HO
GENT

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 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 is 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

Lijst van figuren

Lijst van tabellen

1. Inleiding

Deze inleiding is onderverdeeld in enkele secties die duidelijkheid zullen verschaffen over de opzet van deze bachelorproef en het onderzoek. Deze secties zijn als volgt:

- context, achtergrond
- afbakenen van het onderwerp
- verantwoording van het onderwerp, methodologie
- probleemstelling
- onderzoeksdoelstelling
- onderzoeksvraag
- ...

1.1 Probleemstelling

De meeste e-commerce online platformen hebben reeds een zoekfunctie geïmplementeerd, maar deze is vaak beperkt tot enkel 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 gebruikservaring voor de klant en een hogere conversie voor het bedrijf.

1.2 Onderzoeksvraag

De onderzoeksvraag bestaat eruit om te ontdekken welke databanktechnologie de beste oplossing biedt om in real-time op grote schaal gepersonaliseerde zoekresultaten te kunnen leveren.

Belangrijke criteria hierbij zijn performantie, kwaliteit van de resultaten, en of het al dan niet mogelijk is om familierelaties te kunnen verwerken.

Concreet omvat dit onderzoek volgende onderzoeksvragen:

- Welke technologie biedt de mogelijkheid om een gepersonaliseerde zoekfunctie te implementeren
- Welke technologie biedt de beste resultaten op basis van 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)

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. We spreken hier vooral over historische koopdata van de persoon zelf, maar ook demografische data zoals geslacht, leeftijd, gezinssamenstelling kunnen hierbij belangrijke factoren zijn.

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. U zou denken dat deze 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, alsook op de website waar de marketingmails over gaan.

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.

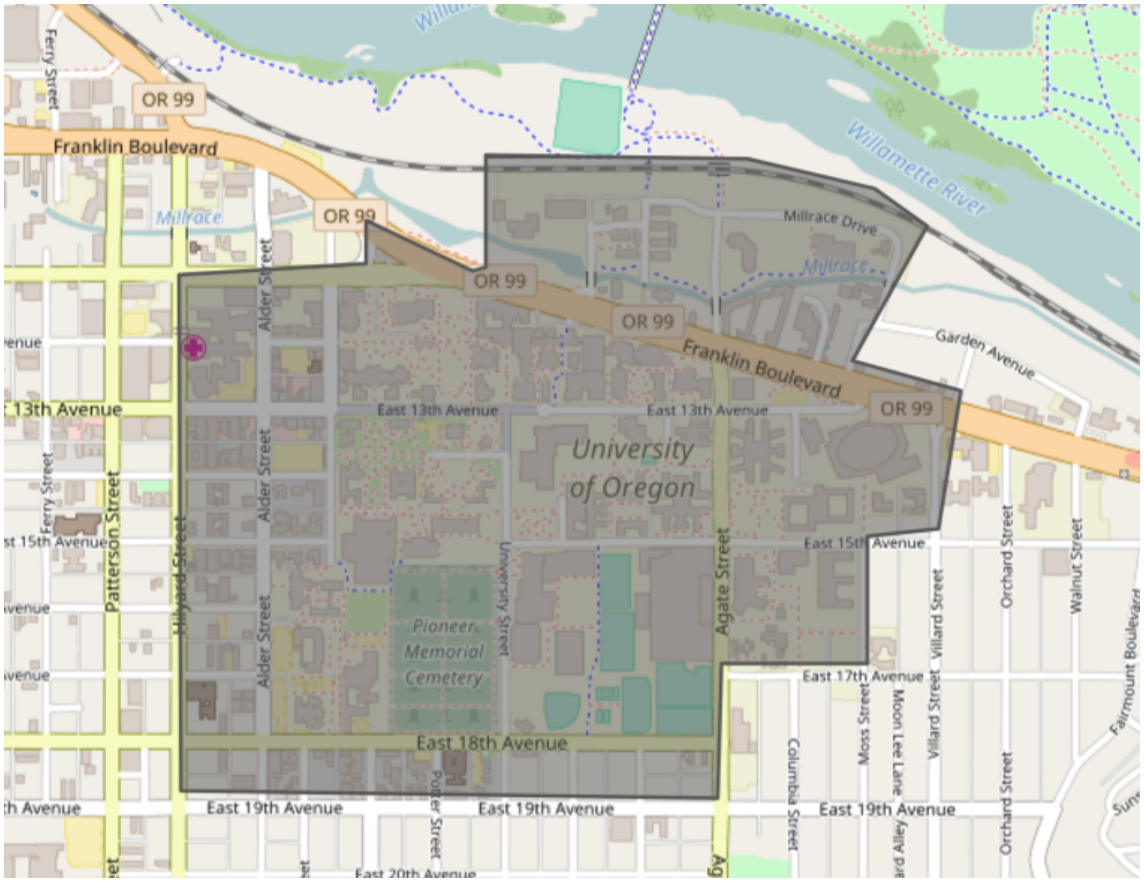
Geografische personalisatie kan ook gebruikt worden om de inhoud van een pagina aan te passen aan de hand van de locatie van de gebruiker, of om vertalingen aan te bieden. Een nadeel hiervan is dat mensen die op reis gaan het soms moeilijk zouden kunnen hebben om naar de juiste versie van de website 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.

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, aangezien 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 homepagina.



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 performantie 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 draait erom de gebruikers artikels aan te raden op basis van artikels of inhoud 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 op zeer grote schaal werken en veel geld hebben 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.

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.

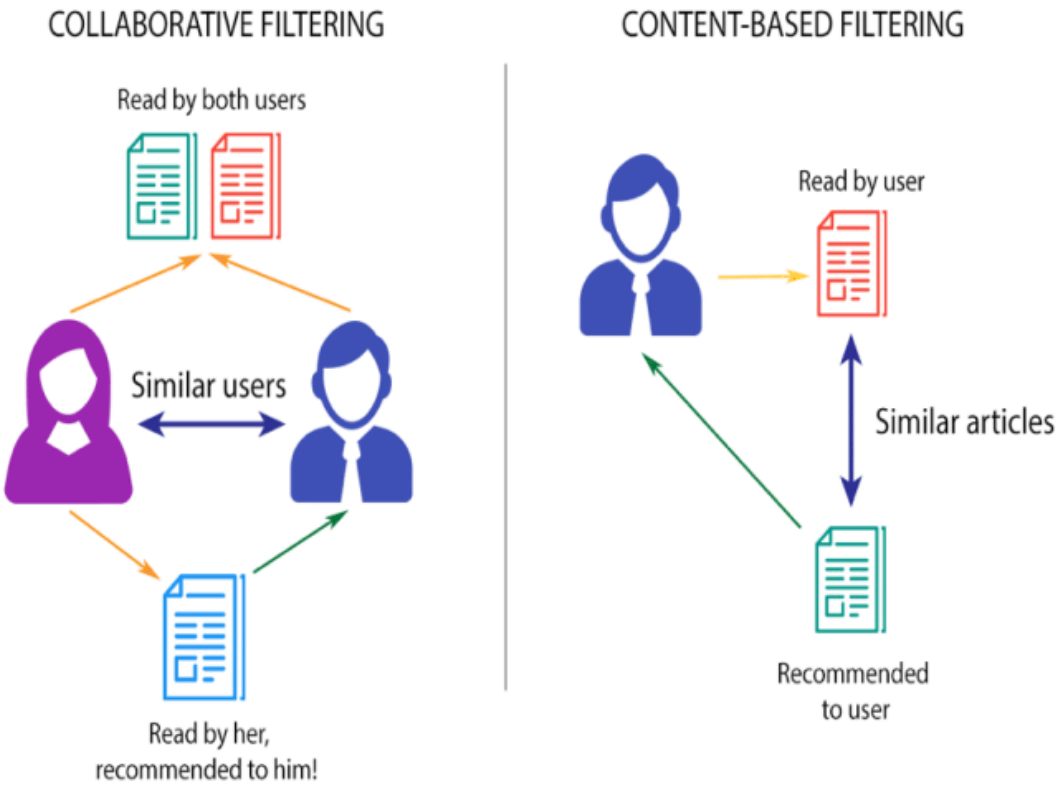
2.2.1 Haalbaarheid

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 haalbaar zijn qua rekenkracht en extra kosten. Het ontwerpen van dergelijk systeem is dus niet eenvoudig.

2.2.2 Algoritmen voor aanbevelingssystemen

We spreken over twee grote categorieën in algoritmen van aanbevelingssystemen: 'collaborative filtering'-algoritmen en 'content based'-algoritmen. Adomavicius en 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 (**Schafera**) 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 (**Lops2011**) 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 anbevelingen 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 (**Cano2017**) genoemd.

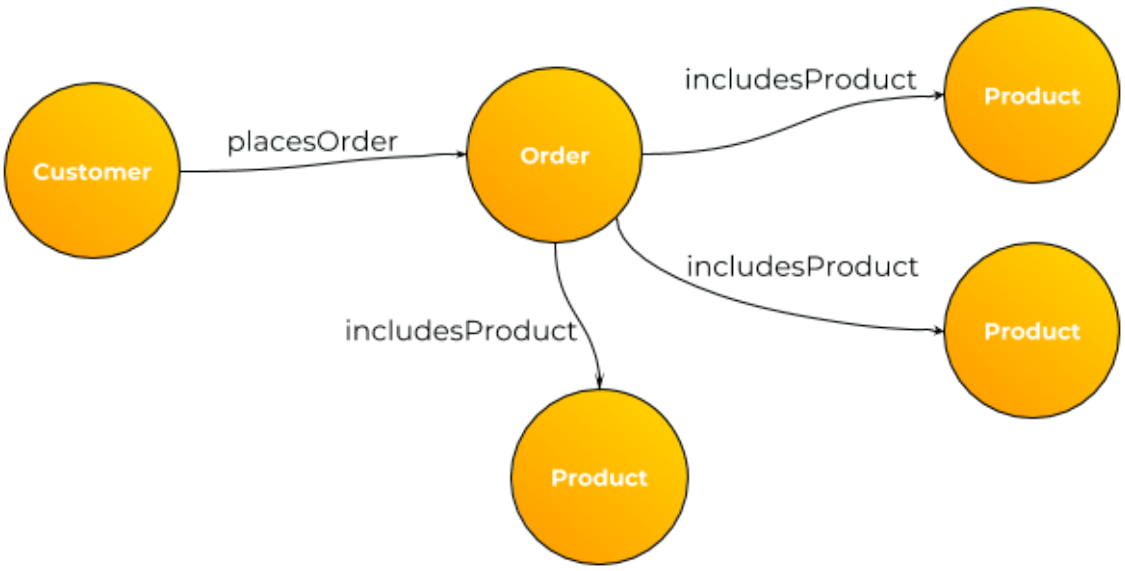
De manier van het opbouwen van een hybride systeem kan zijn dat beide methoden afzonderlijk worden uitgevoerd, en hun resultaten op het einde samengebundeld worden. Dit is de meest eenvoudige implementatie. Een andere manier van combineren kan zijn door de informatie binnen een Collaborative Filtering 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 begrijpen van de precieze werking te verzekeren.

2.3.1 Graph

Dit is de structuur 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. Een groot voordeel hiervan is dat deze databanken sneller zijn dan relationele databanken omdat ze snel naar een bepaalde node kunnen verwijzen, waarbij we bij een relationele databank een JOIN zouden moeten gebruiken.



2.3.2 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": {
```

```
4     "function_score": {
5       "query": {
6         "query_string": {
7           "query": "Deodorant"
8         }
9       },
10      "functions": [
11        { "filter" :
12          { "terms" :
13            { "brand" : ["Niveau", "Apple"]  }
14          },
15          "weight": 3
16        },
17        { "filter" :
18          { "terms" :
19            { "categories" : ["Electronics", "Apple"] }
20          },
21          "weight": 2
22        },
23        { "filter" :
24          { "terms" :
25            { "searches" : ["iphone", "deodorant", "uncommon␣
                ↪ product"] }
26          },
27          "weight": 1
28        }
29      ],
30      "score_mode": "sum",
31      "boost_mode": "replace"
32      }
33    }
34  }
```

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.

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.

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

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

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

Pollefliet, L. (2011). *Schrijven van verslag tot eindwerk: do's en don'ts*. Gent: Academia Press.

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

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