



Faculteit Bedrijf en Organisatie

Personalized Search: Graph vs. OLAP Database

Shauni Van de Velde

Scriptie voorgedragen tot het bekomen van de graad van  
professionele bachelor in de toegepaste informatica

Promotor:  
Guy Dekoning  
Co-promotor:  
Nicolas Lierman

Instelling: MultiMinds

Academiejaar: 2019-2020

Tweede examenperiode



Faculteit Bedrijf en Organisatie

Personalized Search: Graph vs. OLAP Database

Shauni Van de Velde

Scriptie voorgedragen tot het bekomen van de graad van  
professionele bachelor in de toegepaste informatica

Promotor:  
Guy Dekoning  
Co-promotor:  
Nicolas Lierman

Instelling: MultiMinds

Academiejaar: 2019-2020

Tweede examenperiode



## Woord vooraf



# Samenvatting

In samenwerking met MultiMinds werd besloten onderzoek te voeren naar de haalbaarheid van het gebruik van twee vooraf bepaalde opties voor het implementeren van een gepersonaliseerde zoekfunctie bij e-commerce toepassingen, de opties die gekozen werden door de opdrachtgever zijn Neo4j en Elasticsearch.

De reden voor dit onderzoek is dat zo goed als alle gekende webshops gebruik maken van een zoekfunctie, maar dat deze vaak beperkt blijft tot de productcatalogus. In dit onderzoek wordt dus nagegaan of het mogelijk is deze zoekfunctie uit te breiden met data van gebruikers om zo een meer gepersonaliseerd resultaat te kunnen opleveren.

Enkele voorbeelden van dergelijke gebruikersdata zijn geslacht, leeftijd, locatie, etc., maar ook bijvoorbeeld familiale verbanden, zo is het bijvoorbeeld wenselijk dat in het geval van twee samenwonenden Persoon A en persoon B, er merken worden aanbevolen aan Persoon A waarvan Persoon B regelmatig producten koopt.

In eerste instantie werd er een literatuurstudie gedaan naar de reeds bestaande vormen van personalisatie, al dan niet binnen e-commerce toepassingen als marketingvorm.

Ten tweede werden de verschillende types van aanbevelingssystemen onderzocht. Daarbij werden twee belangrijke families gevonden: Collaborative Filtering-algoritmen, en Content Based-algoritmen. Voor de implementatie van dergelijke algoritmen zijn ook hybride vormen mogelijk, deze hybride vormen werden gebruikt in dit onderzoek.

Ten derde werd er ook een literatuuronderzoek gedaan naar de twee platformen, Neo4j en Elasticsearch. In dit deel van het onderzoek werd bekeken of deze platformen de mogelijkheden hadden om een aanbevelingssysteem te implementeren dat voldoende accurate resultaten zou opleveren. Uit dit onderzoek bleek dat Neo4j sterk uitblinkt in

het gebruiken van data over de relaties tussen twee personen, waar Elasticsearch eerder uitblinkt in het zeer snel opleveren van resultaten die aan bepaalde criteria voldoen.

Als vierde puntje in het onderzoek werd ook verder ingegaan op een nadeel dat het personaliseren van e-commerce toepassingen met zich mee kan brengen, namelijk een 'Filter Bubble', waarbij gebruikers enkel nog resultaten te zien krijgen die volledig passen bij hun profiel. Bijgevolg zullen gebruikers weinig of zelfs geen resultaten mogen verwachten die door hun nog niet gezien werden.

Als laatste deel van de literatuurstudie werd bekeken of de implementatie van een systeem dat op deze manier gebruik maakt van persoonlijke data en gegevens wel als legaal aanschouwd kan worden onder de wetgeving van de GDPR. Onderzoek wees uit dat het systeem hier geen problemen van zou mogen ondervinden.

De resultaten van dit onderzoek wezen uit dat beide platformen hun eigen voor- en nadelen met zich meebrachten, verwijzend naar de verschillende functionaliteiten die onze zoekfunctie vereist. Een belangrijke factor bij het maken van de keuze is ook de eenvoud van de implementatie, waarbij al snel bleek dat het zeer moeilijk zal zijn om de sterktes van Neo4j te repliceren in Elasticsearch, of omgekeerd.

De resultaten zetten aan tot verder onderzoek naar de mogelijkheid om deze twee systemen parallel te gebruiken, en de resultaten ervan te combineren. Zo kan Neo4j gebruikt worden als een 'Knowledge Graph', die dient als aanvulling voor de data die Elasticsearch tot zijn beschikking heeft.



# Inhoudsopgave

<b>1</b>	<b>Inleiding .....</b>	<b>15</b>
1.1	Probleemstelling	15
1.2	Onderzoeksvraag	16
1.3	Onderzoeksdoelstelling	16
1.4	Opzet van deze bachelorproef	17
<b>2</b>	<b>Stand van zaken .....</b>	<b>19</b>
2.1	Personalisatie	19
2.1.1	Personalisatie op basis van e-mail en sociale media .....	19
2.1.2	Personalisatie op basis van geografische locatie .....	20
2.1.3	Personalisatie op basis van IP-adres .....	20
2.1.4	Verwante inhoud personalisatie .....	21

<b>2.2</b>	<b>Recommender Systems</b>	<b>22</b>
2.2.1	Haalbaarheid .....	22
2.2.2	Algoritmen voor aanbevelingssystemen .....	23
<b>2.3</b>	<b>Wat is Graph?</b>	<b>25</b>
2.3.1	Graph .....	25
2.3.2	Knowledge Graphs .....	27
2.3.3	Neo4j .....	28
<b>2.4</b>	<b>Wat is ElasticSearch?</b>	<b>29</b>
<b>2.5</b>	<b>Filter Bubble</b>	<b>29</b>
<b>2.6</b>	<b>GDPR</b>	<b>29</b>
<b>3</b>	<b>Methodologie .....</b>	<b>31</b>
<b>3.1</b>	<b>Uitwerking ElasticSearch</b>	<b>31</b>
3.1.1	Producten .....	31
3.1.2	Gebruikers .....	32
<b>3.2</b>	<b>Uitwerking Neo4j</b>	<b>34</b>
3.2.1	Model .....	34
3.2.2	Ophalen van data .....	35
<b>4</b>	<b>Conclusie .....</b>	<b>37</b>
<b>4.1</b>	<b>ElasticSearch</b>	<b>37</b>
<b>4.2</b>	<b>Neo4j</b>	<b>37</b>
<b>A</b>	<b>Onderzoeksvoorstel .....</b>	<b>39</b>
<b>A.1</b>	<b>Introductie</b>	<b>39</b>

A.2	State-of-the-art	39
A.3	Methodologie	40
A.4	Verwachte resultaten	41
A.5	Verwachte conclusies	41
	<b>Bibliografie</b> .....	<b>43</b>



## Lijst van figuren



## Lijst van tabellen





# 1. Inleiding

## 1.1 Probleemstelling

Elke webshop of e-commerce toepassing die vandaag de dag gekend is maakt gebruik van een zoekfunctie die gebruikers toelaat om snel en eenvoudig producten te kunnen opzoeken. Deze zoekfunctie is beperkt tot de beschikbare informatie, en bijgevolg dus in de meeste gevallen gelimiteerd tot de productcatalogus.

Rekeninghoudend met de algemene trend rond personalisering van de *customer experience* zou het ook aangewezen zijn om ook de zoekfunctionaliteit op e-commerce websites te personaliseren. Dit zou resulteren in een betere customer experience voor de klant en een hogere conversie voor het bedrijf.

Het personaliseren wordt in deze context bedoeld als het gebruiken van persoonlijke data om de resultaten van een zoekopdracht te verfijnen en zo producten te kunnen aanbieden die passen bij de voorkeuren en het gedrag van de gebruiker.

Hierop biedt dit onderzoek een mogelijke oplossing om dergelijke functionaliteiten te bereiken. Er zullen twee vooraf bepaalde platformen gebruikt worden om dit uit te werken, namelijk Neo4j en Elasticsearch. Het onderzoek zal uitwijzen welk platform het meest geschikt is om een gepersonaliseerde zoekfunctie mee te implementeren.

Belangrijk hierbij is om na te gaan of de wetgeving omtrent GDPR het gebruik van de persoonlijke data als legaal aanhoudt in de context van zoekfuncties, meer specifiek op welke manier deze data gebruikt zal worden binnen de uitwerking van de twee voorgenoemde platformen.

## 1.2 Onderzoeksvraag

De onderzoeksvraag bestaat eruit om te ontdekken welk van de twee vooraf gekozen platformen of welke technologie de beste oplossing biedt om in real-time op grote schaal gepersonaliseerde zoekresultaten te kunnen leveren.

Belangrijke criteria hierbij zijn snelheid, performantie, kwaliteit van de resultaten, en of het al dan niet mogelijk is om familierelaties te kunnen verwerken. Met performantie wordt hier geduid op de rekenkracht die een zoekoperatie zal nodig hebben, dit is gerelateerd aan de kost.

Nog een niet te missen detail is de invloed van de wetgeving rond GDPR, en of een gepersonaliseerde zoekfunctie op basis van persoonlijke data al dan niet als legaal wordt aanzien onder deze wetgeving.

Concreet omvat dit onderzoek volgende vier onderzoeksvragen:

- Is het implementeren van een gepersonaliseerde zoekfunctie op basis van persoonlijke data legaal onder de wetgeving rond GDPR?
- Welke technologie biedt de mogelijkheid om een gepersonaliseerde zoekfunctie te implementeren?
- Welke technologie biedt de beste resultaten op basis van snelheid, performantie en kwaliteit?
- Laten deze technologieën toe om rekening te houden met factoren die niet te maken hebben met historisch koopgedrag (bv. leeftijd, geslacht, gezinssamenstelling)?

Deze vragen zullen doorheen dit onderzoek een antwoord krijgen.

## 1.3 Onderzoeksdoelstelling

Het onderzoek heeft als doel om te ontdekken in hoeverre de persoonlijke data van een specifieke gebruiker en contextuele data kan ingeschakeld en gecombineerd worden met de data uit een productcatalogus om persoonlijke en relevante zoekresultaten te genereren.

Dit zal verwezenlijkt worden door middel een prototype op te stellen van beide vooraf gekozen platformen, zijnde Neo4j en Elasticsearch, en de mogelijkheden ervan te ontdekken. De ondervindingen van het onderzoek, naast de informatie die een literatuurstudie biedt, zullen een antwoord geven op de onderzoeksvragen.

Bij het gebruik van contextuele data wordt hier geduid op vooral historische koopdata van de persoon zelf, maar ook demografische data zoals geslacht, leeftijd, gezinssamenstelling kunnen hierbij belangrijke factoren zijn.

Het is niet enkel de mogelijkheid om dergelijk zoekstelsel te verwezenlijken die van belang is voor dit onderzoek, ook het gebruiksgemak en eenvoud van installatie speelt hierbij een rol, en zullen ondanks een eerder subjectieve voorwaarde te zijn toch effect

hebben op de conclusie.

## 1.4 Opzet van deze bachelorproef

De rest van deze bachelorproef is als volgt opgebouwd:

In Hoofdstuk 2 wordt een overzicht gegeven van de stand van zaken binnen het onderzoeksdomein, op basis van een literatuurstudie.

In Hoofdstuk 3 wordt de methodologie toegelicht en worden de gebruikte onderzoekstechnieken besproken om een antwoord te kunnen formuleren op de onderzoeksvragen.

In Hoofdstuk 4, tenslotte, wordt de conclusie gegeven en een antwoord geformuleerd op de onderzoeksvragen. Daarbij wordt ook een aanzet gegeven voor toekomstig onderzoek binnen dit domein.



## 2. Stand van zaken

### 2.1 Personalisatie

Personalisatie van webapplicaties en websites draait erom de bezoekers een op maat gemaakte ervaring aan te bieden. Dit kan op verschillende manieren toegepast worden, en kan meerdere doelen hebben.

In dit hoofdstuk wordt er verder ingegaan op welke manieren personalisatie van websites wordt toegepast, en wat dit betekent voor zowel de bezoeker als het bedrijf zelf.

#### 2.1.1 Personalisatie op basis van e-mail en sociale media

Zowat iedereen heeft wel te kampen met een overvloed aan e-mails in hun postvak van allerlei websites waar ze hun e-mailadres ooit hebben vrijgegeven. Het is een courante denkwijze om er van uit te gaan dat deze e-mails door de meeste mensen simpelweg verwijderd worden, maar e-mailmarketing blijft een van de meest succesvolle marketingstrategieën (Dehkordi, Rezvani, Rahman, Nahid & Jouya, 2012).

E-mailmarketing is relatief makkelijk te implementeren en vereist weinig technische investering, meestal wordt dit verwezenlijkt via systemen van derden zoals bijvoorbeeld MailChimp.

Een nadeel van deze marketingvorm is dat het bedrijf continu bezig moet zijn met nieuwe inhoud te creëren voor deze e-mails, ook moet de website continu geüpdatet worden met relevante informatie en pagina's die relevant zijn voor de e-mails die ze versturen.

### 2.1.2 Personalisatie op basis van geografische locatie

Geografische personalisatie is het aanpassen van de website op basis van de locatie van de gebruiker. Gebruikers uit België die naar de website van een internationaal bedrijf surfen, zullen dan worden omgeleid naar een Nederlandse of Franse versie van die website.

Geografische personalisatie kan ook gebruikt worden om de inhoud van een pagina aan te passen aan de hand van de locatie van de gebruiker, of om vertalingen aan te bieden.

Een nadeel hiervan is dat mensen die op reis gaan het soms moeilijk zouden kunnen hebben om naar de juiste versie van de website te navigeren, aangezien het systeem de gebruiker zal willen omleiden naar de pagina of inhoud die voorzien is voor het land waar zij zich momenteel in bevinden. Eenzelfde probleem kan zich voordoen bij bedrijven die hun webverkeer omleiden via een ander land door middel van bijvoorbeeld een VPN.

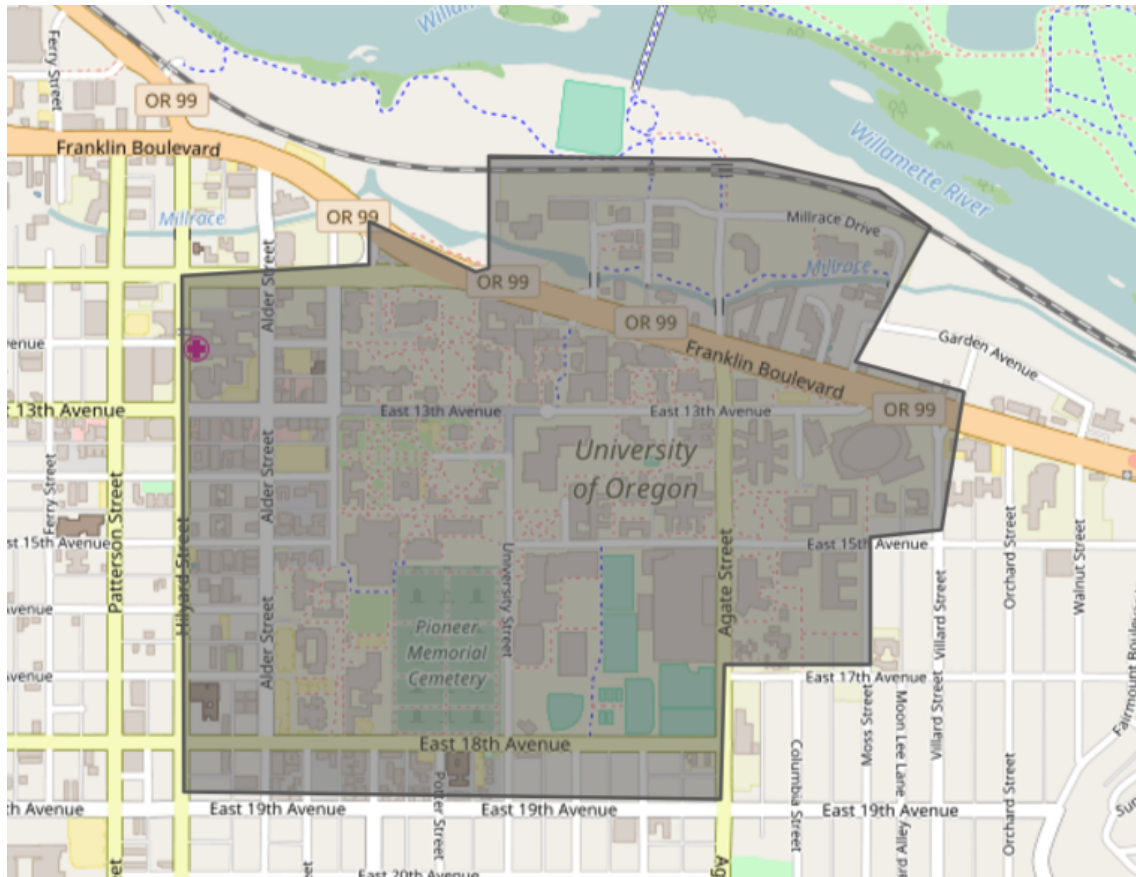
Een mogelijke oplossing voor dit probleem is het bijhouden van cookies. Als de geografische informatie over een gebruiker daarin wordt opgeslagen, kan deze via de cookie opgehaald worden en zal een gebruiker alsnog de website met de correcte inhoud en taal aangeboden krijgen. Als de gebruiker geen cookies toelaat, of zijn cookies verwijdert, wordt deze mogelijke oplossing tenietgedaan.

Geografische personalisatie is ook relatief eenvoudig te implementeren en kan een grote troef zijn op de internationale markt.

### 2.1.3 Personalisatie op basis van IP-adres

Deze methode van personalisatie is wat minder opvallend, aangezien het bij de gemiddelde internetgebruiker weinig tot nooit zal voorkomen, dit omdat zij het internet gebruiken via een serviceprovider zoals Telenet of Proximus.

Deze vorm van personalisatie wordt gebruikt om zakelijke gebruikers en bedrijven te kunnen identificeren op basis van hun IP-adres. Zo kan men zien of een bezoeker bij een bepaald bedrijf werkzaam is om deze direct aan te spreken op bijvoorbeeld de homepage.



Net zoals bij personalisatie op basis van locatie kan dit misleidende resultaten opleveren, bijvoorbeeld als de werknemer van thuis werkt of het IP-adres niet duidelijk aantoont vanuit welk bedrijf het webverkeer van de bezoeker afkomstig is. Ook voor prestatie kan dit negatieve gevolgen hebben, aangezien deze vorm van personalisatie afhankelijk is van systemen van derden.

Verder moet er ook inhoud gecreëerd worden voor elk bedrijf dat men specifiek wil aanspreken. Dit is een tijdrovend proces, maar aangezien deze vorm van personalisatie weinig voorkomt, is het wel een troef waardoor het bedrijf zich kan onderscheiden van de meerderheid en zich kan laten opvallen.

#### 2.1.4 Verwante inhoud personalisatie

Dit is de vorm van personalisatie die een grote meerwaarde zal leveren aan dit onderzoek. De meeste mensen hebben deze vorm al ondervonden op een webshop zoals Amazon of Bol.com. Deze vorm van personalisatie draait erom de gebruikers artikelen of producten aan te raden op basis van items die ze al eerder bekeken hebben, alsook het gedrag van andere gebruikers.

De werking van het aanbevelingssysteem van Amazon is gebaseerd op enkele complexe algoritmen. (Linden, Smith & York, 2003) Dit is natuurlijk verantwoord omdat zij een gigant zijn in de e-commerce industrie. Amazon werkt op zeer grote schaal werken en

heeft veel geld geïnvesteerd in de ontwikkeling van hun systeem.

In de realiteit hoeven de technologieën voor aanbevelingen van producten niet zo complex te zijn voor gewone webshops en bedrijven, vaak is het voldoende om relaties te creëren tussen artikels en op basis van deze relaties nieuwe artikels aan te raden aan de gebruikers.

Een voorbeeld van een relatie tussen twee artikels is de welbekende 'Anderen bekeken ook' blok die vaak zichtbaar is bij het bekijken van een detailpagina van een product.

Een simpelere methode van dergelijke relaties is het aanbieden van verwante producten op basis van categorieën of tags. Tags zijn een manier om kenmerken van een product weer te geven die specifieker zijn dan een categorie. Een categorie kan dan 'schoenen' zijn, terwijl een tag 'lage sneakers' is.

Dit is een klassiek voorbeeld van de probleemstelling van dit onderzoek. De zoekfunctie is dus beperkt tot de productcatalogus en de informatie die beschikbaar is over deze producten. De website maakt dus geen gebruik van persoonlijke informatie om deze zoekresultaten te personaliseren.

Over de mogelijkheden van het personaliseren van zoekresultaten gaan we dieper in in het volgende hoofdstuk van deze literatuurstudie.

## 2.2 Recommender Systems

Recommender Systems (Resnick & Varian, 1997) zijn aanbevelingen vanuit het systeem die rekening houden met de beschikbare informatie van gebruikers en hun voorkeuren om zo een filter te plaatsen op de informatie die weergegeven wordt. Verder zullen we deze benoemen aan de hand van hun Nederlandse naam 'aanbevelingssystemen'.

Aanbevelingssystemen worden vooral gebruikt in een e-commerce toepassingen waar een zeer groot en verscheiden aanbod aan producten is, en het al vaak lastig wordt om precieze aanbevelingen aan de klant te geven. Hierbij wordt allerlei informatie van een gebruiker verzameld, zoals historische aankopen, items op het verlanglijstje, items waar de gebruiker op geklikt heeft, etc.

In dit onderdeel zullen we kort wat dieper ingaan op de werking van dergelijke aanbevelingssystemen en de achterliggende algoritmen.

### 2.2.1 Haalbaarheid

Een degelijk systeem biedt een grote meerwaarde voor een bedrijf, zo heeft Netflix een competitie gehouden die 1 miljoen dollar bood aan degene die een aanbevelingssysteem kon maken dat 10% beter presteerde dan hun bestaande systeem.

Deze wedstrijd liep van oktober 2006 tot minstens oktober 2011. De wedstrijd werd de

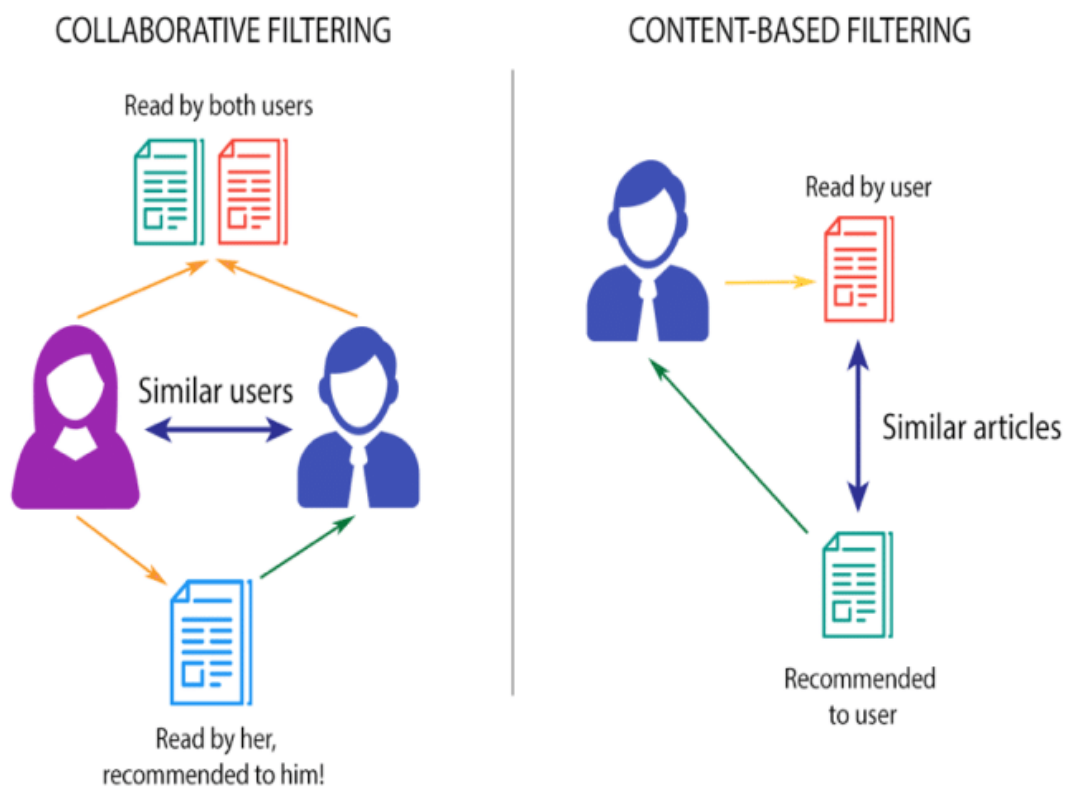


Netflix, 2009 genoemd, Netflix stelde hiervoor een dataset beschikbaar. Enkele groepen hebben het doel behaald, maar het algoritme van de winnende groep is uiteindelijk nooit in productie gebracht, omdat de mogelijke opbrengst niet kon opwegen tegen de extra gevraagde rekenkracht.

Een aanbevelingssysteem moet dus niet enkel de juiste waarden kunnen aangeven, het moet ook realistisch en haalbaar zijn qua rekenkracht en extra bijkomende kosten voor onderhoud. Het ontwerpen van dergelijk systeem is dus geen eenvoudige klus.

### 2.2.2 Algoritmen voor aanbevelingssystemen

We spreken over twee grote categorieën in algoritmen van aanbevelingssystemen: 'collaborative filtering'-algoritmen en 'content based'-algoritmen. (Adomavicius & Tuzhilin, 2005) Door de evolutie en groeiende ontwikkeling van beter presterende systemen zijn er ondertussen ook enkele algoritmen die niet echt binnen een van deze twee koepels vallen. In de onderstaande figuur wordt een simpele representatie gegeven van de werking van deze soorten algoritmes.



#### Collaborative Filtering

Het kernidee bij Collaborative Filtering (Schafer, Frankowski, Herlocker & Sen, g.d.) is om aanbevelingen te maken gebaseerd op de voorkeuren van een andere gebruiker met een gelijkaardig gedrag. Zoals de figuur hierboven aantoont dat als gebruiker 1 en 2 hetzelfde

artikel gelezen hebben, gebruiker 2 een artikel als aanbeveling zal krijgen dat gelezen werd door gebruiker 1. Hetzelfde idee kan toegepast worden op allerlei interacties van de gebruikers met een website zoals likes, shares, verlanglijstjes, etc.

In de praktijk geeft deze techniek zeer goede resultaten, maar zoals verwacht brengt deze techniek ook enkele problemen met zich mee. Het meest merkwaardige probleem is een zogenaamde cold start, dit komt onder andere voor bij de eerste interactie van een nieuwe gebruiker met een applicatie die aanbevelingen biedt. Het algoritme heeft dan onvoldoende informatie om een correcte en nuttige aanbeveling op te leveren aan de gebruiker. Een andere oorzaak kan zijn dat er een nieuw product wordt toegevoegd aan het systeem, er kan dan nog niet geweten zijn welk type gebruiker hierin geïnteresseerd zou kunnen zijn.

Een andere factor voor het succes van een Collaborative Filtering algoritme is het aantal gebruikers van een systeem, met andere woorden, hoe meer gebruikers er zijn, hoe correcter de aanbevelingen aan een specifieke gebruiker zal zijn. (Sarwar, Karypis, Konstan & Riedl, 2001). Een gebruiker met ongewone interesses zal logischerwijs in dergelijk klein systeem weinig gelijkaardige gebruikers hebben, en zal dus ook geen optimale aanbevelingen krijgen.

Een groot voordeel van Collaborative Filtering is dat er absoluut geen kennis hoeft te zijn van de toepassing van het systeem, de aanbevelingen worden gegenereerd op basis van het gedrag van de gebruikers en zijn interesses. De producten of hun attributen moeten dus niet gekend zijn om aanbevelingen te kunnen geven, dat maakt het eenvoudiger om een aanbevelingssysteem met de techniek van Collaborative Filtering te implementeren.

## Content Based

Content Based aanbevelingssystemen (Lops, de Gemmis & Semeraro, 2011) maken, in tegenstelling tot Collaborative Filtering, wel gebruik van de specifieke producten binnen het systeem en hun attributen. Op basis van deze attributen en de interesse van de gebruiker daarin, wordt per gebruiker een profiel opgezet, elk attribuut krijgt dan een score toegekend, een hogere score betekent grotere interesse. Een attribuut van een product kan dan bijvoorbeeld 'schoenen' of 'PS4 games' zijn, of zelfs een filmgenre.

Een probleem van Content Based is, net zoals bij Collaborative Filtering, het cold start probleem. Als een nieuwe gebruiker het systeem gebruikt, is er voor deze gebruiker nog geen profiel opgesteld en kunnen er ook geen aanbevelingen gemaakt worden.

Een ander probleem van Content Based wordt overspecialisatie genoemd, dit treedt op wanneer het systeem eigenlijk té accurate aanbevelingen doet. Het gevolg hiervan is dat slechts enkele producten voldoen aan de verwachtingen van het systeem, waardoor er geen nieuwe aanbevelingen aan de gebruiker naar voor gebracht worden, en de gebruiker enkel producten zal zien die hij reeds bekeken heeft.

Het andere probleem dat optreedt bij Collaborative Filtering, namelijk dat bij het toevoegen van nieuwe producten niet geweten kan zijn welke gebruikers hierin geïnteresseerd zouden zijn, is niet van toepassing bij Content Based. Het systeem maakt gebruik van de attributen

van producten, dus nieuwe producten kunnen meteen belanden in de aanbevelingen van gebruikers die reeds interesse getoond hebben in andere producten met die attributen. Ook het aantal gebruikers binnen een systeem vormt om dezelfde reden geen probleem bij Content Based aanbevelingssystemen.

Een grote boosdoener bij Content Based kan zijn dat producten slecht gelabeld zijn, en hun attributen onvoldoende passen bij wat het product effectief is. Hierdoor kan het systeem deze producten niet goed vergelijken met andere. Dit is vooral een probleem wanneer de attributen van de producten van verschillende bronnen afkomstig zijn, of manueel slecht opgesteld zijn.

### Hybrides

Beide van de voorgenoemde technieken hebben elk hun eigen voor- en nadelen, alsook sterke en zwakke punten. Content Based heeft te kampen met overspecialisatie, maar is wel in staat om nieuwe producten meteen aan te bevelen aan de gebruikers. Collaborative Filtering heeft moeite met het aanbevelen van nieuwe producten en een cold start, maar heeft geen problemen in de aard van overspecialisatie.

De logische redenering is dan natuurlijk om deze twee soorten systemen te gaan combineren, kwestie van het beste van twee werelden te proberen bekomen. Dit worden hybride aanbevelingssystemen (Çano, 2017) genoemd.

De manier van het opbouwen van een hybride systeem kan zijn dat beide methoden afzonderlijk worden uitgevoerd, en hun resultaten op het einde samengebundeld worden. Dit is de meest eenvoudige implementatie.

Een andere manier van combineren kan zijn door de informatie binnen een Collaborative Filtering systeem aan te vullen met informatie uit de gebruikersprofielen. Hierdoor wordt de gelijkaardigheid van twee producten bepaald door zowel de inhoud en welke soorten typische gebruikers deze producten bekijken, kopen, leuk vinden, etc. De informatie van deze gebruikers kan dan bijvoorbeeld leeftijdsgroep, woonplaats, gezinssamenstelling, etc. voorstellen.

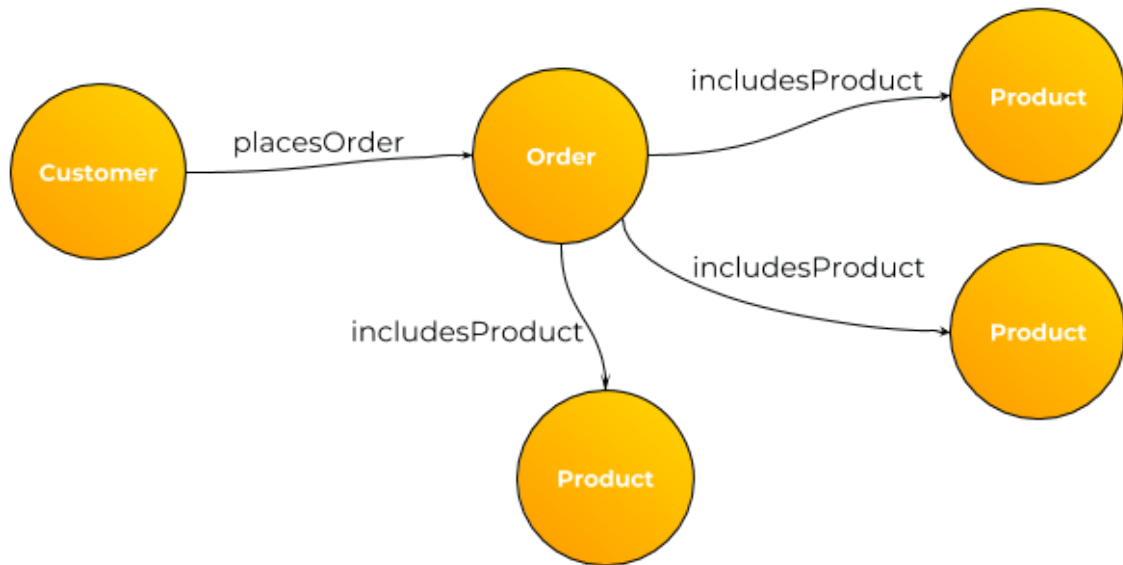
## 2.3 Wat is Graph?

In de context van deze bachelorproef zal er met 'Graph' steeds verwezen worden naar een Graph databank. In dit onderdeel zullen we wat dieper ingaan op wat dit soort databank precies inhoudt om een volledig begrip van de precieze werking te verzekeren.

### 2.3.1 Graph

Graph is de databankstructuur die verder in dit onderzoek gebruikt zal worden. Deze structuur maakt gebruik van een wiskundige graaf om data op te slaan. Een graaf bestaat

uit een aantal knopen (genaamd nodes) die al dan niet verbonden zijn.



Relaties hebben de prioriteit bij een graph databank, dit betekent dat relaties tussen knopen gepersisteerd worden in de databank, en niet enkel tijdelijk berekend voor een enkele query, dit is de reden waarom er geen complexe JOIN query's of foreign keys nodig zijn.

Graph databanken hebben dus een voordeel voor functionaliteiten zoals netwerken, aanbevelingen, etc. maar ook fraudedetectie.

### Voordelen

Een groot voordeel van de graafstructuur die deze databanken gebruiken is dat deze sneller zijn dan relationele databanken omdat ze op zeer korte tijd naar een bepaalde node kunnen verwijzen, waarbij we bij een relationele databank een JOIN zouden moeten gebruiken.

Graph databanken zijn ook zeer flexibel in gebruik. Bij het veranderen van een model kan er steeds verder gebouwd worden op het bestaande model, zonder dat hierdoor reeds verwezenlijkte functionaliteiten verloren zou kunnen gaan. Dit is ook een voordeel bij het opstarten, er moet niet op voorhand grondig gediscussieerd worden over hoe het model er uiteindelijk uit zal moeten zien.

Deze troeven zijn niet te vinden bij traditionele databankstructuren die met tabellen werken, daarbij moet er alvorens het opzetten van de databank al een zekerheid zijn van hoe het model eruit zal zien, want het model zal de mogelijke functionaliteiten bepalen. Als er dan achteraf nog veranderingen nodig zijn, zal heel het model herzien moeten worden.

Nog een belangrijk voordeel van graph databanken is dat hiermee een *Knowledge Graph* kan opgebouwd worden, hier wordt in een verder hoofdstuk van de literatuurstudie dieper op ingegaan.

### Nadelen

Graph databanken hebben niet enkel voordelen, deze zijn vooral afhankelijk van de verwachtingen van de gebruikers en wat zij nodig hebben om hun doeleinden te bereiken. Graph databanken bestaan niet om relationele databanken te vervangen, zij bieden slechts een oplossing voor de beperkingen waar relationele databanken mee kampen.

Graph databanken zijn geen goede keuze wanneer er data moet opgeslagen worden waarbij geen verbanden of connecties zijn tussen deze data, hier blinkt een relationele databank dan weer in uit.

Hetzelfde geldt voor wanneer de databank slechts als opslag gebruikt zal worden, of er slechts simpele query's nodig zullen zijn die in een relationele databank zonder JOIN statement kunnen gebeuren. Dit is niet zozeer een nadeel, maar benadrukt wel dat graph databanken geen universele *one size fits all* oplossing zijn. Graph kan dit, maar is hiervoor niet geoptimaliseerd.

Een voordeel dat eigenlijk als nadeel kan aanzien worden is dat de data niet consistent hoeft te zijn, het model dat opgebouwd wordt is niet hetzelfde als een schema bij relationele databanken. Als er een databank van personen wordt opgesteld, waar zij een connectie hebben met een bedrijf als 'werknemer', maar ook met een dier als 'huisdier', gaat een graph databank het toestaan om een relatie van het huisdier als 'werknemer' te leggen naar het bedrijf. Dit is natuurlijk niet wenselijk.

De voor- en nadelen van graph databanken worden nog even kort opgesomd in volgende tabel:

Voordelen	Nadelen
<ul style="list-style-type: none"><li>- Sneller dan relationele databanken bij het queryen met meerdere tabellen</li><li>- Flexibel</li><li>- Makkelijk te begrijpen structuur</li><li>- Opbouwen van Knowledge Graph</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>- Gaat slecht om met data waar weinig of geen connecties zijn</li><li>- Data is niet gebonden aan een schema</li><li>- Niet geoptimaliseerd voor simpele query's waar in een relationele databank geen JOIN nodig is</li></ul>

### 2.3.2 Knowledge Graphs

Google startte in 2012 een initiatief genaamd *Knowledge Graph*. Deze graaf wordt door Google gebruikt om de resultaten van de Google zoekmachine aan te vullen met informatie uit verscheidene bronnen. De informatie uit deze Knowledge Graph is terug te vinden in een kader rechts van de gewone resultaten, zoals te zien is in volgende figuur:

The image shows a Google search for 'microsoft'. The search results include links to the Microsoft Store, the official Microsoft homepage, and a news article about Mozilla's criticism of Windows 10. A red arrow points from the search results to a 'knowledge graph' for Microsoft Corporation. The knowledge graph displays the Microsoft logo, company description, stock price, CEO, founding date, headquarters, founders, subsidiaries, social media profiles, and a list of companies people also search for.

**knowledge graph**

**Microsoft Corporation**  
Technology company

Microsoft Corporation /ˈmɪkrəsoʊft/ is an American multinational technology company headquartered in Redmond, Washington, that develops, manufactures, licenses, supports and sells computer software, ... [Wikipedia](#)

**Customer service:** 1 (800) 642-7676  
**Stock price:** MSFT (NASDAQ) \$46.88 +0.59 (+1.27%)  
Jul 30, 4:00 PM EDT - Disclaimer  
**CEO:** Satya Nadella  
**Founded:** April 4, 1975, Albuquerque, NM  
**Headquarters:** Redmond, WA  
**Founders:** Bill Gates, Paul Allen  
**Subsidiaries:** Skype Technologies, Microsoft Store, Winternals, More

**Profiles**

Twitter Facebook LinkedIn Google+ Instagram

**People also search for** View 15+ more

Nokia Sony Corporation Dell Intel Apple Inc.

### 2.3.3 Neo4j

Er bestaan verschillende platformen voor SQL, alsook verschillende platformen voor de hierboven beschreven NoSQL databanken. Neo4j is een van de meer bekende platformen voor graph databanken, dit platform zal gebruikt worden in dit onderzoek.

Walmart maakt gebruik van Neo4j om de aanbevelingen voor hun klanten op hun online webservices te optimaliseren (NeoTechnology, 2014). Zij gebruiken dit omdat graph databanken zeer snel over een gebruiker zijn koophistorie kunnen traverseren, en ook direct nieuwe mogelijke interesses kunnen halen uit het gedrag van de gebruiker. Daarmee wordt bedoeld dat er in real-time nieuwe connecties worden gelegd tussen de gebruiker en de producten, en hij de nieuwe aanbevelingen meteen zal zien, en niet enkele dagen of uren later. Er wordt dus historische data gematcht met real-time data, hier blinkt Neo4j in uit.

Neo4j maakt dus gebruik van wiskundige grafen om data weer te geven samen met hun onderlinge relaties. Een graaf kan gericht of ongericht zijn, ongericht wil zeggen dat er geen richting is waarin de relaties lopen, dus deze zijn onderling uitwisselbaar. Een gerichte graaf is dan een graaf waarbij de relaties in een specifieke richting lopen, zoals volgers op Twitter: Persoon A volgt persoon B, maar persoon B volgt niet persoon A.

## 2.4 Wat is ElasticSearch?

Elasticsearch op zichzelf is eigenlijk een zoekmachine die data kan analyseren, of dit nu nummers, tekst, gestructureerd of ongestructureerd is. Elasticsearch is een component van de Elastic stack, ook wel ELK-Stack genoemd. Dit staat voor Elasticsearch, Logstash en Kibana. Logstash wordt gebruikt om data te verwerken uit meerdere bronnen en te versturen naar Elasticsearch. Kibana is een tool om de gebruikers een visueel beeld te geven van de data in de vorm van grafieken of tabellen.

In Elasticsearch is het mogelijk gewichten toe te kennen aan de resultaten van een zoekopdracht, zo kunnen meer relevante resultaten hoger in de lijst staan, dit is een belangrijke factor in dit onderzoek, namelijk of deze technologie gebruikt kan worden in E-Commerce toepassingen. In het artikel van Vavliakis, Katsikopoulos en Symeonidis, 2019 wordt beweerd dat het systeem dat zij implementeerden op een performante manier de gewenste resultaten gaf, alsook dat dit een oplossing kan zijn voor real-time zoekopdrachten in commerciële toepassingen.

## 2.5 Filter Bubble

Een filter bubble, ook wel informatieluchtbel genaamd, is een gevolg van het personaliseren van zoekopdrachten. Personalisatie is het proberen bepalen welke zaken een gebruiker zou willen zien, aan de hand van een algoritme. Een filter bubble betekent dat door deze personalisatie, een bijvoorbeeld geen producten zal zien die hem niet interesseren, in dit geval is dat een voordeel. Als we kijken in de context van controversiële onderwerpen, zorgt deze bubbel ervoor dat de gebruiker eigenlijk geen informatie zal zien die niet bij zijn standpunt past, de gebruikers worden dus afgesloten in luchtbel bestaande uit enkel hun visie of standpunt. (Pariser, 2011)

De relevantie van dit fenomeen voor dit onderzoek valt op het feit dat bij de Content Based algoritmen die eerder besproken werden, we met een gelijkaardig probleem te maken hadden. Bij deze aanbevelingssystemen kan er overspecialisatie optreden, waardoor de gebruiker enkel producten aanbevolen krijgt die reeds gezien zijn, of té gelijkaardig zijn, en er dus geen nieuwe verrassende producten aangeboden worden.

## 2.6 GDPR





## 3. Methodologie

Rekeninghoudend met de bevindingen uit de literatuurstudie, zal hier verder besproken worden hoe we een systeem gaan opstellen dat gepaste aanbevelingen kan maken. Gezien we twee verschillende werkwijzen en technologieën zullen vergelijken, zal voor beide systemen een werkwijze voorgesteld worden.

### 3.1 Uitwerking Elasticsearch

Voor de uitwerking van Elasticsearch wordt een instantie opgezet waarmee we zullen communiceren, op deze instantie draait Elasticsearch.

In Elasticsearch worden items opgeslagen als een document met enkele waarden, typisch aan een product. In dit onderzoek zijn deze waarden; 'naam', 'merk', 'categorieën', en 'prijs'.

#### 3.1.1 Producten

) Voor het aanmaken van de product data zullen enkele query's uitgevoerd worden die er als volgt uitzien:

```
POST http://35.233.112.106:9200/products/product/1
{
  "name": "Logitech G930",
  "brand": "Logitech",
  "categories": ["Headset", "Wireless headset", "Headphones"],
  "price": "190.00"
```

```
}
```

Op deze manier worden enkele producten in de databank gezet, met enkele verwante velden zoals gelijkaardige categorieën, zodat we hiermee aanbevelingen kunnen maken. Deze verzameling van producten wordt een index genoemd.

Vervolgens kunnen we een zoekterm ingeven via volgende query, deze zal alle resultaten weergeven waarvan een van de velden voldoet aan de meegegeven waarde, namelijk "deodorant".

```
GET http://35.233.112.106:9200/products/product/1
{
  "query" : {
    "query_string": {
      "query": "deodorant"
    }
  }
}
```

### 3.1.2 Gebruikers

Er zullen enkele vooraf gedefinieerde gebruikers opgesteld worden, waarmee bepaald zal worden of de zoekresultaten aan de verwachtingen voldoen. Een voorbeeld van een gebruiker is te zien in volgende query:

```
POST http://35.233.112.106:9200/users/user/1
{
  "name": "Louise",
  "age": "21",
  "address": {
    "city": "Aalst",
    "street": "Molendries 4",
    "province": "Oost-Vlaanderen"
  },
  "categories": ["Electronics", "Apple"],
  "searches": ["iphone", "deodorant", "uncommon product"],
  "brands": ["Nivea", "Apple"]
}
```

Bij deze gebruiker kunnen we bijvoorbeeld verwachten dat als deze 'deodorant' opzoekt, zij die van het merk Nivea bovenaan de resultaten zal zien. Een voorbeeld van zo'n zoekopdracht, waarbij sommige velden ingevuld zijn op basis van onze persoon van de query hierboven, gaat als volgt:

```
POST http://35.233.112.106:9200/products/_search
{
  "query": {
    "function_score": {
```

```

    "query": {
      "query_string": {
        "query": "Deodorant"
      }
    },
    "functions": [
      { "filter" :
        { "terms" :
          { "brand" : ["Niveau", "Apple"] }
        },
        "weight": 3
      },
      { "filter" :
        { "terms" :
          { "categories" : ["Electronics", "Apple"] }
        },
        "weight": 2
      },
      { "filter" :
        { "terms" :
          { "searches" : ["iphone", "deodorant", "uncommon product"] }
        },
        "weight": 1
      }
    ],
    "score_mode": "sum",
    "boost_mode": "replace"
  }
}

```

In het bovenste deel van de query, waar de *query\_string* wordt aangeduid. Deze string zou dan overeenkomen met wat een gebruiker zou invoeren in een zoekbalk op een website.

In de realiteit zal de informatie over 'brand', 'categories', en 'searches' opgehaald worden uit het model van de persoon in kwestie.

In deze query wordt een score toegekend aan de resultaten die voldoen aan bovenstaande verwachting, namelijk dat het woord 'deodorant' terug te vinden moet zijn in een van de velden van het product (naam, merk, categorie)

Die score wordt toegekend op basis van de informatie over een persoon, hieruit verstaan we dat dit gaat over de merken die deze persoon reeds gekocht heeft, in welke categorieën deze persoon reeds gekocht heeft, en een historiek van zoekopdrachten. Deze hebben elk een gewicht toegekend gekregen, respectievelijk drie, twee en één.

In de query zijn drie filters te zien die de score van een resultaat zullen beïnvloeden. Bij elk van deze filters wordt het score vermenigvuldigd met het gewicht. *score\_mode* : *sum* zorgt ervoor dat de resultaten van de scores opgeteld worden.

*boost\_mode : replace* zorgt ervoor dat de score die verkregen wordt bij het gelijkaardig zijn aan de zoekterm vervangen wordt door de nieuw berekende score van de functies.

Deze query is een vorm van collaborative filtering, toegepast op zichzelf. De query zal dus gaan zoeken naar hoe verwant een resultaat is aan een persoon, op basis van enkele variabelen, en zal deze een hogere score toekennen afhankelijk van hoe relevant het product is voor een gebruiker. Resultaten met een hogere score zullen dus bijgevolg ook hoger in de lijst van resultaten komen te staan.

## 3.2 Uitwerking Neo4j

Voor dit systeem wordt er een model opgesteld in een Graph databank, de gekozen technologie hiervoor is Neo4j. Op deze graaf kunnen dan zoekalgoritmes uitgevoerd worden, om zo tot correcte aanbevelingen te komen. In dit hoofdstuk zal verder uitgewerkt worden hoe dit precies in elkaar zit.

### 3.2.1 Model

Relaties tussen producten en klanten zullen als volgt worden opgeslagen worden in deze Graph databank:

Er zijn 2 soorten nodes, dit zijn de knopen van een graaf, namelijk 'Gebruiker' en 'Product'. De relaties, aangeduid door lijnen tussen de knopen, zullen dan voorstellen wat de interactie van een gebruiker met een product is. Dit kan 'LIKES', 'BOUGHT', of 'LIVES\_TOGETHER' zijn. 'LIVES\_TOGETHER' zal dan aanduiden of 2 gebruikers familie of samenwonend zijn.

De attributen van een Product zijn als volgt:

- Product ID
- Name
- Brand

De attributen voor een Gebruiker zijn als volgt:

- Name
- Address

De verschillende soorten relaties zijn als volgt:

- 'BOUGHT' -> Gebruiker heeft Product gekocht
- 'LIKES' -> Gebruiker heeft Product leuk gevonden
- 'LIVES\_TOGETHER' -> Gebruiker 1 heeft hetzelfde adres als Gebruiker 2

De query die gebruikt wordt om de producten en gebruikers aan te maken:

```
CREATE (shauni:Customer name: 'Shauni', address: 'Exterkenstraat 14'),
(lynn:Customer name: 'Lynn', address: 'Exterkenstraat 14'),
(angelo:Customer name: 'Angelo', address: 'Arbeidstraat 14'),
(nicolas:Customer name: 'Nicolas', address: 'Kouter 3'),
(wendy:Customer name: 'Wendy', address: 'Arbeidstraat 14'),
(prod1:Productid: '1', name:'Hairbrush', brand:'Syoss'),
(prod2:Productid: '2', name:'Instant Chocolate Milk', brand:'Nesquick'),
(prod3:Productid: '3', name:'Toilet Paper', brand: 'Boni'),
(prod4:Productid: '4', name:'Pen', brand:'Stabilo'),
(prod5:Productid: '5', name:'Roller Deodorant', brand: 'Sanex'),
...
```

Om een relatie aan te maken tussen een product en een gebruiker zal volgende query gebruikt worden. Deze zal dus uitgevoerd worden elke keer een gebruiker een actie uitvoert met een product. Aangezien een product leuk vinden en een product kopen niet aanzien worden als evenwaardig, zullen er gewichten toegekend worden aan de interacties tussen gebruikers en producten. Dat kan door middel van volgende query:

```
MATCH (c:Customer), (p:Product)
WHERE c.name = 'Shauni' AND p.id=3
CREATE (c)-[r:BOUGHT]->(p)
SET r.score = 3
```

Een product leuk vinden krijgt een score 2 toegekend, en een product kopen zal de score 3 krijgen

Om de relatie van Gebruikers die op eenzelfde adres wonen aan te maken, gebruiken we volgende query:

```
MATCH (a:Customer), (b:Customer)
WHERE EXISTS (a.address) AND EXISTS (b.address) AND a.address=b.address
AND id(a)<id(b)
CREATE (a)-[:LIVES_TOGETHER]->(b);
```

### 3.2.2 Ophalen van data

Om data op te halen uit deze graaf, en deze vervolgens aan de gebruiker te tonen als aanbevelingen, zullen enkele query's worden opgesteld. De resultaten hiervan zullen dan gecombineerd worden.



## 4. Conclusie

### 4.1 ElasticSearch

Elasticsearch is zeer snel in het vinden van producten die relateren aan de gebruiker zelf, maar is wat moeilijker in omgang met het gebruik maken van data die personen aan elkaar linkt. Binnen dit onderzoek is er geen manier ontdekt waarbij er rekening kan gehouden worden met familiale verbanden.

### 4.2 Neo4j





# A. Onderzoeksvoorstel

Het onderwerp van deze bachelorproef is gebaseerd op een onderzoeksvoorstel dat vooraf werd beoordeeld door de promotor. Dat voorstel is opgenomen in deze bijlage.

## A.1 Introductie

De meeste e-commerce online platformen hebben reeds een zoekfunctie ingebouwd, maar deze is vaak beperkt tot enkel de productcatalogus. Rekening houdend met de algemene trend rond personalisering van de customer experience zou het ook aangewezen zijn om ook de search op de e-commerce site te personaliseren. Dit zou resulteren in een betere experience voor de klant en een hogere conversie voor het bedrijf. In deze bachelorproef wordt onderzocht in hoeverre de persoonlijke data van een specifieke gebruiker en contextuele data kan ingeschakeld en gecombineerd worden met de data uit de productcatalogus, om zo persoonlijke en relevante zoekresultaten te genereren. Met deze persoonlijke data wordt bedoeld de historische aankoopdata van de persoon zelf, maar ook bepaalde demografische data zoals geslacht, leeftijd, gezinssamenstelling, etc. De onderzoeksvraag kan dus als volgt geformuleerd worden: Welk databankmodel presteert het best om gepersonaliseerde zoekresultaten te bekomen?

## A.2 State-of-the-art

Personalized Search (Pitkow e.a., 2002) verwijst naar het zoeken op het web waarbij de resultaten afhankelijk zijn van de interesses en voorkeuren van de gebruiker die verder gaan dan de query zelf.

Personalisatie in e-commerce toepassingen biedt een groot voordeel aan bedrijven. De loyaliteit van klanten wordt veel sterker als deze gebruik maken van gepersonaliseerde features. (Telang & Mukhopadhyay, 2005) Een zoekfunctie is een voorbeeld van zo een feature. Recommender Systems (Resnick & Varian, 1997) zijn aanbevelingen vanuit het systeem die rekening houden met de beschikbare informatie van gebruikers en hun voorkeuren om zo een filter te plaatsen op de informatie die weergegeven wordt.

De studie van Diehl (2003) onderzocht het effect van gepersonaliseerde zoekresultaten op de kwaliteit van keuzes die klanten maken, en vond een positieve correlatie. De studie ontdekte dat het verlagen van search cost (Smith, Venkatraman & Dholakia, 1999) leidde tot minder kwaliteitsvolle keuzes. De reden daarvoor is dat klanten slechtere beslissingen maken als de search cost lager ligt omdat zij minder ideale opties aangeboden krijgen. Personalized Search en Recommender System zorgen voor een enorme verbetering in de kwaliteit van de keuzes die de klant maakt, en verminderen het aantal producten die deze klant bekijkt alvorens hij/zij gevonden heeft wat hij/zij nodig heeft.

Een gevolg van gepersonaliseerde zoekopdrachten is dat we een Filter Bubble (Pariser, 2011) creëren. Het verlaagt de kans dat nieuwe informatie gevonden wordt doordat de resultaten van een zoekopdracht partijdig zijn en eerder wijzen naar dingen die de gebruiker reeds gezien heeft. Dit concept wordt een Filter Bubble genoemd omdat gebruikers eigenlijk geïsoleerd worden in hun eigen wereldje, waar ze enkel de informatie te zien krijgen die ze willen zien. Als we deze gebruikers met hun bubbels in groepen opdelen, verkrijgen we wel het probleem dat deze een vertekend beeld op de realiteit krijgen, zij krijgen bijvoorbeeld in het nieuws slechts het deel te zien dat voor hun interessant is. Als we deze lijn doortrekken naar de klanten van e-commerce websites, zullen zij ook slechts de merken te zien krijgen waar hun voorkeur naar uit gaat. Hierdoor verminder je de kans dat ze een nieuw merk ontdekken of een ander product uitproberen. Als we terug refereren naar de studie van Diehl (2003), dan kunnen we afleiden dat dit een positief effect zal hebben op de klanttevredenheid.

### A.3 Methodologie

Om de onderzoeksvraag te beantwoorden wordt er een simpele webapplicatie opgezet waar een zoekterm kan ingevoerd worden. Deze webapplicatie zal louter gebruikt worden om met behulp van een tekstveld een query op een databank uit te voeren. Ook worden er twee databankmodellen ontworpen, een model dat gebruik maakt van Neo4j (Graph databank platform), en een model dat gebruik maakt van Elasticsearch (OLAP databank platform) en Kibana om de resultaten te visualiseren. Graph is een databankstructuur van het type NoSQL, dit wil algemeen zeggen dat ze geen gebruik maken van SQL. Bij Graph databanken worden gegevens voorgesteld door een geheel van entiteiten en verbindingen, alsook vrije relaties tussen deze entiteiten. Kortom is dit, zoals de naam al laat vermoeden, een graaf. OLAP is de afkorting voor Online Analytical Processing, dit is een technologie die geoptimaliseerd is voor het uitvoeren van query's en rapporten in plaats van transacties. Deze zullen elk met hun eigen API communiceren, en in beide modellen wordt dezelfde gebruiker- en productdata ingevoerd. Bij het opstellen van de modellen wordt mogelijk

al duidelijk of één van de modellen niet in staat zal zijn om dezelfde functionaliteiten te hebben als het andere, en dan zal moeten afgewogen worden of de voordelen van het ene model opwegen tegenover het andere model. Als beide modellen dezelfde functionaliteit kunnen bereiken, wordt er bekeken welke het meest performante is. Mogelijks zou het ook haalbaar zijn om beide manieren te combineren op voorwaarde dat de responstijd binnen de acceptabele norm valt.

## A.4 Verwachte resultaten

Er wordt verwacht dat er ofwel een duidelijk verschil merkbaar is in performantie tussen de twee verschillende modellen. Mogelijk is dat één van de twee modellen totaal niet haalbaar is om efficiënt een link mee te leggen tussen bijvoorbeeld familieleden, in dit geval bekijken we of het mogelijk is deze twee modellen samen uit te voeren, als dit een resultaat biedt dat binnen de norm valt qua performantie, dan is dit ook een mogelijke oplossing. Het kan zich ook voordoen dat beide modellen vrij performant en efficiënt de query's kunnen verwerken, in dit geval worden de voor- en nadelen alsook de moeilijkheidsgraad van implementatie afgewogen

## A.5 Verwachte conclusies

Er wordt verwacht dat het Graph model makkelijker te implementeren zal zijn en beter zal presteren als we rekening willen houden met het aankoopgedrag van vrienden en familie. Indien dit ook mogelijk is bij een OLAP-model, verwachten we dat Graph nog steeds beter zal presteren. Indien we hier geen rekening mee houden zal het OLAP-model beter presteren, aangezien dit model aangepast is aan grote hoeveelheden data waar complexe zoekopdrachten op kunnen uitgevoerd worden.



## Bibliografie

- Adomavicius, G. & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17(6), 734–749.
- Çano, E. (2017). Hybrid Recommender Systems: A Systematic Literature Review. *Intelligent Data Analysis*, 21, 1487–1524. doi:10.3233/IDA-163209
- Dehkordi, G. J., Rezvani, S., Rahman, M. S., Nahid, F. F. N. & Jouya, S. F. (2012). A conceptual study on E-marketing and its operation on firm's promotion and understanding customer's response. *International Journal of Business and Management*, 7(19), 114.
- Diehl, K. (2003). Personalization and decision support tools: Effects on search and consumer decision making. *ADVANCES IN CONSUMER RESEARCH*, VOL 30, 30, 166–167.
- Linden, G., Smith, B. & York, J. (2003). Amazon.Com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering. *IEEE Internet Computing*, 7(1), 76–80. doi:10.1109/MIC.2003.1167344
- Lops, P., de Gemmis, M. & Semeraro, G. (2011). Content-based Recommender Systems: State of the Art and Trends. In *Recommender Systems Handbook* (pp. 73–105). doi:10.1007/978-0-387-85820-3\_3
- NeoTechnology. (2014). Case Study: Walmart uses Neo4j to give customers best web experience through relevant and personal recommendations. Verkregen van [http://dev.assets.neo4j.com.s3.amazonaws.com/wp-content/uploads/Neo4j\\_CS\\_Walmart.pdf?\\_ga=1.189104616.2108618949.1430736703](http://dev.assets.neo4j.com.s3.amazonaws.com/wp-content/uploads/Neo4j_CS_Walmart.pdf?_ga=1.189104616.2108618949.1430736703)
- Netflix. (2009). The Netflix Prize. Verkregen 29 maart 2020, van <https://www.netflixprize.com>
- Pariser, E. (2011). *The Filter Bubble: What the Internet Is Hiding from You*. Penguin Group, The.

- Pitkow, J., Schütze, H., Cass, T., Cooley, R., Turnbull, D., Edmonds, A., ... Breuel, T. (2002). Personalized search. *Communications of the ACM*, 45(9). doi:10.1145/567498.567526
- Resnick, P. & Varian, H. R. (1997). Recommender systems. *Communications of the ACM*, 40(3), 56–58. doi:10.1145/245108.245121
- Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. & Riedl, J. (2001). Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms. In *Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web* (pp. 285–295). WWW '01. doi:10.1145/371920.372071
- Schafer, J. B., Frankowski, D., Herlocker, J. & Sen, S. (g.d.). Collaborative Filtering Recommender Systems. In *The Adaptive Web* (pp. 291–324). doi:10.1007/978-3-540-72079-9\_9
- Smith, G. E., Venkatraman, M. P. & Dholakia, R. R. (1999). Diagnosing the search cost effect: Waiting time and the moderating impact of prior category knowledge. *Journal of Economic Psychology*, 20(3), 285–314. doi:10.1016/s0167-4870(99)00010-0
- Telang, R. & Mukhopadhyay, T. (2005). Drivers of Web portal use. *Electronic Commerce Research and Applications*, 4(1), 49–65. doi:10.1016/j.elerap.2004.10.004
- Vavliakis, K. N., Katsikopoulos, G. & Symeonidis, A. L. (2019). E-commerce Personalization with Elasticsearch. *Procedia Computer Science*, 151, 1128–1133. The 10th International Conference on Ambient Systems, Networks and Technologies (ANT 2019) / The 2nd International Conference on Emerging Data and Industry 4.0 (EDI40 2019) / Affiliated Workshops. doi:https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.04.160