan kennispartners & begeleiding
Hypothese 8	Beperkt verwachte nut van de technologie

Tabel 11: Overzicht afhankelijke variabele per hypothese

Tenslotte zijn er nog de controlevariabelen. Dit zijn variabelen waarin men niet geïnteresseerd is gedurende het onderzoek, maar die wel de uitkomst kunnen beïnvloeden. Deze veranderlijken zullen voor elke te onderzoeken hypothese dezelfde zijn, namelijk de sector waarin de bedrijven actief zijn en de grootte van het werknemersbestand. Deze variabelen werden respectievelijk op nominale en ordinale schaal gemeten. Ze moeten dus getransformeerd worden alvorens ze in de modellen opgenomen kunnen worden. Voor de variabele ‘sector’ moeten er acht dummy variabelen aangemaakt worden. De variabele `grootteWerknemersbestand` wordt getransformeerd van een discrete naar een continue variabele. De omzetting van deze variabele wordt weergegeven in Tabel 12. Hierbij

wordt er gekozen om met de gemiddelde waarde van elke categorie te werken, aangezien dit een goede weerspiegeling is van de grootte-orde tussen de verschillende categorieën.

Categorie werknemersbestand	Overeenkomstige continue variabele
5-9 werknemers	7 werknemers
10-49 werknemers	30 werknemers
50-249 werknemers	150 werknemers
Meer dan 249 werknemers	500 werknemers

Tabel 12: Transformatie `grootteWerknemersbestand`

Gezien het feit dat de afhankelijke variabele `kennisAI0bst` een binaire is, is het niet wenselijk om de lineaire regressie-techniek toe te passen omwille van twee redenen (Baltagi, 2021). Ten eerste kan er door gebruik te maken van een lineaire regressie-techniek niet gegarandeerd worden dat de voorspelde waarden tussen 0 en 1 liggen. Aangezien het doel is om de probabiliteit te voorspellen dat een bepaalde barrière ervaren wordt, is het dus niet wenselijk om een kans te hebben die negatief of groter dan 1 is. Deze waarden hebben geen betekenis. Ten tweede is het marginale effect een constante bij een lineaire regressie. Dit betekent dat de kans op het identificeren van de voorspelde barrière altijd in hetzelfde tempo zou veranderen ten opzichte van de verhoging van de geaggregeerde variabele van de kennisbarrières.

Door die tekortkomingen is het beter om voor een andere regressie-techniek te kiezen. Populaire oplossingen zijn het gebruiken van logistische regressie of het probit model. Beide geven een S-curve terug en hebben als doel de waarschijnlijkheid in te schatten dat een observatie met bepaalde kenmerken voorkomt. In praktijk bieden beide methodes ongeveer hetzelfde resultaat (Agresti, 2007). In dit onderzoek wordt het probit model toegepast om de vooropgestelde hypothesen te onderzoeken.

Vooraleer er kan ingegaan worden op de resultaten moet er nog een belangrijke opmerking gemaakt worden. In de eerste stap van de probit regressie wordt de input getransformeerd volgens de cumulatieve distributiefunctie van de standaardnormale verdeling, daarna worden de coëfficiënten van het model berekend volgens de ‘Maximum Likelihood’ methode. Aangezien deze berekening volgens een andere niet-lineaire basis gebeurt, zijn de coëfficiënten van het model moeilijk interpreteerbaar. Het model wordt pas interpreteerbaar indien de marginale effecten berekend worden. Deze kunnen zowel manueel als met statistische software berekend worden. Er werd gekozen om het gemiddelde marginaal effect met de statistische software te berekenen. Voor de berekening van de marginale effecten voor de verschillende niveaus van het gebrek aan kennis over AI, wordt de manu-

ele benadering gebruikt. Hierbij zal gebruik gemaakt worden van de formule van de symmetrische afgeleide:

$$\frac{dy}{dx} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x + \Delta x) - f(x - \Delta x)}{2\Delta x}$$

In volgende paragrafen zullen de resultaten van deze regressies uitvoerig besproken worden. Aangezien de hypothesen getest worden op twee steekproeven, zal ook hier het onderscheid gemaakt worden.

### 5.2.1 Resultaten van de adopters

Aangezien er voor deze steekproef acht keer dezelfde regressie-techniek wordt toegepast, zal bij wijze van voorbeeld enkel *hypothese 1* uitvoerig besproken worden. De overige zeven hypothesen zullen samengevat weergegeven worden in Tabel 17. De werkelijke coëfficiënten die gevonden werden per model, worden weergegeven in Appendix A.2.

#### Hypothese 1

In hypothese 1 wordt er nagegaan of er een relatie is tussen de onafhankelijke variabele ‘Gebrek aan kennis over AI’, *KennisAI0bst*, en de afhankelijke variabele ‘De hoge inschatting van de kosten-baten verhouding’.

Om deze hypothese te onderzoeken wordt ze gespecificeerd in twee meer specifieke hypothesen, namelijk de nulhypothese  $H_0$  en de alternatieve hypothese  $H_A$ :

- $H_0$ : Er is geen relatie tussen het gebrek aan kennis en de hoge inschatting van de kosten-baten verhouding.
- $H_A$ : Er is wel een relatie tussen de twee variabelen.

De resultaten van de probit regressie worden weergegeven in Tabel 13. De p-waarde van het eerste model bedraagt  $4,118e-11$ . Dit betekent dat er met minstens 99% zekerheid gesteld kan worden dat de geïdentificeerde relaties niet louter op toeval berusten maar dat er een statistisch verband is tussen de variabelen. Het resultaat dat gegenereerd wordt, gebruikt de sector ‘Vervoer en opslag’ (*DummyVervoer*) als referentiecategorie. Dit wil dus zeggen dat de resultaten geïnterpreteerd moeten worden ten opzichte van deze sector.

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-0,3319	0,190
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,3953</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,6403	0,010
DummyNutsbedrijven	-0,3691	0,416
DummyBouw	-0,8036	0,005
DummyGroothandel	-0,6633	0,009
DummyAccommodatie	-0,2693	0,513
DummyInfo	-0,9666	0,001
DummyRealEstate	-0,6747	0,009
DummyAdmin	-0,5765	0,071
Aantal Werknemers	-0,0002	0,610

Tabel 13: Regressieresultaten van het model omtrent hypothese 1 voor de steekproef van de adopters

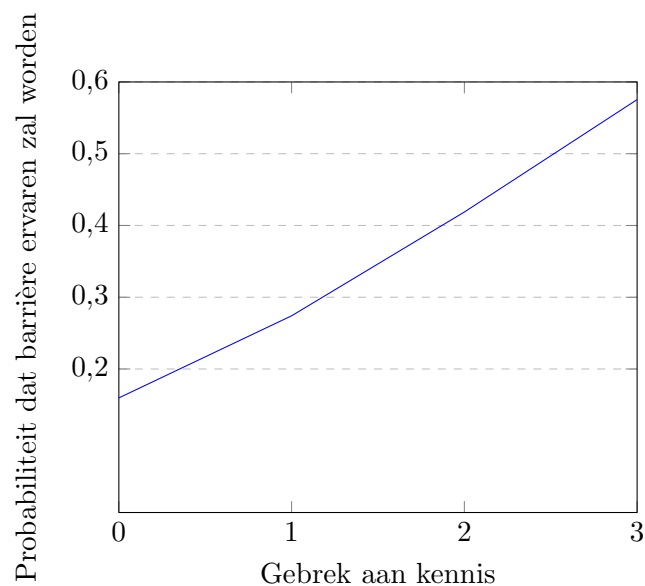
Aangezien de coëfficiënt van de variabele **KennisAIObst** positief en significant is op het 1% significantieniveau, kan er met 99% zekerheid besloten worden dat er een positieve relatie is tussen de hoge inschatting van de kosten-baten verhouding van de investering en het gebrek aan kennis over de technologie. De nulhypothese wordt verworpen. Anders geformuleerd kan er gesteld worden dat een groter tekort aan kennis over de technologie gepaard gaat met een stijgende probabilmiteit dat adopters de kosten-baten verhouding hoog zullen inschatten. Dit impliceert dat er een stijgende probabilmiteit is dat ze deze afweging als een barrière zullen ervaren.

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,1527</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,2305	0,004
DummyNutsbedrijven	-0,1335	0,374
DummyBouw	-0,2669	0,000
DummyGroothandel	-0,2355	0,003
DummyAccommodatie	-0,0996	0,490
DummyInfo	-0,3054	0,000
DummyRealEstate	-0,2380	0,003
DummyAdmin	-0,2000	0,035
Aantal Werknemers	-5,852e-05	0,610

Tabel 14: Marginale effecten van het model omtrent hypothese 1 voor de steekproef van de adopters



Tabel 14 geeft de afgeleide marginale effecten van het model weer. Deze resultaten zijn, zoals eerder al aangegeven werd, makkelijker interpreteerbaar dan de resultaten die gespecificeerd werden in Tabel 13. Om deze marginale effecten af te leiden werd gebruik gemaakt van de ‘Marginal effect at the mean’-methode (Breen e.a., 2018; Leeper, 2017). Bij deze werkwijze worden de waarden van de overige variabelen vastgelegd op hun gemiddelde waarde. Uit bovenstaande tabel kan afgeleid worden dat het gemiddelde marginale effect van de variabele **KennisAI0bst** 0,1527 bedraagt. Meer specifiek betekent dit dat, wanneer de overige variabelen vastgelegd worden op hun gemiddelde waarde en de variabele **KennisAI0bst** met één eenheid stijgt, de probabilliteit dat bedrijven de kosten-baten verhouding hoog zullen inschatten en dit zullen ervaren als een obstakel, gemiddeld zal toenemen met 15,27%.



Figuur 9: Grafische weergave van de relatie tussen het gebrek aan kennis over AI en het ervaren van ‘De perceptie van een hoge inschatting van de kosten-baten verhouding’ als barrière voor de steekproef van de adopters

Figuur 9 geeft de relatie weer tussen de geaggregeerde variabele ‘Gebrek aan kennis over AI’ en de barrière ‘Perceptie van een hoge inschatting van de kosten-baten verhouding’. Uit deze grafiek kan geconcludeerd worden dat een hoger gebrek aan kennis een positieve voorspellende invloed heeft op de aangehaalde barrière. Met andere woorden gaat een hoger gebrek aan kennis gepaard met een stijgende probabilliteit dat bedrijven de kosten-baten verhouding hoog zullen inschatten.

Om een duidelijker beeld te krijgen over hoe het marginale effect evolueert bij een verandering van het kennisniveau, wordt de verandering in de probabilliteit dat de barrière effectief als obstakel ervaren wordt, per kennisniveau manueel berekend. De controlevariabelen worden constant gehouden

op hun gemiddelde waarde en de onafhankelijke variabele `KennisAIObst` varieert van waarde 0 tot en met 3. De resultaten worden weergegeven in Tabel 15.

	Marginaal effect
<code>KennisAIObst 0 → 1</code>	0,11441804
<code>KennisAIObst 1 → 2</code>	0,14461922
<code>KennisAIObst 2 → 3</code>	0,15666768

Tabel 15: Evolutie marginale effecten hypothese 1 voor de steekproef van de adopters

Wanneer de variabele `KennisAIObst` toeneemt van waarde 0 naar 1, wat betekent dat er van geen gebrek aan kennis overgegaan wordt naar een licht gebrek aan kennis, dan zal de probabilmiteit dat de barrière ervaren wordt, stijgen met 11,44%. Analoog zal de probabilmiteit respectievelijk met 14,46% en 15,67% stijgen wanneer `kennisAIObst` toeneemt van waarde 1 naar 2, en van waarde 2 naar 3.

Uit deze analyse kan er geconcludeerd worden dat een groter gebrek van kennis over AI gepaard gaat met een hogere probabilmiteit dat bedrijven de kosten-baten verhouding van de investeringen in de technologie hoog zullen inschatten. Deze positieve relatie impliceert dat de nulhypothese verworpen wordt voor de steekproef van de adopters.

### Overige hypotheses

Voor de overige hypotheses gebeurt de specificatie van de nulhypothese en de alternatieve hypothese op dezelfde manier, namelijk:

- $H_0$ : Er is geen relatie tussen het gebrek aan kennis over de technologie en de respectievelijke afhankelijke variabele.
- $H_A$ : Er bestaat wel een relatie tussen de twee variabelen.

Vooraleer er wordt ingegaan op de relaties tussen de afhankelijke en onafhankelijke variabelen, wordt voor elk van de overige zeven hypotheses een probit regressie uitgevoerd. Deze regressies stellen voor elke hypothese een model op die de relaties tussen de variabelen verklaren. Tabel 22 geeft voor elk model de bijhorende p-waarde weer.

	p-waarde
Model hypothese 2	2,167e-14
Model hypothese 3	0,005544
Model hypothese 4	7,250e-05
Model hypothese 5	0,0005890
Model hypothese 6	8,497e-09
Model hypothese 7	1,406e-18
Model hypothese 8	6,058e-07

Tabel 16: Samenvattende tabel p-waarden voor de overige hypothesen voor de steekproef van de adopters

Uit bovenstaande tabel kan geconcludeerd worden dat elk model significant is op het 1% significantieniveau. Zoals eerder werd vermeld betekent dit dat er met minstens 99% zekerheid gesteld kan worden dat de geïdentificeerde relaties niet louter op toeval berusten maar dat het model het werkelijk verband tussen de variabelen verklaart.

Tabel 17 geeft een samenvatting van de verbanden tussen de onafhankelijke en afhankelijke variabelen weer voor ieder model. De werkelijke regressieresultaten kunnen per hypothese teruggevonden worden in Appendix A.2.

Onderstaande legende wordt gebruikt om deze tabel te kunnen interpreteren.

- (+): positief significant verband op het 5% significantieniveau
- +: positief significant verband op het 1% significantieniveau
- (-): negatief significant verband op het 5% significantieniveau
- -: negatief significant verband op het 1% significantieniveau
- N.S.: geen statistisch significant verband

	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7	Model 8
<b>KennisAIObst</b>	+	+	+	+	+	+	+
DummyMaakindustrie	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	(-)
DummyNutsbedrijven	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.
DummyBouw	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.
DummyGroothandel	N.S.	N.S.	N.S.	(+)	(+)	N.S.	N.S.
DummyAccommodatie	N.S.	N.S.	N.S.	(+)	(+)	N.S.	N.S.
DummyInfo	N.S.	(+)	N.S.	N.S.	(+)	N.S.	-
DummyRealEstate	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	(-)
DummyAdmin	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	-
Aantal Werknemers	+	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	-	(-)

Tabel 17: Samenvatting marginale effecten per model voor de steekproef van de adopters

Er wordt voor elk model met betrekking tot de respectievelijke hypothese een positief significant verband gevonden tussen de onafhankelijke variabele **KennisAIObst** en elke respectievelijke afhankelijke variabele. Er kan dus met minstens 99% zekerheid gesteld worden dat naarmate bedrijven meer kennisproblemen ervaren rond de technologie, de overige barrières hierdoor als meer aanwezig ervaren zullen worden. De resultaten voor de marginale effecten van de afhankelijke variabelen, die berekend werden volgens de ‘Marginal effect at the mean’-methode, worden per model weergegeven in Tabel 18.

	Gemiddeld marginaal effect	95% Betrouwbaarheidsinterval	
		Ondergrens	Bovengrens
Model hypothese 1	0,1527	0,111	0,195
Model hypothese 2	0,1780	0,135	0,221
Model hypothese 3	0,0749	0,036	0,114
Model hypothese 4	0,1028	0,066	0,140
Model hypothese 5	0,0534	0,025	0,082
Model hypothese 6	0,1056	0,072	0,139
Model hypothese 7	0,2108	0,167	0,255
Model hypothese 8	0,0911	0,051	0,131

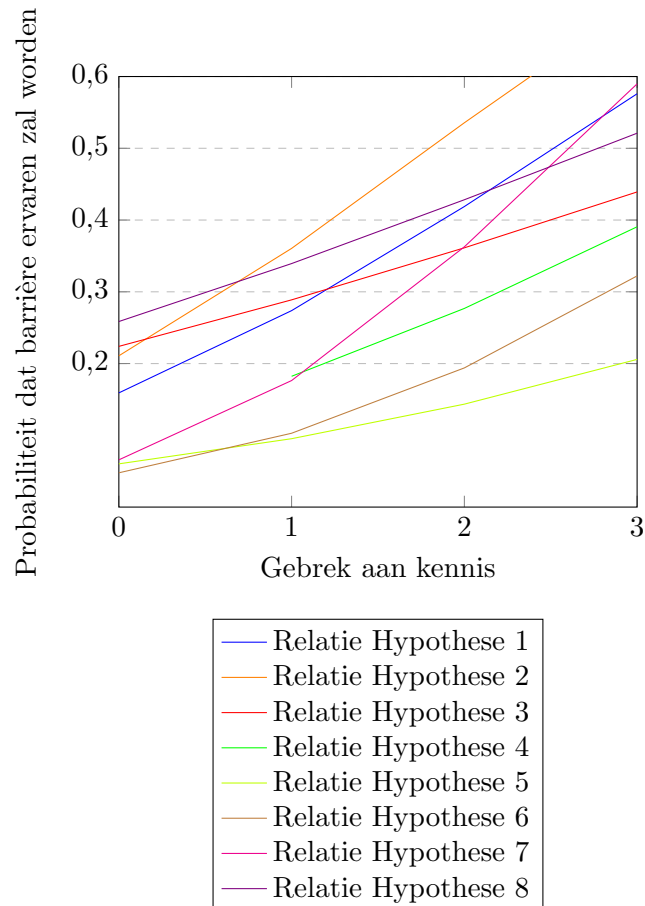
Tabel 18: Samenvattende tabel gemiddelde marginale effecten voor de steekproef van de adopters

Uit bovenstaande tabel kan geconcludeerd worden dat het effect het sterkst is in het model van hypothese 7. Gebrek aan kennispartners en begeleiding wordt het sterkst beïnvloed door het gebrek aan kennis. Het tweede sterkste verband wordt waargenomen in het model omtrent hypothese 2,

moelijkheden met de beschikbaarheid of kwaliteit van de benodigde data, gevolgd door het effect gespecificeerd in de modellen van hypothesen 1, 6, 4 en 8. Het zwakste verband wordt waargenomen in de modellen van hypothese 3 en 5.

Toch moet hier nog een opmerking bij gemaakt worden. De 95% betrouwbaarheidsintervallen worden voor de volledigheid ook weergegeven in Tabel 18. Wanneer er een overlap is in de betrouwbaarheidsintervallen van twee coëfficiënten, is er niet voldoende bewijs om te concluderen dat de desbetreffende coëfficiënten significant verschillen van elkaar. Wanneer dit het geval is, is het dus niet statistisch correct om te concluderen dat het ene verband sterker is dan het andere. Er is met andere woorden geen statistisch significant bewijs dat de relatie die gevonden wordt in het model van hypothese 7 sterker is dan de relaties die gevonden worden in de modellen van hypothese 2 of 1. Wanneer deze redering verder doorgetrokken wordt voor de andere barrières, worden enkel volgende relaties als significant verschillend geclassificeerd:

- In het model van hypothese 1 wordt er een sterker significant verband waargenomen dan de relatie die gevonden wordt in het model van hypothese 5.
- In het model van hypothese 2 wordt er een sterker significant verband waargenomen dan de relaties die gevonden worden in de modellen van hypothese 3, 5 en 8.
- In het model van hypothese 7 wordt er een sterker significant verband waargenomen dan de relaties die gevonden worden in de modellen van hypothese 3, 4, 5, 6 en 8.



Figuur 10: Grafische weergave van de relatie tussen het gebrek aan kennis over AI en de overige barrières bij de steekproef van de adopters

In Figuur 10 worden de verbanden tussen de variabele  $Kennis_{AI}Obst$  en de andere barrières grafisch weergegeven. Hieruit kan geconcludeerd worden dat wanneer er een groter gebrek is aan kennis over de technologie, de probabilliteit dat de andere barrières ervaren zullen worden, toeneemt.

### 5.2.2 Resultaten van de niet-adopters

Dezelfde hypothesen als voor de adopters worden getest op de steekproef van de niet-adopters. Opnieuw zal er acht keer een probit regressie uitgevoerd worden. De werkwijze is voor elk van de acht hypothesen hetzelfde. Hierdoor zullen enkel de resultaten van *hypothesen 1* uitvoerig besproken worden. De resultaten voor de overige zeven hypothesen worden weergegeven in een samenvattende tabel. In Appendix A.3 kunnen de werkelijke coëfficiënten per model teruggevonden worden.

### Hypothese 1

Het verband tussen de onafhankelijke variabele `KennisAIObstNA` en de afhankelijke variabele ‘Perceptie van een hoge kosten-baten verhouding’ wordt nagegaan in hypothese 1. Deze algemene hypothese wordt opgesplitst in een nulhypothese en een alternatieve hypothese:

- $H_0$ : Er is geen relatie tussen het gebrek aan kennis en de perceptie van een hoge inschatting van de kosten-baten verhouding bij de niet-adopters.
- $H_A$ : Er is wel een relatie tussen de twee variabelen.

Tabel 19 geeft de resultaten van de probit regressie voor het eerste model weer. Aangezien de p-waarde van dit model  $5,564e-23$  bedraagt, kan er met minstens 99% zekerheid gesteld worden dat de geïdentificeerde relaties het statistisch verband tussen de variabelen beschrijven. Ook hier wordt `DummyVervoer` gebruikt als referentiecategorie.

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-0,3950	0.005
<b>KennisAIObstNA</b>	<b>0,3762</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	0,0628	0,684
DummyNutsbedrijven	0,6569	0,113
DummyBouw	-0,2225	0,154
DummyGroothandel	0,0080	0,958
DummyAccommodatie	-0,1295	0,597
DummyInfo	-0,1657	0,469
DummyRealEstate	-0,0401	0,814
DummyAdmin	-0,2167	0,399
Aantal Werknemers	-0,0005	0,103

Tabel 19: Regressieresultaten van het model omtrent hypothese 1 van de steekproef van de niet-adopters

Uit bovenstaande tabel kan besloten worden dat de onafhankelijke variabele `KennisAIObstNA` significant is op het 1% significantieniveau. Er kan met 99% zekerheid besloten worden dat er een positief verband is tussen de perceptie van een hoge inschatting van de kosten-baten verhouding en het gebrek aan kennis over de technologie. De nulhypothese wordt verworpen.

Zoals reeds aangehaald werd in Sectie 5.2 zijn de coëfficiënten van de probit analyse niet interpreteerbaar. Onderstaande tabel geeft de overeenkomstige marginale effecten weer. Deze werden

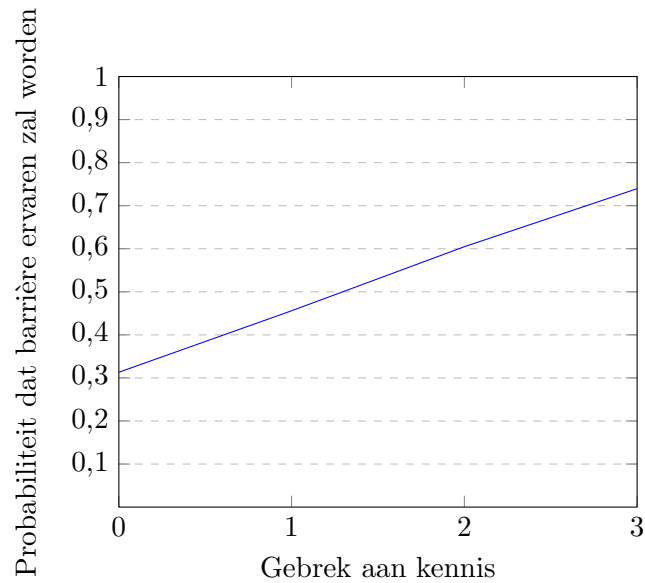
berekend door middel van ‘Marginal effect at the mean’-methode. De grootte van het marginale effect van de onafhankelijke variabele `KennisAIObstNA` bedraagt 0,1489. Dit wordt als volgt geïnterpreteerd: wanneer de controlevariabelen vastgelegd worden op hun gemiddelde waarde en de variabele `KennisAIObstNA` met één eenheid stijgt, dan zal de probabiliteit dat de inschatting van de kosten-baten verhouding als een obstakel zal ervaren worden, gemiddeld toenemen met 14,89%.

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObstNA</b>	<b>0,1489</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	0,0248	0,683
DummyNutsbedrijven	0,2335	0,057
DummyBouw	-0,0884	0,154
DummyGroothandel	0,0032	0,958
DummyAccommodatie	-0,0515	0,598
DummyInfo	-0,0659	0,470
DummyRealEstate	-0,0159	0,814
DummyAdmin	-0,0863	0,398
Aantal Werknemers	-0,0002	0,103

Tabel 20: Marginale effecten van het model omtrent hypothese 1 van de steekproef van de niet-adopters

Figuur 11 stelt de probabiliteit dat de afhankelijke variabele als obstakel zal ervaren worden, gegeven een bepaald kennisniveau, grafisch voor. Een sterke positieve relatie wordt waargenomen.





Figuur 11: Grafische weergave van de relatie tussen het gebrek aan kennis over AI en het ervaren van ‘De perceptie van een hoge inschatting van de kosten-baten verhouding’ als barrière voor de steekproef van de niet-adopters

De evolutie van de probabiliteit, dat bij een veranderend niveau van kennis over de technologie ‘De perceptie van een hoge kosten-baten verhouding’ als een obstakel geïdentificeerd zal worden door bedrijven, wordt weergegeven in volgende tabel.

	Marginaal effect
KennisAIObstNA 0 → 1	0.14277915
KennisAIObstNA 1 → 2	0.14877596
KennisAIObstNA 2 → 3	0.13478601

Tabel 21: Evolutie marginale effecten hypothese 1 bij veranderende tekort van kennis bij de steekproef van de niet-adopters

Uit bovenstaande analyse kan geconcludeerd worden dat er effectief een positieve statistische samenhang waargenomen wordt tussen het gebrek aan kennis en de identificatie van de perceptie van een hoge inschatting van de kosten-baten verhouding als barrière.

### Overige hypotheses

De specificatie van de nulhypotheses en de alternatieve hypotheses gebeurt ook voor de overige variabelen op dezelfde manier:

- $H_0$ : Er is geen relatie tussen het gebrek aan kennis over de technologie en de respectievelijke afhankelijke variabele.
- $H_A$ : Er bestaat wel een relatie tussen de twee variabelen.

Voor elk van de zeven overige hypotheses wordt er een probit regressie uitgevoerd. Dit levert zeven modellen op die de relaties tussen de variabelen verklaren. Voor elk van deze modellen wordt de p-waarde weergegeven in volgende tabel.

	p-waarde
Model hypothese 2	2,083e-38
Model hypothese 3	6,179e-22
Model hypothese 4	1,141e-28
Model hypothese 5	8,485e-16
Model hypothese 6	8,610e-27
Model hypothese 7	6,189e-65
Model hypothese 8	3,019e-13

Tabel 22: Samenvattende tabel p-waarden

Er wordt gekozen om te werken op het 1% significantieniveau voor deze modellen. Uit bovenstaande tabel kan er afgeleid worden dat elk model significant is op dit niveau. Er kan met met minstens 99% zekerheid gesteld worden dat de geïdentificeerde relaties het statistisch onderliggende verband beschrijven.

Onderstaande tabel vat de verbanden tussen de onafhankelijke, controle- en afhankelijke verbanden samen. De werkelijke resultaten kunnen per hypothese worden teruggevonden in Appendix A.3.

	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7	Model 8
<b>KennisAIObstNA</b>	+	+	+	+	+	+	N.S.
DummyMaakindustrie	+	N.S.	N.S.	(-)	N.S.	N.S.	N.S.
DummyNutsbedrijven	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.
DummyBouw	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	(+)
DummyGroothandel	(+)	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.
DummyAccommodatie	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.
DummyInfo	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	(-)	N.S.	N.S.
DummyRealEstate	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	(-)
DummyAdmin	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.
Aantal Werknemers	N.S.	N.S.	N.S.	N.S.	(-)	N.S.	-

Tabel 23: Samenvatting marginale effecten per model voor de steekproef van de niet-adopters

Enkel voor het achtste model wordt er geen significant verband gevonden tussen de onafhankelijke variabele **KennisAIObstNA** en de afhankelijke variabele ‘Het verwachte beperkte nut van AI voor de onderneming’. Hieruit kan besloten worden dat het kennisniveau over de technologie bij niet-adopters geen invloed heeft op het de bepaling van het verwachte nut. Voor de steekproef van de niet-adopters is de barrière ‘Het verwachte beperkte nut’ zeer dominant aanwezig, ongeacht het kennisniveau.

Bij de andere modellen wordt er een positief verband waargenomen dat significant is op het 1% significantieniveau. Er kan met minstens 99% zekerheid gesteld worden dat een hoger gebrek aan kennis over de technologie, een grotere probabilliteit dat de andere barrières ervaren zullen worden als obstakel, met zich meebrengt.

Tabel 24 geeft een samenvatting van de gemiddelde marginale effect, berekend volgens de ‘Marginal effect at the mean’-methode, met bijhorende 95% betrouwbaarheidsintervallen weer. In model 7 wordt het sterkste effect waargenomen. Deze relatie is significant sterker dan de andere relaties die onderzocht werden. Volgende relaties worden ook als significant geclassificeerd:

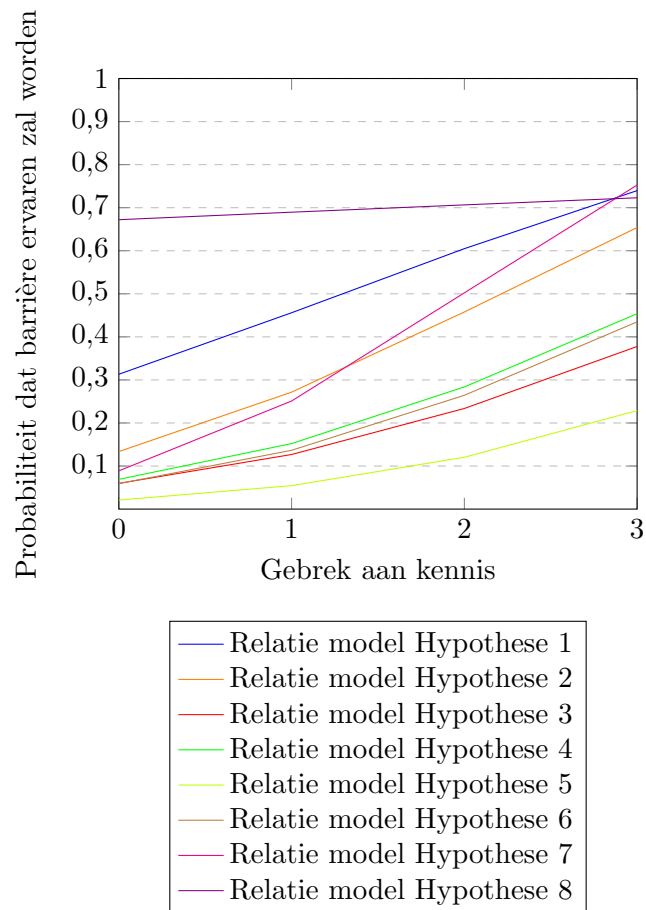
- In het model van hypothese 1 wordt er een sterker significant waargenomen dan de relaties die gevonden worden in de modellen van hypothese 5 en 8.
- In het model van hypothese 2 wordt er een sterker significant verband waargenomen dan de relaties die gevonden worden in de modellen van hypothese 3, 4, 5, 6 en 8.
- In het model van hypothese 3 wordt er een sterker significant verband waargenomen dan de relaties die gevonden worden in de modellen van hypothese 5 en 8.

- In het model van hypothese 4 wordt er een sterker significant verband waargenomen dan de relaties die gevonden worden in de modellen van hypothese 5 en 8.
- In het model van hypothese 6 wordt er een sterker significant verband waargenomen dan de relaties die gevonden worden in de modellen van hypothese 5 en 8.
- Het sterkste verband wordt waargenomen in het model omtrent hypothese 7.

	Gemiddeld marginaal effect	95% Betrouwbaarheidsinterval	
		Ondergrens	Bovengrens
Hypothese 1	0,1489	0,121	0,176
Hypothese 2	0,1920	0,164	0,220
Hypothese 3	0,1126	0,091	0,134
Hypothese 4	0,1385	0,114	0,162
Hypothese 5	0,0709	0,055	0,087
Hypothese 6	0,1350	0,112	0,158
Hypothese 7	0,2623	0,231	0,293
Hypothese 8	0,0169	-0,007	0,041

Tabel 24: Samenvattende tabel gemiddelde marginale effecten

Volgende figuur geeft de verbanden tussen de onafhankelijke variabele en de afhankelijke variabelen grafisch weer.



Figuur 12: Grafische weergave van de relatie tussen het gebrek aan kennis over AI en de overige barrières bij de steekproef van de niet-adopters

## 6 Conclusie

Er wordt voorspeld dat de implementatie van AI bij bedrijven een enorme groei in welvaart met zich zou meebrengen. Toch is de implementatiegraad van de technologie bij Vlaamse bedrijven vandaag de dag eerder beperkt (Andries e.a., 2021). Er werd reeds veel onderzoek verricht naar de obstakels die de implementatie van AI bemoeilijken. Toch is er tot op vandaag nog weinig informatie beschikbaar over de relaties die spelen tussen deze barrières. In deze masterproef werd er getracht een antwoord te vinden op de vraag: ‘Is er een relatie tussen de barrière ‘Gebrek aan kennis over AI’ en andere obstakels?’

Er werden zestien hypothesen opgesteld die de onderzoeksvraag specificeerden. De helft had betrekking op de steekproef van bedrijven die reeds AI-technologieën implementeerden in hun bedrijfsvoering, de overige helft had betrekking op de niet-adopters. Er werd gebruik gemaakt van probit analyses om deze relaties te onderzoeken.

**De algemene conclusie die hieruit getrokken kan worden is dat het niveau van kennis een belangrijke impact heeft op de perceptie over de andere barrières bij de implementatie, dit voor zowel de adopters als de niet-adopters. Om de verdere implementatie van AI bij alle Vlaamse bedrijven te bevorderen, is het dus belangrijk om maximaal in te zetten op een goede kennis van de technologie.**

Voor de steekproef van de bedrijven die reeds overgingen tot de implementatie van AI-technologieën werd er een duidelijk verband waargenomen tussen het gebrek aan kennis en de overige barrières. Een groter gebrek aan kennis over de technologie brengt een grotere probabiliteit met zich mee dat de overige barrières ervaren zullen worden. De intensiteit waarmee de verschillende barrières ervaren worden, varieert licht. De sterkste effecten worden waargenomen voor de barrières ‘Gebrek aan kennispartners en begeleiding’, ‘Moeilijkheden met de beschikbaarheid van de data’ en ‘Perceptie van een hoge kosten-baten verhouding’. De barrière ‘Ethische overwegingen’ wordt het minst beïnvloed door het niveau van kennis over de technologie.

Voor de steekproef van de niet-adopters werd er geen significante relatie gevonden tussen de barrières ‘Gebrek aan kennis over AI’ en ‘Het verwachte beperkte nut’. Het kennisniveau omtrent de technologie heeft geen effect op het al dan niet ervaren van deze barrière. Voor de overige onderzochte barrières werd er een positieve relatie met het gebrek aan kennis gevonden. Bij de niet-adopters werd het sterkste effect waargenomen voor de barrière ‘Gebrek aan kennispartners en begeleiding’.

Met het oog op toekomstig onderzoek zou het interessant zijn om na te gaan of de gevonden effecten met een verschillende intensiteit worden waargenomen voor de populatie van de adopters en de niet-adopters. Verder zou navolgend onderzoek zich ook kunnen focussen op de sectoren die buiten beschouwing werden gelaten in dit onderzoek. Enkel de bedrijven waarvan hun hoofdactiviteiten plaatsvinden in de sectoren die gespecificeerd werden in Tabel 1 maakten deel uit van de onderzochte doelgroep. Dit maakt het heel moeilijk om de resultaten te veralgemenen naar de volledige populatie van de Vlaamse bedrijven.

## **7 Beperkingen en aanbevelingen**

### **7.1 Beperkingen**

Dit onderzoek heeft twee grote beperkingen waar rekening mee moet gehouden worden bij het lezen en interpreteren van de resultaten.

Een eerste beperking is dat niet alle sectoren waarin Vlaamse bedrijven actief zijn deel uitmaken van de onderzochte populatie. Enkel de bedrijven die zich identificeren in de sectoren die gespecificeerd werden in Tabel 1, werden in dit onderzoek opgenomen. Er moet dus met enige omzichtigheid omgesprongen worden bij het veralgemenen van de resultaten naar de volledige populatie van de Vlaamse bedrijven.

Een tweede beperking is dat er in de enquête gebruik gemaakt wordt van een binaire schaal bij het meten van de perceptie en de ervaringen van bedrijven met betrekking tot de barrières. Dit heeft als implicatie dat er minder informatie uit de resultaten kan afgeleid worden. Aangezien het aantal respondenten voor dit onderzoek zo hoog mogelijk moest zijn, was het een interessante keuze om de binaire schaal te gebruiken in de vraagstelling. Bedrijven hebben steeds minder tijd en interesse om deel te nemen aan onderzoeken waardoor het van groot belang is om de enquête zo kort mogelijk te houden. Door de constructen te meten met binaire data wordt de benodigde tijd om aan een enquête deel te nemen gereduceerd waardoor de drempel verlaagd wordt (Dolnicar e.a., 2011).

### **7.2 Aanbevelingen**

Er werd reeds veel onderzoek uitgevoerd naar de barrières die de implementatie van AI bemoeilijken of zelfs verhinderen. Deze drempels werden in het verleden al meermaals geïdentificeerd en uit de literatuur kan een consensus over deze hindernissen gevonden worden. Het identificatieproces van deze barrières is een eerste stap om de implementatie van de technologie te faciliteren. Dit onderzoek heeft aangetoond dat het uiterst belangrijk is om een stap verder te gaan en de onderlinge relaties tussen de barrières te bestuderen en te begrijpen.

In deze masterproef werd er aangetoond dat een groter gebrek aan kennis omtrent de technologie een impact heeft op het al dan niet identificeren van bijkomende obstakels die de implementatie van AI bemoeilijken of zelf verhinderen. Deze conclusie is heel interessant voor overheden of bedrijven die deze obstakels willen reduceren. Wanneer er meer kennis is omtrent de technologie, zullen bedrijven minder barrières ervaren, en zal de implementatie van de technologie aantrekkelijker zijn.



Overheden en bedrijven zouden kunnen investeren in speciale programma's die de kennis omtrent de technologie bijschaven, waardoor de implementatie van AI-technologieën gefaciliteerd worden.

## Bibliografie

- Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., & Restrepo, P. (2020). AI And Jobs: Evidence From Online Vacancies.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). The Race between Man and Machine : Implications of Technology for Growth , Factor Shares , and Employment. *American Economic Review*, *108*(6), 1488–1542.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). Artificial Intelligence, Automation, and Work. In *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* (pp. 197–236). University of Chicago Press.
- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2018). *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*. Harvard Business Press.
- Agresti, A. (2007). An introduction to categorical data analysis.
- Ahmed, O. (2018). Artificial Intelligence in HR. *International Journal of Research and Analytical Reviews*, *5*(4), 971–978.
- Akoglu, H. (2018). User’s guide to correlation coefficients. *Turkish Journal of Emergency Medicine*, *18*(3), 91–93. <https://doi.org/10.1016/j.tjem.2018.08.001>
- Alekseeva, L., Azar, J., Giné, M., Samila, S., & Taska, B. (2021). The demand for AI skills in the labor market. *Labour Economics*, *71*. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2021.102002>
- Anand, S. R., & Verweij, G. (2017). Sizing the prize What’s the real value of AI for your business and how can you capitalise?
- Andries, P., Evens, T., Maes, M., Reynaerts, J., Schuurman, D., & Georges, A. (2021). AI Barometer: Adoptie en gebruik van Artificiële Intelligentie bij Vlaamse bedrijven, 1–35.
- Anselmi, P., Colledani, D., & Robusto, E. (2019). A Comparison of Classical and Modern Measures of Internal Consistency. *Frontiers in Psychology*, *10*(December), 1–12. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.02714>
- Atomwise. (g.d.). How we do it. Verkregen oktober 12, 2022, van <https://www.atomwise.com/how-we-do-it/>
- Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, *118*(4), 1279–1333.
- Babina, T., Fedyk, A., He, A. X., & Hodson, J. (2020). Artificial Intelligence, Firm Growth, and Industry Concentration. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3651052>
- Baesens, B., Bapna, R., Marsden, J. R., Vanthienen, J., & Zhao, J. L. (2016). Transformational Issues of Big Data and Analytics in Networked Business. *MIS Quarterly*, *40*(4), 807–818.

- Baltagi, B. H. (2021). *Econometrics* (6th ed.). Springer Cham. <http://www.springer.com/series/16375>
- Beran, T. (2020). Can I and AI be Friends? Robots and personal relationships.
- Bérubé, M., Giannelia, T., & Vial, G. (2021). Barriers to the implementation of AI in organizations: Findings from a Delphi study. <https://doi.org/10.24251/hicss.2021.805>
- Bloem, J., van Doorn, M., Duivesteyn, S., Excoffier, D., Maas, R., & van Ommeren, E. (2014). The Fourth Industrial Revolution Things to Tighten the Link Between it and ot.
- Breen, R., Karlson, K. B., & Holm, A. (2018). Interpreting and Understanding Logits, Probits, and Other Nonlinear Probability Models. *Annual Review of Sociology*, 44, 39–54.
- Briggs, S. R., & Cheek, J. M. (1986). The role of factor analysis in the development and evaluation of personality scales. *Journal of Personality*, 54(1), 106–148. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6494.1986.tb00391.x>
- Bruijn, N. (2020). Hoe maak je een AI-strategie en waarom is dit belangrijk. Verkregen oktober 5, 2022, van <https://blog.ogd.nl/hoe-maak-je-een-ai-strategie-en-waarom>
- Bruun, E. P., & Duka, A. (2018). Artificial Intelligence, Jobs and the Future of Work: Racing with the Machines. *Basic Income Studies*, 13(2), 1–16. <https://doi.org/10.1515/bis-2018-0018>
- Bughin, J., Hazan, E., Ramaswamy, S., Chui, M., Allas, T., Dahlström, P., Henke, N., & Trench, M. (2017). Artificial intelligence: the next frontier?
- Burkart, R. E. (1994). Reducing R&D Cycle Time. *Research Technology Management*, 37(3), 27–32.
- Chalmers, D., MacKenzie, N. G., & Carter, S. (2021). Artificial Intelligence and Entrepreneurship: Implications for Venture Creation in the Fourth Industrial Revolution. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 45(5), 1028–1053. <https://doi.org/10.1177/1042258720934581>
- Colson, E. (2019). What AI-Driven Decision Making Looks Like. *Harvard Business Review*.
- Colwell, S. R., Aung, M., Kanetkar, V., & Holden, A. L. (2008). Toward a measure of service convenience: Multiple-item scale development and empirical test. *Journal of Services Marketing*, 22(2), 160–169. <https://doi.org/10.1108/08876040810862895>
- Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24–42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>
- Davenport, T., & Ronanki, R. (2018). Artificial Intelligence for the Real World. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
- De Pelsmacker, P., & Van Kenhove, P. (2019). *Marktonderzoek : methoden en toepassingen* (5th ed.). Pearson Benelux.

- Dolnicar, S., Grün, B., & Leisch, F. (2011). Quick, Simple and Reliable: Forced Binary Survey Questions. *International Journal of Market Research*, 53(2), 231–252. <https://doi.org/10.2501/IJMR-53-2-231-252>
- Dumbach, P., Liu, R., Jalowski, M., & Eskofier, B. M. (2021). The adoption of artificial intelligence in SMEs - A cross-national comparison in German and Chinese healthcare.
- Ekström, J. (2011). The Phi-coefficient, the Tetrachoric Correlation Coefficient, and the Pearson-Yule Debate. <https://escholarship.org/uc/item/7qp4604r>
- Gbadegeshin, S. A., Al Natsheh, A., Ghafel, K., Tikkanen, J., Gray, A., Rimpiläinen, A., Kuoppala, A., Kalermo-Poranen, J., & Hirvonen, N. (2021). What Is an Artificial Intelligence (Ai): a Simple Buzzword or a Worthwhile Inevitability? *Proceedings of ICERI2021 Conference*, 468–479. <https://doi.org/10.21125/iceri.2021.0171>
- Ghobakhloo, M., Hong, T. S., Sabouri, M. S., & Zulkifli, N. (2012). Strategies for Successful Information Technology Adoption in Small and Medium-sized Enterprises. *Information*, 3(1), 36–67. <https://doi.org/10.3390/info3010036>
- Goertzel, B. (2014). Artificial General Intelligence: Concept, State of the Art, and Future Prospects. *Journal of Artificial General Intelligence*, 5(1), 1–48. <https://doi.org/10.2478/jagi-2014-0001>
- Gries, T., & Naudé, W. (2018). Artificial Intelligence, Jobs, Inequality and Productivity: Does Aggregate Demand Matter?
- Hansen, E. B., & Bøgh, S. (2021). Artificial intelligence and internet of things in small and medium-sized enterprises: A survey. *Journal of Manufacturing Systems*, 58, 362–372. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.08.009>
- Huang, M. H., & Rust, R. T. (2018). Artificial Intelligence in Service. *Journal of Service Research*, 21(2), 155–172. <https://doi.org/10.1177/1094670517752459>
- Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020a). *Competing in the Age of AI: Strategy and Leadership when Algorithms and Networks Run the World*. Harvard Business Press.
- Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020b). From Disruption to Collision: The New Competitive Dynamics. *MIT Sloan Management Review*, 61(3), 34–39.
- Jeude, J., & Smith, J. A. (2018). AI : Ready for Business. <https://www.cognizant.com/whitepapers/ai-ready-for-business-codex3752.pdf>
- Kagermann, H., Lukas, W. D., & Wahlster, W. (2011). Industrie 4.0: Mit dem Internet der Dinge auf dem Weg zur 4. industriellen Revolution. *VDI Nachrichten*, 13. <http://www.vdi-nachrichten.com/Technik-Gesellschaft/Industrie-40-Mit-Internet-Dinge-Weg-4-industriellen-Revolution>

- Kar, A. K., & Kushwaha, A. K. (2021). Facilitators and Barriers of Artificial Intelligence Adoption in Business – Insights from Opinions Using Big Data Analytics. *Information Systems Frontiers*. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10219-4>
- Kerkemazos, Y., & Tyros, S. (2021). Omarm automatisering, maar zorg dat werkenden hiervan profiteren. *Vaardig met technologie*.
- Kira Systems. (2016). Deloitte Forms Alliance with Kira Systems to Drive the Adoption of Artificial Intelligence in the Workplace. Verkregen oktober 12, 2022, van <https://kirasystems.com/company-announcements/deloitte-forms-alliance-with-kira-systems-to-drive-the-adoption-of-artificial-intelligence-in-the-workplace/>
- Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The emergence of artificial intelligence: How automation is changing auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), 115–122. <https://doi.org/10.2308/jeta-51730>
- Lee, E. E., Torous, J., De Choudhury, M., Depp, C. A., Graham, S. A., Kim, H.-C., Paulus, M. P., Krystal, J. H., & Jeste, D. V. (2021). Artificial Intelligence for Mental Health Care: Clinical Applications, Barriers, Facilitators, and Artificial Wisdom. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*, 6(9), 856–864. <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2021.02.001>
- Leeper, T. J. (2017). Interpreting Regression Results using Average Marginal Effects with R's margins. *the comprehensive R Archive Network (CRAN)*, 1–32.
- Li, B. H., Hou, B. C., Yu, W. T., Lu, X. B., & Yang, C. W. (2017). Applications of artificial intelligence in intelligent manufacturing: a review. *Frontiers of Information Technology and Electronic Engineering*, 18(1), 86–96.
- Libai, B., Bart, Y., Gensler, S., Hofacker, C. F., Kaplan, A., Kötterheinrich, K., & Kroll, E. B. (2020). Brave New World? On AI and the Management of Customer Relationships. *Journal of Interactive Marketing*, 51, 44–56. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2020.04.002>
- Luckow, A., Kennedy, K., Ziolkowski, M., Djerekarov, E., Cook, M., Duffy, E., Schleiss, M., Vorster, B., Weill, E., Kulshrestha, A., & Smith, M. C. (2018). Artificial Intelligence and Deep Learning Applications for Automotive Manufacturing. *2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, 3144–3152. <https://doi.org/10.1109/BigData.2018.8622357>
- Makridakis, S. (2017). The forthcoming Artificial Intelligence (AI) revolution: Its impact on society and firms. *Futures*, 90, 46–60. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2017.03.006>
- Martinez, R. (2019). Artificial intelligence: Distinguishing between types & definitions. *Nevada Law Journal*, 19(3).

- McGuckin, R. H., Streitwieser, M. L., & Doms, M. (1998). The effect of technology use on productivity growth. *Economics of Innovation and New Technology*, 7(1), 1–26. <https://doi.org/10.1080/10438599800000026>
- McKinsey&Company. (2018). Notes from the AI frontier: AI adoption advances , but foundational barriers remain. Verkregen oktober 5, 2022, van <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/ai-adoption-advances-but-foundational-barriers-remain>
- McLean, G., & Wilson, A. (2016). Evolving the online customer experience ... is there a role for online customer support? *Computers in Human Behavior*, 60, 602–610. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.02.084>
- Mugabe, K. V. (2021). Barriers and facilitators to the adoption of artificial intelligence in radiation oncology: A New Zealand study. *Technical Innovations & Patient Support in Radiation Oncology*, 18, 16–21. <https://doi.org/10.1016/j.tipsro.2021.03.004>
- Müller, A., Mertens, S. M., Göstemeyer, G., Krois, J., & Schwendicke, F. (2021). Barriers and enablers for artificial intelligence in dental diagnostics: A qualitative study. *Journal of Clinical Medicine*, 10(8). <https://doi.org/10.3390/jcm10081612>
- Murdick, D., Dunham, J., & Melot, J. (2020). AI Definitions Affect Policymaking. *CSET Issue Brief. Center for Security and Emerging Technology*. <https://doi.org/10.51593/20200004>
- Nadikattu, R. R. (2016). The emerging role of artificial intelligence in modern society. *International Journal of Creative Research Thoughts*, 4(4), 906–911. <https://ssrn.com/abstract=3652429>
- Neri, E., Coppola, F., Miele, V., Bibbolino, C., & Grassi, R. (2020). Artificial intelligence: Who is responsible for the diagnosis? *La radiologia medica*, 125(6), 517–521. <https://doi.org/10.1007/s11547-020-01135-9>
- Pallant, J. (2016). *SPSS Survival Manual* (6th editio). Open University Press.
- Pipino, L. L., Lee, Y. W., & Wang, R. Y. (2002). Data quality assessment. *Communications of the ACM*, 45(4), 211–218. <https://doi.org/10.1145/505248.506010>
- Premkumar, G. (2003). A Meta-Analysis of Research on Information Technology Implementation in Small Business. *Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce*, 13(2), 91–121. [https://doi.org/10.1207/S15327744JOCE1302\\_2](https://doi.org/10.1207/S15327744JOCE1302_2)
- Rahimi, S. A., Légaré, F., Sharma, G., Archambault, P., Zomahoun, H. T. V., Chandavong, S., Rheault, N., Wong, S. T., Langlois, L., Couturier, Y., Salmeron, J. L., Gagnon, M. P., & Légaré, J. (2021). Application of Artificial Intelligence in Community-Based Primary Health Care: Systematic Scoping Review and Critical Appraisal. *Journal of Medical Internet Research*, 23(9), 1–19. <https://doi.org/10.2196/29839>
- Rifkin, J. (1995). *The End of Work*. G.P. Putnam's Sons.

- Rogers, E. M. (1995). Attributes of innovations and their rate of adoption. In *Diffusion of Innovations* (4th ed., pp. 204–251). Free Press.
- Russell, S., & Norvig, P. (2019). *Artificial intelligence a modern approach* (4th ed.). Pearson Education, Inc.
- Rust, R. T. (2020). The future of marketing. *International Journal of Research in Marketing*, *37*(1), 15–26. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2019.08.002>
- Samuel, A. L. (1960). Some Moral and Technical Consequences of Automation—A Refutation. *Science*, *132*(3429), 741–742. <https://doi.org/10.1126/science.132.3429.741>
- Searle, J. R. (1980). Minds, brains, and programs. *Behavioral and brain sciences*, *3*, 417–456.
- Shah, N., Engineer, S., Bhagat, N., Chauhan, H., & Shah, M. (2020). Research Trends on the Usage of Machine Learning and Artificial Intelligence in Advertising. *Augmented Human Research*, *5*(1), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s41133-020-00038-8>
- Sharma, B. (2016). A focus on reliability in developmental research through Cronbach's Alpha among medical, dental and paramedical professionals. *Asian Pacific Journal of Health Sciences*, *3*(4), 271–278. <https://doi.org/10.21276/apjhs.2016.3.4.43>
- Siau, K. L., Nah, F., Eschenbrenner, B. L., & Chen, L. (2022). AI in Accounting: A Value-Focused Thinking Study.
- Stewart, J. C., Davis, G. A., & Igoche, D. A. (2020). AI, Iot, and AIot: Definitions and Impacts on the Artificial Intelligence Curriculum. *Issues In Information Systems*, *21*(4), 135–142. <https://doi.org/10.48009/4.iis.2020.135-142>
- Stone, P., Brooks, R., Brynjolfsson, E., Calo, R., Etzioni, O., Hager, G., Hirschberg, J., Kalyanakrishnan, S., Kamar, E., Kraus, S., Leyton-Brown, K., Parkes, D., Press, W., Saxenian, A., Shah, J., Tambe, M., & Teller, A. (2016). Artificial intelligence and life in 2030: the one hundred year study on artificial intelligence.
- Strohm, L., Hehakaya, C., Ranschaert, E. R., Boon, W. P., & Moors, E. H. (2020). Implementation of artificial intelligence (AI) applications in radiology: hindering and facilitating factors. *European Radiology*, *30*(10), 5525–5532. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-06946-y>
- Sun, W., Chou, C.-P., Stacy, A. W., Ma, H., Unger, J., & Gallaher, P. (2007). SAS and SPSS macros to calculate standardized Cronbach's alpha using the upper bound of the phi coefficient for dichotomous items. *Behavior Research Methods*, *39*(1), 71–81. <https://doi.org/10.3758/BF03192845>
- Syam, N., & Sharma, A. (2018). Waiting for a sales renaissance in the fourth industrial revolution: Machine learning and artificial intelligence in sales research and practice. *Industrial Marketing Management*, *69*, 135–146. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2017.12.019>



- Techwolf. (g.d.). Know the skills of your workforce. Finally. Verkregen oktober 24, 2022, van <https://techwolf.ai/>
- Thamhain, H. J. (2003). Managing innovative R&D teams. *R&D Management*, 33(3), 297–311.
- Thodberg, H. H., Thodberg, B., Ahlkvist, J., & Offiah, A. C. (2022). Autonomous artificial intelligence in pediatric radiology: the use and perception of BoneXpert for bone age assessment. *Pediatric Radiology*, 52, 1338–1346. <https://doi.org/10.1007/s00247-022-05295-w>
- Thompson, R. F., Valdes, G., Fuller, C. D., Carpenter, C. M., Morin, O., Aneja, S., Lindsay, W. D., Aerts, H. J., Agrimson, B., Deville, C., Rosenthal, S. A., Yu, J. B., & Thomas, C. R. (2018). Artificial intelligence in radiation oncology: A specialty-wide disruptive transformation? *Radiotherapy and Oncology*, 129(3), 421–426. <https://doi.org/10.1016/j.radonc.2018.05.030>
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *185(4157)*, 1124–1131.
- VBO. (g.d.). België kmo-land? *Reflect*.
- Vlaamse overheid. (g.d.). NACE-code. Verkregen november 15, 2022, van <https://www.vlaanderen.be/economie-en-ondernemen/een-eigen-zaak-starten/nace-code>
- Wang, P. (2019). On Defining Artificial Intelligence. *Journal of Artificial General Intelligence*, 10(2), 1–37. <https://doi.org/10.2478/jagi-2019-0002>
- Wang, S., Wan, J., Zhang, D., Li, D., & Zhang, C. (2016). Towards smart factory for industry 4.0: a self-organized multi-agent system with big data based feedback and coordination. *Computer Networks*, 101, 158–168. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2015.12.017>
- Weilong, T., Geliang, G., Hoa, L., Bin, S., Xiaohui, L., & Weijian, H. (2020). AI Enablement on the Way to Smart Manufacturing.
- Wilson, H. J., & Daugherty, P. R. (2018). Collaborative Intelligence : Humans and AI Are Joining Forces. *Harvard Business Review*.
- Wilson, H. J., Daugherty, P. R., & Morini-Bianzino, N. (2017). The Jobs That Artificial Intelligence Will Create. *MIT Sloan Management Review*, 58(4).
- Xing, F., Peng, G. A., Zhang, B., Zuo, S., Tang, J., & Li, S. (2020). Driving Innovation with the Application of Industrial AI in the R&D Domain. In *International Conference on Human-Computer Interaction* (pp. 244–255). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-50344-4\\_11](https://doi.org/10.1007/978-3-030-50344-4_11)
- Xu, M., David, J. M., & Kim, S. H. (2018). The fourth industrial revolution: Opportunities and Challenges. *International Journal of Financial Research*, 9(2), 90–95. <https://doi.org/10.5430/ijfr.v9n2p90>



- Xu, Y., Shieh, C. H., van Esch, P., & Ling, I. L. (2020). AI customer service: Task complexity, problem-solving ability, and usage intention. *Australasian Marketing Journal*, 28(4), 189–199. <https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2020.03.005>
- Yu, H., Shen, Z., Miao, C., Leung, C., Lesser, V. R., & Yang, Q. (2018). Building ethics into artificial intelligence. *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2018-July*, 5527–5533. <https://doi.org/10.24963/ijcai.2018/779>

## A Appendix

### A.1 Verwachte waarde van de waarnemingen van de adopters en de niet-adopters

Barrières	Ervaren?	Adopters	Niet-adopters
Perceptie hoge kosten-baten verhouding	Ja	268,31	549,69
	Nee	265,69	544,31
Moeilijkheden met datakwaliteit	Ja	235,84	483,16
	Nee	298,16	610,84
Bedenkingen databescherming & privacy	Ja	141,04	288,96
	Nee	392,96	805,04
Onduidelijkheid juridische gevolgen	Ja	142,68	292,32
	Nee	391,32	801,68
Ethische overwegingen	Ja	70,19	143,81
	Nee	463,81	950,19
Gebrek aan publieke of externe financiering	Ja	124,64	255,36
	Nee	409,36	838,64
Gebrek aan kennispartners	Ja	220,09	450,91
	Nee	313,91	643,09
Verwachte beperkte nut	Ja	322,11	659,89
	Nee	211,89	434,11

Tabel 25: Verwachte waarde van de waarnemingen van de adopters en de niet-adopters

## A.2 Regressie-resultaten modellen adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-1,0575	0,000
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,4464</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,0606	0,804
DummyNutsbedrijven	-0,0643	0,884
DummyBouw	-0,0974	0,730
DummyGroothandel	-0,0219	0,931
DummyAccommodatie	0,4122	0,318
DummyInfo	0,3949	0,172
DummyRealEstate	0,0741	0,771
DummyAdmin	0,4641	0,152
Aantal Werknemers	0,0009	0,002

Tabel 26: Regressieresultaten model 2 voor de steekproef van de adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,1780</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,0242	0,804
DummyNutsbedrijven	-0,0257	0,884
DummyBouw	-0,0388	0,730
DummyGroothandel	-0,0087	0,931
DummyAccommodatie	0,1592	0,290
DummyInfo	0,1536	0,154
DummyRealEstate	0,0295	0,771
DummyAdmin	0,1785	0,125
Aantal Werknemers	0,0004	0,002

Tabel 27: Marginale effecten model 2 voor de steeproef van de adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-1,0941	0,000
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,2019</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	0,1743	0,482
DummyNutsbedrijven	0,6953	0,116
DummyBouw	0,2287	0,422
DummyGroothandel	0,1127	0,659
DummyAccommodatie	0,4210	0,296
DummyInfo	0,6524	0,023
DummyRealEstate	0,4567	0,075
DummyAdmin	0,3827	0,229
Aantal Werknemers	0,0003	0,374

Tabel 28: Regressieresultaten model 3 voor de steeproef van de adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,0749</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	0,0657	0,488
DummyNutsbedrijven	0,2716	0,107
DummyBouw	0,0873	0,432
DummyGroothandel	0,0423	0,662
DummyAccommodatie	0,1640	0,307
DummyInfo	0,2541	0,022
DummyRealEstate	0,1757	0,080
DummyAdmin	0,1484	0,240
Aantal Werknemers	9,674e-05	0,374

Tabel 29: Marginale effecten model 3 voor de steekproef van de adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-1,3406	0,000
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,3145</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	0,1696	0,519
DummyNutsbedrijven	0,6487	0,149
DummyBouw	0,1762	0,560
DummyGroothandel	0,1337	0,621
DummyAccommodatie	0,3331	0,434
DummyInfo	0,3569	0,237
DummyRealEstate	0,1082	0,694
DummyAdmin	0,5408	0,102
Aantal Werknemers	-0,0004	0,253

Tabel 30: Regressieresultaten model 4 voor de steekproef van de adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,1028</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	0,0569	0,529
DummyNutsbedrijven	0,2420	0,175
DummyBouw	0,0600	0,574
DummyGroothandel	0,0447	0,629
DummyAccommodatie	0,1183	0,463
DummyInfo	0,1260	0,265
DummyRealEstate	0,0361	0,699
DummyAdmin	0,1977	0,127
Aantal Werknemers	-0,0001	0,253

Tabel 31: Marginale effecten model 4 voor de steekproef van de adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-2,0536	0,000
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,2439</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	0,5216	0,142
DummyNutsbedrijven	0,9152	0,080
DummyBouw	0,4998	0,206
DummyGroothandel	0,8458	0,017
DummyAccommodatie	1,1474	0,017
DummyInfo	0,6120	0,122
DummyRealEstate	0,1607	0,672
DummyAdmin	0,4524	0,302
Aantal Werknemers	-4,513e-05	0,899

Tabel 32: Regressieresultaten model 5 voor de steekproef van de adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,0534</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	0,1312	0,189
DummyNutsbedrijven	0,2885	0,153
DummyBouw	0,1332	0,278
DummyGroothandel	0,2343	0,042
DummyAccommodatie	0,3781	0,044
DummyInfo	0,1700	0,194
DummyRealEstate	0,0371	0,687
DummyAdmin	0,1207	0,378
Aantal Werknemers	-9,88e-06	0,899

Tabel 33: Marginale effecten model 5 voor de steekproef van de adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-2,1296	0,000
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,4017</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	0,5825	0,084
DummyNutsbedrijven	0,8406	0,100
DummyBouw	0,5033	0,180
DummyGroothandel	0,7922	0,020
DummyAccommodatie	1,1818	0,012
DummyInfo	1,0104	0,007
DummyRealEstate	0,2801	0,430
DummyAdmin	0,8093	0,045
Aantal Werknemers	-0,0006	0,065

Tabel 34: Regressieresultaten model 6 voor de steekproef van de adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,1056</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	0,1728	0,114
DummyNutsbedrijven	0,2880	0,151
DummyBouw	0,1549	0,234
DummyGroothandel	0,2476	0,037
DummyAccommodatie	0,4210	0,020
DummyInfo	0,3445	0,015
DummyRealEstate	0,0793	0,459
DummyAdmin	0,2714	0,080
Aantal Werknemers	-0,0002	0,065

Tabel 35: Marginale effecten model 6 voor de steekproef van de adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-1,4419	0,000
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,5782</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,0212	0,935
DummyNutsbedrijven	-0,6534	0,222
DummyBouw	0,3229	0,282
DummyGroothandel	0,1613	0,546
DummyAccommodatie	0,3910	0,374
DummyInfo	0,2718	0,372
DummyRealEstate	0,2282	0,397
DummyAdmin	0,1237	0,715
Aantal Werknemers	-0,0010	0,002

Tabel 36: Regressieresultaten model 7 voor de steekproef van de adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,2108</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,0077	0,935
DummyNutsbedrijven	-0,1970	0,109
DummyBouw	0,1229	0,296
DummyGroothandel	0,0599	0,552
DummyAccommodatie	0,1507	0,389
DummyInfo	0,1030	0,386
DummyRealEstate	0,0854	0,406
DummyAdmin	0,0461	0,720
Aantal Werknemers	-0,0004	0,002

Tabel 37: Marginale effecten model 7 voor de steekproef van de adopters



	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-0,1199	0,620
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,2335</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,4611	0,052
DummyNutsbedrijven	-0,0810	0,853
DummyBouw	-0,1071	0,695
DummyGroothandel	-0,2379	0,326
DummyAccommodatie	0,2352	0,550
DummyInfo	-0,8225	0,004
DummyRealEstate	-0,5276	0,033
DummyAdmin	-0,9449	0,004
Aantal Werknemers	-0,0007	0,029

Tabel 38: Regressieresultaten model 8 voor de steekproef van de adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,0911</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,1728	0,040
DummyNutsbedrijven	-0,0313	0,852
DummyBouw	-0,0414	0,692
DummyGroothandel	-0,0910	0,314
DummyAccommodatie	0,0932	0,552
DummyInfo	-0,2772	0,000
DummyRealEstate	-0,1942	0,021
DummyAdmin	-0,3027	0,000
Aantal Werknemers	-0,0003	0,028

Tabel 39: Marginale effecten model 8 voor de steekproef van de adopters

### A.3 Regressie-resultaten modellen niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-1,4450	0,000
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,5019</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	0,4503	0,006
DummyNutsbedrijven	-0,0917	0,836
DummyBouw	0,2811	0,095
DummyGroothandel	0,3356	0,039
DummyAccommodatie	0,3822	0,136
DummyInfo	0,2564	0,287
DummyRealEstate	0,3236	0,077
DummyAdmin	0,2320	0,380
Aantal Werknemers	0,0003	0,347

Tabel 40: Regressieresultaten model 2 voor de steekproef van de niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,1920</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	0,1759	0,006
DummyNutsbedrijven	-0,0346	0,833
DummyBouw	0,1095	0,099
DummyGroothandel	0,1305	0,040
DummyAccommodatie	0,1506	0,139
DummyInfo	0,1005	0,294
DummyRealEstate	0,1268	0,081
DummyAdmin	0,0909	0,387
Aantal Werknemers	0,0001	0,347

Tabel 41: Marginale effecten model 2 voor de steekproef van de niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-1,5410	0,000
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,4149</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,2239	0,226
DummyNutsbedrijven	-0,0061	0,990
DummyBouw	0,0576	0,751
DummyGroothandel	0,2347	0,179
DummyAccommodatie	-0,1484	0,606
DummyInfo	-0,1086	0,691
DummyRealEstate	0,1981	0,314
DummyAdmin	0,0592	0,838
Aantal Werknemers	-0,0006	0,150

Tabel 42: Regressieresultaten model 3 voor de steekproef van de niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,1126</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,0573	0,197
DummyNutsbedrijven	-0,0017	0,990
DummyBouw	0,0159	0,755
DummyGroothandel	0,0669	0,199
DummyAccommodatie	-0,0378	0,581
DummyInfo	-0,0282	0,677
DummyRealEstate	0,0572	0,342
DummyAdmin	0,0164	0,842
Aantal Werknemers	-0,0002	0,149

Tabel 43: Marginale effecten model 3 voor de steekproef van de niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-1,5797	0,000
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,4556</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,0633	0,729
DummyNutsbedrijven	0,3356	0,448
DummyBouw	0,1785	0,323
DummyGroothandel	0,3477	0,046
DummyAccommodatie	0,1626	0,550
DummyInfo	-0,1497	0,588
DummyRealEstate	0,3736	0,055
DummyAdmin	0,1407	0,622
Aantal Werknemers	-0,0007	0,070

Tabel 44: Regressieresultaten model 4 voor de steekproef van de niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,1385</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,0190	0,726
DummyNutsbedrijven	0,1132	0,485
DummyBouw	0,0563	0,339
DummyGroothandel	0,1120	0,057
DummyAccommodatie	0,0521	0,569
DummyInfo	-0,0431	0,566
DummyRealEstate	0,1243	0,074
DummyAdmin	0,0448	0,637
Aantal Werknemers	-0,0002	0,070

Tabel 45: Marginale effecten model 4 voor de steekproef van de niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-1,8395	0,000
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,4302</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,4088	0,057
DummyNutsbedrijven	-0,1852	0,758
DummyBouw	-0,1003	0,623
DummyGroothandel	-0,0612	0,757
DummyAccommodatie	0,3202	0,261
DummyInfo	-0,0384	0,898
DummyRealEstate	-0,0497	0,824
DummyAdmin	-0,3399	0,347
Aantal Werknemers	-0,0007	0,166

Tabel 46: Regressieresultaten model 5 voor de steekproef van de niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,0709</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,0578	0,025
DummyNutsbedrijven	-0,0270	0,725
DummyBouw	-0,0159	0,609
DummyGroothandel	-0,0099	0,752
DummyAccommodatie	0,0636	0,340
DummyInfo	-0,0062	0,895
DummyRealEstate	-0,0080	0,820
DummyAdmin	-0,0450	0,226
Aantal Werknemers	-0,0001	0,166

Tabel 47: Marginale effecten model 5 voor de steekproef van de niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-1,3954	0,000
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,4659</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,1192	0,497
DummyNutsbedrijven	0,5032	0,210
DummyBouw	-0,0666	0,705
DummyGroothandel	-0,1669	0,332
DummyAccommodatie	-0,0198	0,941
DummyInfo	-0,4451	0,114
DummyRealEstate	0,0833	0,663
DummyAdmin	0,0453	0,872
Aantal Werknemers	-0,0009	0,022

Tabel 48: Regressieresultaten model 6 voor de steekproef van de niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,1350</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,0336	0,484
DummyNutsbedrijven	0,1710	0,262
DummyBouw	-0,0190	0,700
DummyGroothandel	-0,0467	0,314
DummyAccommodatie	-0,0057	0,941
DummyInfo	-0,1073	0,048
DummyRealEstate	0,0247	0,670
DummyAdmin	0,0133	0,874
Aantal Werknemers	-0,0003	0,022

Tabel 49: Marginale effecten model 6 voor de steekproef van de niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	-1,1807	0,000
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,6769</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,1881	0,258
DummyNutsbedrijven	-0,4858	0,285
DummyBouw	-0,1687	0,319
DummyGroothandel	-0,1892	0,249
DummyAccommodatie	-0,3693	0,167
DummyInfo	-0,0896	0,717
DummyRealEstate	0,2306	0,210
DummyAdmin	0,0886	0,748
Aantal Werknemers	-0,0006	0,098

Tabel 50: Regressieresultaten model 7 voor de steekproef van de niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,2623</b>	<b>0,000</b>
DummyMaakindustrie	-0,0718	0,249
DummyNutsbedrijven	-0,1715	0,221
DummyBouw	-0,0644	0,311
DummyGroothandel	-0,0723	0,241
DummyAccommodatie	-0,1347	0,133
DummyInfo	-0,0344	0,714
DummyRealEstate	0,0907	0,214
DummyAdmin	0,0346	0,750
Aantal Werknemers	-0,0002	0,098

Tabel 51: Marginale effecten model 7 voor de steekproef van de niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
Constante	0,6717	0,000
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,0487</b>	<b>0,174</b>
DummyMaakindustrie	-0,0525	0,741
DummyNutsbedrijven	0,4462	0,292
DummyBouw	0,3070	0,065
DummyGroothandel	-0,0898	0,564
DummyAccommodatie	0,1094	0,673
DummyInfo	-0,0482	0,839
DummyRealEstate	-0,3669	0,034
DummyAdmin	-0,0734	0,775
Aantal Werknemers	-0,0023	0,000

Tabel 52: Regressieresultaten model 8 voor de steekproef van de niet-adopters

	Coëfficiënt	p-waarde
<b>KennisAIObst</b>	<b>0,0169</b>	<b>0,173</b>
DummyMaakindustrie	-0,0184	0,743
DummyNutsbedrijven	0,1345	0,206
DummyBouw	0,1009	0,049
DummyGroothandel	-0,0316	0,568
DummyAccommodatie	0,0370	0,663
DummyInfo	-0,0170	0,841
DummyRealEstate	-0,1352	0,042
DummyAdmin	-0,0260	0,779
Aantal Werknemers	-0,0008	0,000

Tabel 53: Marginale effecten model 8 voor de steekproef van de niet-adopters