



LUNDS UNIVERSITET

Ekonomihögskolan

Institutionen för informatik

Användningen av rekommendationssystem (RS) vid produktrekommendationer

En kvalitativ studie om hur företag arbetar med algoritmer inom RS och deras kännedom kring den utmaning som diversity issue medför

Kandidatuppsats 15 hp, kurs SYSK16 i Informatik

Författare: Anna Erlandsson
Matilda Lindblom Larsson

Handledare: Odd Steen

Rättande lärare: Blerim Emruli
Nicklas Holmberg

Användningen av rekommendationssystem (RS) vid produktrekommendationer: en kvalitativ studie om hur företag arbetar med algoritmer inom RS och deras kännedom kring den utmaning som diversity issue medför

ENGELSK TITEL: The use of Recommender System (RS) within product recommendations: a qualitative study of how companies work with algorithms within RS and their awareness of diversity issue and the challenge it brings

FÖRFATTARE: Anna Erlandsson, Matilda Lindblom Larsson

UTGIVARE: Institutionen för informatik, Ekonomihögskolan, Lunds universitet

EXAMINATOR: Osama Mansour, PhD

FRAMLAGD: Maj, 2022

DOKUMENTTYP: Kandidatuppsats

ANTAL SIDOR: 67

NYCKELORD: Rekommendationssystem (RS), Innehållsbaserad RS, Kollaborativ RS, Kunskapsbaserad RS, Hybridbaserad RS, Diversity issue, Överspecialisering

SAMMANFATTNING:

I takt med att den globala e-handeln växer blir mängden produkter och information användaren kan ta del av online allt större och större. Därmed ökar behovet hos företag att kanalisera den information som e-handelshemsidor tillhandahåller. Rekommendationssystem (RS) är ett verktyg som kan användas för att bearbeta information och utforma produktrekommendationer baserat på användarens preferenser. Olika algoritmer kan användas inom RS för att göra relevanta produktrekommendationer för användaren, där de främst förekommande är innehållsbaserad-, kollaborativ- och kunskapsbaserad algoritmer. Användningen av RS har visat sig medföra en utmaning i att införliva mångfald vid rekommendationer, vilket är något som tidigare forskning definierar som diversity issue. Uppsatsen syftar till att undersöka hur företag arbetar med algoritmer inom RS vid produktrekommendationer och huruvida de är medvetna om den utmaning som diversity issue medför. En kvalitativ intervjustudie genomfördes med företag som tillhandahåller strategiska och tekniska lösningar inom RS åt e-handelsföretag. Genom en analys av empirin har en diskussion förts som visar att samtliga företag i studien arbetar med de ovannämnda algoritmerna, men i olika stor utsträckning och på olika sätt. Vidare finns det en hög kännedom hos företagen kring diversity issue, men där utmaningen hanteras olika beroende på vad det är för produkter som ska rekommenderas.

Innehåll

1	Introduktion.....	6
1.1	Bakgrund.....	6
1.2	Problemformulering.....	7
1.3	Forskningsfråga.....	8
1.4	Syfte.....	8
1.5	Avgränsningar.....	9
2	Litteraturgenomgång.....	10
2.1	Rekommendationssystem (RS).....	10
2.1.1	Explicit och implicit feedback.....	11
2.2	Algoritmer inom RS.....	12
2.2.1	Kollaborativ rekommendation.....	12
2.2.2	Innehållsbaserad rekommendation.....	13
2.2.3	Kunskapsbaserad rekommendation.....	14
2.2.4	Hybridbaserad rekommendation.....	15
2.3	Diversity issue.....	16
2.4	Litteratursammanfattning.....	18
3	Metod.....	20
3.1	Litteraturstudie.....	20
3.2	Val av metod.....	21
3.3	Urval av intervjupersoner.....	21
3.4	Intervjuer.....	23
3.4.1	Intervjuguide.....	23
3.4.2	Etik.....	26

3.5	Bearbetning av empiri.....	27
3.6	Kvalitetsmått.....	27
3.6.1	Validitet.....	28
3.6.2	Reliabilitet.....	28
3.7	Reflektion av metod.....	29
4	Empiri.....	31
4.1	Företagens tjänster.....	31
4.1.1	Informant 1 - Dialogtrail - CEO & Founder.....	31
4.1.2	Informant 2 - Awelin - CEO & Founding Partner.....	31
4.1.3	Informant 3 - Awelin - Head of E-commerce.....	31
4.2	Teknikerna bakom RS.....	32
4.3	Algoritmer inom RS.....	32
4.3.1	Innehållsbaserad rekommendation.....	32
4.3.2	Kollaborativ rekommendation.....	33
4.3.3	Kunskapsbaserad rekommendation.....	34
4.3.4	Hybridbaserad rekommendation.....	35
4.4	Diversity-issue.....	35
4.4.1	Kännedom om diversity issue.....	35
4.4.2	Hantering av diversity issue.....	36
5	Diskussion.....	39
5.1	Rekommendationssystem (RS).....	39
5.1.1	Implicit och explicit feedback.....	40
5.2	Innehållsbaserad rekommendation.....	40
5.3	Kollaborativ rekommendation.....	41
5.4	Kunskapsbaserad rekommendation.....	42
5.5	Hybridbaserad rekommendation.....	43

5.6 Diversity issue.....	44
6 Slutsats.....	47
6.1 Vidare forskning.....	48
Appendix.....	49
Appendix A.....	49
Appendix B.....	52
Appendix C.....	59
Appendix D.....	63
Referenser.....	66

Tabeller

Tabell 1: Intervjuguide.....	23
------------------------------	----

1 Introduktion

1.1 Bakgrund

På grund av den enorma expansionen på globala marknader och finansiella transaktioner har e-handeln blivit en stor och viktig del av den globala detaljhandeln (Hussien, Rahma och Wahab, 2021). Internets enorma tillväxt har på så sätt förändrat traditionella handelsbeteenden, då e-handel har möjliggjort köp och försäljning av varor och tjänster för både företag och kunder online (Hussien et al., 2021). Internetförsäljning spelar således en allt viktigare roll inom detaljhandeln, där statistik visar att e-handeln står för 19.6 procent av den globala detaljhandeln (Statista, 2022). Det är en siffra som prognoser visar kommer öka till 25 procent inom de närmsta tre åren (Statista, 2022). Den globala detaljhandeln inom e-handelsförsäljning uppgavs vara ca 4.9 biljoner dollar år 2021 och förväntas öka med 50 procent de kommande fyra åren (Statista, 2022). Det råder således ingen tvekan om att e-handel är en stor del av företags verksamhet idag. E-handel kan kategoriseras följande; business-to-business (B2B), business-to-consumer (B2C) och consumer-to-consumer (C2C).

I samband med att allt fler är villiga att handla online blir mängden produkter och information användaren kan ta del av större och större. Li och Karahanna (2015) förklarar att en individs förmåga att bearbeta information är begränsad. De hänvisar till Simon (1971) vars bearbetningsteori förklarar att "a wealth of information creates a poverty of attention and a need to allocate that attention efficiently among the overabundance of information sources that might consume it" (Li och Karahanna, 2015, s. 99). Fayyaz, Ebrahimian, Nawara, Ibrahim och Kashef (2020) anser att det kan vara problematiskt för användare att filtrera bland all den information som finns på e-handelsplattformar och att välja ut de varor som intresserar dem. De förklarar att alla de miljontals produkter som e-handelsplattformar tillhandahåller kan leda till informationsbelastning hos användaren (Fayyaz et al., 2016). Vidare förklarar författarna att det finns ett behov av en elektronisk shoppingassistent som rekommenderar produkter utifrån användarens preferenser och intressen (Fayyaz et al., 2016). Det för att minska den informationsöverbelastning som riskerar att skrämja bort användare (Fayyaz et al., 2016). I samband med att företag driver sin försäljning online skapas således en efterfrågan av system som tillhandahåller smarta lösningar (Fayyaz et al., 2016).

För att företag som arbetar inom e-handel ska kunna kanalisera sin informationsbehandling och fånga användarens uppmärksamhet kan de använda olika verktyg (Li och Karahanna 2015). Ett av de verktygen är rekommendationssystem (RS), vilket är ett webbaserat verktyg som skräddarsyr erbjudanden till användare utifrån deras preferenser (Li och Karahanna 2015). Vidare förklarar författarna att RS kan definieras som ett algoritmiskt verktyg som internetplattformar kan använda sig av för att rekommendera innehåll, produkter och tjänster utefter användarens intresse (Li och Karahanna 2015). Beroende på kontext kan systemet rekommendera olika typ av innehåll, till exempel produkter, nyheter, reklam, inlägg och jobb (Singh, 2020). RS syftar således till att hjälpa e-handelsplattformar att förse användare med ett personligt beslutstöd när de handlar produkter online (Singh, 2020). RS kan delas in i olika

algoritmer, där de mest använda är innehållsbaserad, kollaborativ och kunskapsbaserad rekommendation (Feng, Meng och Zhang, 2021). Olika algoritmer kan användas beroende på vilken typ av rekommendation man vill att RS ska framkalla (Javari och Jalili, 2014)

Användningen av RS har expanderat de senaste åren och har förändrat e-handelsvärlden (Fayyaz et al., 2020). Det är något som Fayyaz et al (2020) förklarar då många av de största e-handelsjättarna använder RS som ett verktyg för att hjälpa användare att bestämma vad de ska köpa online och hjälper således till att minska den informationsbelastning som e-handeln medför. Författarna tar upp Amazon som ett praktexempel på ett detaljhandel- och e-handelsföretag som skräddarsyr rekommendationssystem för att möta användarens behov och rekommendera produkter utefter användarens preferenser Fayyaz et al (2020). Författarna förklarar att Amazons användning av RS har bidragit till den personliga e-handel som företaget idag står för (Fayyaz et al, 2020). De förklarar att forskare har uppmärksammat Amazon i ett flertal tidigare studier då de lanserade den produktbaserade algoritmen, vilket är en typ av kollaborativ rekommendation som används i hög utsträckning idag (Fayyaz et al., 2020).

Innan Amazon lanserade den produktbaserade algoritmen 1998 användes den så kallade användarbaserade algoritmen där systemet letar efter information om vad användare med liknande köpmönster gillar (Smith och Linden, 2017). Den sistnämnda algoritmen används fortfarande i hög utsträckning idag, men de skiljer sig från varandra då produktbaserad rekommendation istället fokuserar på att rekommendera produkter baserat på vad användaren kollat på tidigare och deras egna preferenser (Smith och Linden, 2017). Amazon använder inte bara RS på deras e-handelsplattform för att rekommendera fysiska produkter utan även i deras strömningstjänst (Singh, 2020). Netflix och Youtube är exempel på andra företag där RS används för att rekommendera filmer och videos baserat på användarens intressen (Smith och Linden, 2017). RS används således inte endast vid rekommendation av fysiska produkter online, utan också inom strömningstjänster och andra industrier som sjukvård, transport och lantbruk (Fayyaz et al., 2020).

1.2 Problemformulering

Bakgrunden klargör att RS kan användas för att minska den informationsbelastning som det stora utbudet av produkter inom e-handeln medför och att olika algoritmer inom RS kan användas för att personifiera och göra produktrekommendationer baserat på användarens intressen och preferenser. Tidigare forskning förklarar att RS introducerades för att underlätta för användare att söka bland och välja produkter online, vilket fortfarande är aktuellt idag med tanke på den överväldigande mängd produkter som e-handeln innefattar (Fayyaz et al., 2020). Den växande e-handeln skapar ett behov hos företag att kanalisera sin informationsbehandling och fånga användarnas uppmärksamhet (Li och Karahanna 2015). RS blir därför en allt större del av företags affärsmodeller, där till exempel Amazons användning av RS utgör en avgörande roll för att generera intäkter i deras e-handelsplattform (Singh, 2020).

Tidigare forskning går in på hur olika algoritmer inom RS kan användas för att utforma och optimera produktrekommendationer som är i linje med användarens preferenser och intressen, men tar även upp de utmaningar som RS medför (Fayyaz et al., 2020; Stitini, Kaloun och Bencharef, 2022). Fayyaz et al. (2020) tar upp det så kallade *diversity issue*, som syftar på att

ett rekommendationssystem kan rekommendera liknande produkter som användaren varit intresserad av tidigare, eller göra rekommendationer som skiljer sig och är mer olika. Författarna förklarar att "...the most accurate results are obtained by recommending objects based on user or objects' similarity" (Fayyaz et al., 2020, s. 7) och att diversity issue uppstår när RS enbart är baserat på denna typ av noggrannhet och inte på mångfald. RS som enbart fokuserar på att göra produktrekommendationer baserat på användarens tidigare beteenden och historik riskerar att rekommendera användaren ett snävt urval av produkter, medan relaterade produkter som hade kunnat vara av intresse förbises (Fayyaz et al., 2021). Samtidigt skulle ett system som enbart fokuserar på att rekommendera en större mångfald av produkter misslyckas med att tillgodose användarens behov och preferenser i samma utsträckning (Fayyaz et al., 2021). Författarna förklarar att utmaningen med RS därför blir att rekommendera produkter som i hög utsträckning fokuserar på personalisering och preferenser, samtidigt som mångfalden finns där (Fayyaz et al., 2021). I de fall där RS fokuserar allt för mycket på noggrannhet, det vill säga produktrekommendationer som enbart fokuserar på vad användaren varit inne på tidigare, kallas för överspecialisering (Fayyaz et al., 2020).

Tidigare forskning tyder på att diversity issue är något som har varit aktuellt under de senaste åren (Fayyaz et al., 2020). Stitini, Kaloun and Bencharef (2022) tar i deras studie fram en algoritm som kan användas för att rekommendera nya och slumpmässiga produkter, samtidigt rekommendationer baserat på användarens preferenser tillgodoses. Adamopolous och Tuzhilin (2014) presenterar en metod som gör rekommendationer baserat på de mätvärden som RS innefattar, utan att det leder till överspecialisering. En liknande studie gjordes av Xie, Liu, Liu, Zhang, Cui, Zhang, och Lin (2015) som tar fram ett ramverk för att förbättra både noggrannhet och mångfald vid produktrekommendationer. Trots att den ovannämnda forskningen presenterar förslag på algoritmer som kan användas för att hantera det diversity issue som RS medför, finns det få studier som undersöker om diversity issue faktiskt är ett problem som företag är medvetna om och huruvida de arbetar för att hantera utmaningen. Det har därför utmynnat i forskningsfrågan nedan.

1.3 Forskningsfråga

- Hur arbetar företag med olika algoritmer inom rekommendationssystem (RS) för att göra produktrekommendationer inom e-handel?
- Är företag medvetna om diversity issue som RS kan medföra, och hur arbetar de för att hantera utmaningen?

1.4 Syfte

Syftet med undersökningen är att ta reda på hur olika algoritmer inom RS kan användas för att göra produktrekommendationer inom e-handel. Studien ska utöver det även undersöka om företag är medvetna om diversity issue som RS kan medföra och huruvida de arbetar för att hantera utmaningen. För att besvara forskningsfrågan ska empirisk data samlas in genom kvalitativ metod, för att få en inblick i hur företag som arbetar med RS använder olika algoritmer för att utforma produktrekommendationer, och huruvida de är medvetna om den utmaning som diversity issue medför.

1.5 Avgränsningar

Studien är avgränsad till att endast undersöka hur RS används inom e-handel vid köp av fysiska produkter B2C. I studien omfattar e-handelsmarknaden således inte B2B och C2C. Av den anledning kommer strömningstjänster som använder RS inte att undersökas, trots att det är ett fenomen som diskuteras i ett flertal tidigare studier där e-handel och RS studeras (Smith och Linden, 2017). Studien är vidare avgränsad till att endast undersöka de tre mest förekommande algoritmerna vid produktrekommendationer; innehållsbaserad, kollaborativ och kunskapsbaserad rekommendation (Singh, 2020).

2 Litteraturgenomgång

2.1 Rekommendationssystem (RS)

E-handelsplattformar tillhandahåller en stor mängd information till användare (Palma, Seeger och Heinzl, 2020). Författarna förklarar att det stora produktutbudet och den höga mängd produktrelaterad information som e-handelsföretag erbjuder kan leda till informationsbelastning hos användaren (Palma, Seeger och Heinzl, 2020). Vidare förklarar de att det beror på de kognitiva begränsningar som människan har när det kommer till informationsbehandling, där det finns en gräns på hur mycket människan kan samla in och bearbeta (Palma, Seeger och Heinzl, 2020). För att hantera den informationsöverbekantning, som dagens e-handel tillhandahåller, kan RS som backas upp av smarta algoritmer användas (Feng, Meng och Zhang, 2020).

Det finns olika benämningar på denna typ av system vilket Li och Karahanna (2015) belyser och redogör för några av de termer som används i tidigare forskning som till exempel *customization*, *interactive decision aid system*, *personalization*, *recommendation system* och *recommendation agents*. De olika begreppen kan syfta på olika koncept eller samma beroende på kontext men författarna definierar RS som ett interaktivt beslutshjälpsverktyg som liknar ett personaliseringssystem i många sammanhang (Li och Karahanna, 2015).

Feng, Meng och Zhang (2020) förklarar att RS utvecklas av experter baserat på statistik och datatekniker där data och algoritmer kombineras för att i sin tur skapa ett system som är relaterat till användarens beteende och förmåga att ta in information. Vidare menar författarna att RS inom e-handel definieras som ett webbaserat verktyg som samlar in användarens preferenser och skräddarsyr produktrekommendationer därefter (Feng, Meng och Zhang, 2020). Den data som e-handelsföretag samlar in om användare när de är inne på en hemsida är ofta ostrukturerad och innehåller rik data om användarbeteende (Chen, Chiang och Storey, 2012). För att e-handelsföretag ska kunna analysera den data och göra automatiserade produktrekommendationer därefter kan artificiell intelligens (AI) användas inom RS (Chen, Chiang och Storey, 2012). Det är även något som Zhang, Lu och Jin (2020) redogör då de menar att AI har tillämpats på RS för att kunna bearbeta stora och komplexa mängder data, så kallad Big Data. Författarna redogör hur flertalet olika AI tekniker kan tillämpas på RS för att förbättra produktrekommendationer (Zhang, Lu och Jin, 2020). Då rapportens forskningsfrågan inte ämnar att besvara hur AI tekniker används inom RS kommer tillämpningen av olika AI tekniker inte att diskuteras i litteraturen. Zhang, Lu och Jin (2020) studie är dock intressant då den förklarar hur användningen av AI inom RS blir en allt viktigare del för att göra relevanta produktrekommendationer. Vidare förklarar Zhang, Lu och Jin (2020) att AI möjliggör en ökad kvalitet på rekommendationerna i jämförelse med konventionella rekommendationer. Det eftersom AI gör det möjligt för RS att bland annat koppla användare med objekt och presentera mer komplexa representationer om den insamlade datan (Zhang, Lu och Jin (2020). Författarna redogör således hur AI kan förbättra den tekniska utvecklingen och tillämpningen av RS, vilket de i sin tur menar kan bidra till förbättrad användarupplevelse vid produktrekommendationer (Zhang, Lu och Jin, 2020).

Vidare kan RS kategoriseras in i olika algoritmer, där de främst förekommande är kollaborativ, innehållsbaserad, och kunskapsbaserad rekommendation (Feng, Meng och Zhang, 2021). De olika algoritmerna kan användas beroende på hur man vill att systemet ska samla in data om användarens preferenser och göra produktrekommendationer därefter (Li och Karahanna, 2015). Li och Karahanna (2015) förklarar att RS framkallar information baserat på de behov, preferenser och intressen användaren har, och gör därefter produktrekommendationer baserat på den datan. Författarna menar att RS på så sätt skapar användarprofiler hos deras användare Li och Karahanna (2015). Isinkaye, Folajimi och Ojokoh (2015) förklarar att RS kan förutspå om en användare föredrar en viss produkt över en annan, baserat på den användarprofil som systemet skapat. Det eftersom "recommender systems are information filtering systems that deal with the problem of information overload by filtering vital information fragment out of large amount of dynamically generated information according to user's preferences, interest, or observed behavior about item" (Isinkaye, Folajimi, Ojokoh, 2015, s. 262). Således kan RS hjälpa användare att filtrera bland stora mängder information för att finna produkter som är i linje med användarens intressen och preferenser (Isinkaye, Folajimi och Ojokoh, 2015).

Isinkaye, Folajimi, Ojokoh (2015) förklarar att det finns olika faser i rekommendationssprocessen. Den första definierar författarna som informationsinsamlingsfasen, där systemet samlar in information om användaren för att skapa en användarprofil (Isinkaye, Folajimi och Ojokoh, 2015). De förklarar att det kan vara information om till exempel användarens beteenden, preferenser och interaktion, det vill säga information om det som användaren har varit intresserad av och kollat på (Isinkaye, Folajimi och Ojokoh, 2015). När systemet har samlat in data om användaren i första fasen, används en algoritm där systemet filtrerar och använder den information som användaren angivits, vilket utgör den så kallade inlärningsfasen (Isinkaye, Folajimi och Ojokoh, 2015). Därefter rekommenderar systemet produkter som är i linje med användarens preferenser baserat på den användarprofil som skapats i första fasen (Isinkaye, Folajimi, Ojokoh, 2015). Den tredje och sista fasen kallas därmed förutsägelsefas, eftersom systemet förutspår vad användaren gillar baserat på den feedback som samlats in (Isinkaye, Folajimi, Ojokoh, 2015). Huruvida framgångsrikt ett e-handelsföretag lyckas göra relevanta och korrekta produktrekommendationer beror således på hur väl RS kan representera användarens preferenser och intressen (Isinkaye, Folajimi, Ojokoh, 2015). För att systemet ska kunna samla in information om användaren förlitar det sig på olika typer av inmatning, så kallad *explicit* eller *implicit feedback* (Isinkaye, Folajimi, Ojokoh, 2015).

2.1.1 *Explicit och implicit feedback*

Explicit feedback innebär att användaren ger betyg på produkter eller objekt, vilket systemet uppmanar användaren till att göra vid interaktion på sidan (Isinkaye, Folajimi, Ojokoh, 2015). Författarna förklarar att ju fler betyg användaren ger om produkter eller liknande, desto mer information får systemet om användarens preferenser (Isinkaye, Folajimi, Ojokoh, 2015). Författarna belyser att denna typ av inmatning kan vara krävande och att det finns risk att användaren inte vet tillräckligt mycket än för att kunna ge ett omdöme på en produkt (Isinkaye, Folajimi, Ojokoh, 2015). Även om det krävs mer ansträngning från användaren förser explicit feedback systemet med mer exakt information om användaren än vad implicit

feedback ger (Isinkaye, Folajimi, Ojokoh, 2015). På Amazons e-handelsplattform har användare möjlighet att ge betyg på produkter på skalan en till fem stjärnor (Singh, 2020). Betygsättningen kan ske antingen privat eller offentligt där Amazons kunder kan ge privata betyg utan att det påverkar den genomsnittliga kundrecension av en viss produkt (Singh, 2020). Informationen används istället för att göra bättre och mer personliga rekommendationer för användaren (Singh, 2020).

Vid implicit feedback analyserar systemet istället användarens köphistorik, navigeringshistorik, den tid användaren är inne på de olika sidorna samt produkterna, knappklick, länkar som användaren följer med mera (Isinkaye, Folajimi, Ojokoh, 2015). På ett erkänt företag som Amazon samlar systemet in implicit feedback från användare genom att analysera all den interaktion som en användare gör på hemsidan (Singh, 2020).

2.2 Algoritmer inom RS

Feng, Meng och Zhang (2021) belyser att de främst förekommande algoritmerna inom RS är innehållsbaserad-, kollaborativ- och kunskapsbaserad rekommendation. Singh (2020) redogör även i sin studie att tre ovannämnda algoritmerna är de främst förekommande vid produktrekommendation. Genom att kombinera egenskaper från två eller flera algoritmer kan en hybridbaserad algoritm skapas (Hussien et al., 2021). Författarna förklarar att den hybridbaserade algoritmen kan minimera bristerna i rekommendationer som algoritmerna enskilt orsakar (Hussien et al., 2021).

2.2.1 Kollaborativ rekommendation

Enligt Hussien et al. (2021) syftar kollaborativ rekommendation på att definiera gemensamma nämnare mellan användare och produkter för att förutspå rekommendationer. Kollaborativa rekommendationer kan således bygga på tidigare användares betygsättningar, köp och produkt klick, då informationen från användares interaktion hjälper algoritmen att förutspå vilka produkter flertalet användare kan tänkas vara intresserade av (Hussien et al., 2021). Författarna belyser att den kollaborativa rekommendationen bygger på tre delar, där den första är att definiera vilka användare som uppmärksammar och favoriserar liknande produkter (Hussien et al., 2021). För att säkerställa att användarens givna preferenser är relevanta ska systemet i nästa del följa upp om användarens beteende är bestående (Hussien et al., 2021). Slutligen förklarar Hussein et al. (2020) att den tredje delen innebär att användarens produktval ska kunna härledas till tidigare uppmärksammade och favoriserade produkter. Valcarce, Landin, Parapar och Barreiro (2019) förklarar att utifrån den feedback användare ger i form av köp, betygsättning och klick på specifika produkter kan nya rekommendationer skapas. Singh (2020) berättar att kollaborativ rekommendation inte kräver specifika attribut från en produkt för att skapa rekommendationer, utan baserar istället rekommendationer på vad två eller flera användare, som har kollat på liknande produkter är intresserade av, samt vilka produkter som i hög utsträckning köps i samband med varandra. Vidare förklarar Singh (2020) att kollaborativ rekommendation kan delas upp i två olika algoritmer; användarbaserad- och produktbaserad rekommendation, där data om användares preferenser och intressen samlas in på olika sätt.

Utgångspunkten för den användarbaserade algoritmen är att jämföra en användare med andra

användare och göra produktrekommendationer baserat på flera användares preferenser och beteende (Hussien et al., 2021). Den användarbaserade algoritmen utgår således från att när en användare till exempel köper produkt A, vill man identifiera vilka produkter som andra användare som också köpt produkt A är intresserade av. Om flera andra användare köpt produkt B och C, kan de produkterna därmed vara intressanta att rekommendera för den användare som köpt produkt A. Hussien et al. (2021) definierar de andra användarna som *nära grannar* till användaren i fråga. Preferenserna mellan användaren och de nära grannarna kopplas samman för att utforma relevanta rekommendationer (Hussien et al., 2021). Författarna förklarar således att en användares grannes preferenser och intressen används för att förutspå vilka produkter som skulle kunna vara av intresse för användaren i fråga (Hussien et al., 2021).

Den produktbaserade algoritmen utvecklades av Amazon år 1998 och har av egenskaperna okomplicerad, anpassningsbar och högkvalitativ ansetts tillhöra de mest framgångsrika algoritmerna vid produktrekommendation (Smith och Linden, 2017). Författarna klargör att algoritmen utgår från att "people who buy one item are unusually likely to buy the other" (Smith och Linden, 2017, s.13) vilket innebär att en användare som exempelvis köpt en baddräkt, produkt A, vid nästa köp kanske inte letar efter en till baddräkt. Smith och Linden (2017) menar att det istället kan vara relevant att rekommendera en annan produkt, produkt B, som haft hög försäljning i samband med köp av produkt A. I de fall kan det vara relevant att rekommendera ett par solglasögon för användaren som köpt baddräkten, eftersom solglasögon haft hög försäljning av de som köpt en baddräkt (Smith och Linden 2017). Då köp av solglasögon är kopplat till köp av baddräkter kan det således vara relevant att rekommendera produkt B när användaren kollat på produkt A (Smith och Linden 2017). Vid utformning av produktrekommendationer sker alltså en filtrering där produkter användaren redan tagit del av tas bort och relaterade produkter rekommenderas (Smith och Linden 2017).

2.2.2 Innehållsbaserad rekommendation

Den innehållsbaserade algoritmen rekommenderar produkter för en användare baserat på de produktattribut som användaren visat intresse för genom sin interaktion på hemsidan (Singh, 2020). Vidare förklarar Stitina, Kaloun och Bencharef (2022) att den innehållsbaserade algoritmen syftar till att samla in data om den enskilda användarens tidigare intressen och interaktion på hemsidan för att göra produktrekommendationer. Den innehållsbaserade algoritmen skiljer sig således från den kollaborativa algoritmen som utformar rekommendationer baserat på flera olika användares intressen och preferenser (Hussien et al. 2021).

Innehållsbaserade rekommendationer bygger bland annat på enorm insamling av data som erhålls av de attribut som användare visar intresse för (Singh, 2020). Vidare förklarar Stitina, Kaloun och Bencharef (2022) att algoritmens förmåga att samla in, analysera samt filtrera all information bidrar till att det sedan kan utformas användarprofiler. Utformningen av användarprofiler sker som tidigare nämnt i litteraturgenomgången i informationsinsamlingsfasen, där användarprofiler skapas av den information som användaren givit i form av implicit- och explicit feedback (Singh, 2020). Explicit feedback ger systemet information om en viss användare genom att samla in information om vilka betyg en viss produkt fått (Singh, 2020). Vidare förklarar Singh (2020) att implicit feedback kan ges av användaren i form av klick på speciellt utvalda produkter som är i linje med användarens

intressen och preferenser. Efter att användarprofiler definierats kombineras information från en användarprofil med information som e-handelsplattformen erhåller (Singh, 2020). Informationen från användarprofilen jämförs med e-handelsplattformens databas, för att sedan matcha användarens preferenser och i nästa steg skapa rekommendationer (Singh, 2020).

Stitini, Kaloun och Bencharef (2022) tar upp en utmaning med den innehållsbaserade algoritmen och förklarar att produktrekommendationer som endast baseras på användarens tidigare beteende, riskerar att leda till överspecialisering. Författarna förklarar att problemet uppstår när enbart produkter som är direkt relaterade till användarens profil rekommenderas, och andra produkter som skulle kunna vara av intresse för användaren förbises (Stitini, Kaloun och Bencharef, 2022). Systemet blir således för överspecialiserat på den användarprofil som RS skapat (Stitini, Kaloun och Bencharef, 2022).

Vidare förklarar Stitina, Kaloun och Bencharef (2022) i sin studie att den innehållsbaserade algoritmen kan använda sig av etiketter med tillhörande vikter. Författarna definierar etiketter som grupperingar av den information som samlats in i form av preferenser och intressen från den enskilda användaren, och vikter som hur väl informationen stämmer överens och matchar det användaren vill se (Stitina, Kaloun och Bencharef, 2022). Exempelvis kan en användare få produktrekommendation på ett par vandringskängor baserat på att hen visat intresse för kängor, där intresset för vandring vägt tyngst.

2.2.3 Kunskapsbaserad rekommendation

Kollaborativa och innehållsbaserade RS kräver en hel del data om användarens tidigare köpbeteende och betygsättning (Aggarwal, 2016). I de fall där mängden tillgänglig data om användaren är begränsad, riskerar RS att göra produktrekommendationer som är dåliga eller som "...lack full coverage over the entire spectrum of user-item combinations" (Aggarwal, 2016, s. 167). Det betyder att systemet inte har tillräckligt med data för att kunna para ihop en användare med en produkt, vilket resulterar i sämre produktrekommendationer (Aggarwal, 2016). Det är ett problem som tidigare studier benämner som *kallstartsproblemet* och syftar på att det kan vara svårt att göra relevanta produktrekommendationer när systemet saknar data om användarens preferenser och intressen (Aggarwal, 2016). I studien av Aggarwal (2016) framgår det att kollaborativa RS är bristfälliga när det kommer till den typen av problem, när nya produkter som ingen tidigare gett betyg på ska rekommenderas och när produkter ska rekommenderas till nya användare som systemet saknar historisk data om. Författaren förklarar att innehållsbaserade RS fungerar bättre när det kommer till att rekommendera nya produkter, men brister när rekommendationer ska ges till nya användare (Aggarwal, 2016).

De ovannämnda algoritmerna är inte optimala att använda när produkten som ska rekommenderas behöver vara väl anpassad, eller personifierad, till användarens krav (Aggarwal, 2016). Ett exempel på det är när det handlar om rekommendation av lyxvaror eller sådant som klassificeras som sällanköp. Eftersom den typen av produkter inte köps regelbundet av en användare, finns det lite data om tidigare betygsättning på den givna produkten i fråga, eller liknande produkter (Aggarwal, 2016). "In many cases, the item domain may be complex, and there may be few instances of a specific item with a particular set of properties" (Aggarwal, 2016, s. 167). Författaren menar att när det kommer till lyxvaror eller sällanköp kan produkten vara skraddarsydd utefter användarens krav, till exempel vilken färg, storlek eller modell som föredras (Aggarwal, 2016). Produkten blir således svår att

beskriva och det kan därför vara svårt att samla in data om hur användare har betygsatt liknande produkter (Aggarwal, 2016).

För att kunna hantera de ovannämnda problemen kan ett kunskapsbaserat RS användas (Aggarwal, 2016). Den typen av RS behöver inte samla information om användares betyg och omdöme på tidigare produkter för att göra exakta rekommendationer (Singh, 2020). Singh (2020) förklarar att algoritmen istället kombinerar preferenser från användaren med attribut från en produkt. Studien förklarar att RS "...identifies similarities between Item A's attributes and User A's preferences (e.g. preference for high-end equipment), and makes recommendations based on its findings" (Singh, 2020, s. 2). Författaren förklarar därför att likheter mellan en användares preferens och attribut av en viss produkt definieras för att kunna göra relevanta rekommendationer (Singh, 2020). Aggarwal (2016) belyser dock att kopplingen mellan produktattribut och användarens preferenser inte är något som är universellt för kunskapsbaserade RS, men att användarens demografiska attribut kan användas tillsammans med produktattribut för att matcha ihop en användarens preferenser med en viss produkt.

För att erhålla relevant information till kunskapsbaserade RS krävs det en databas som innehåller information som är relaterat till produkterna i fråga (Alamdari et al., 2020). Det kan vara information om produkttyp, färg, storlek (Alamdari et al., 2020). Om användaren uttrycker vad hen är intresserad av i form av till exempel produktkategori och färg, kan ett kunskapsbaserad algoritmen rekommendera produkter vars attribut är i linje med användarens angivna preferenser (Alamdari et al., 2020).

Kunskapsbaserade RS gör det för möjligt för användaren att till stor del styra över vilka produkter som rekommenderas (Aggarwal, 2016). Det eftersom produktrekommendationerna är mer komplexa när kunskapsbaserade RS används då systemet måste samla in data för att skraddarsy rekommendationerna utefter användarens specifika krav (Aggarwal, 2016). Systemet skiljer sig således från kollaborativ och innehållsbaserad RS, som förlitar sig mer på historisk data om användaren, som till exempel tidigare köpbeteenden eller betygsättning, medan kunskapsbaserad rekommendation istället baseras på användarens specifika krav i nutid (Aggarwal, 2016).

Eftersom algoritmen inte är beroende av en användares tidigare köpbeteende och betyg är algoritmen fördelaktig att använda när man vill rekommendera produkter till nya användare eller nya produkter (Singh, 2020). Författaren förklarar att kunskapsbaserad rekommendation därför undviker *kallstartsproblemet* som kan uppstå när produktrekommendationer ska ges till nya användare, där systemet saknar information om användarens tidigare köpbeteenden, preferenser och intressen (Singh, 2020).

2.2.4 Hybridbaserad rekommendation

Isinkayea, Folajimib och Ojokoh (2015) belyser att hybridbaserade algoritmer har utformats för att optimera funktionerna av de olika formerna av rekommendationer som presenterats ovan. Författarna förklarar att två eller flera algoritmer kan kombineras för att utnyttja de olika algoritmernas styrkor och således reducera bristerna vilket leder till mer exakta och relevanta rekommendationer (Isinkayea, Folajimib och Ojokoh, 2015). Som presenterats tidigare i rapporten finns det olika typer av algoritmer inom RS med olika funktionsområden.

Shah, Salunke, Dongare och Antala (2017) bekräftar även den variation och belyser att kollaborativ, innehållsbaserad och kunskapsbaserad rekommendation är algoritmer som ofta används vid utformning av hybridbaserade rekommendationer. Det bekräftas även av Singh (2020) som redogör att det är de tre algoritmerna som är de främst förekommande vid hybridbaserade rekommendationer.

Hybridbaserade rekommendationer som är utformade av kollaborativa och innehållsbaserade algoritmer är något som också nämns som vanligt förekommande i flera artiklar (Singh, 2020; Dalal och Singh, 2021). Singh (2020) belyser att den information som återkopplas antingen explicit eller implicit till de två olika algoritmer skapar förutsättningar för att utforma en hybrid som ökar fokuset på personliga rekommendationer. Ett exempel på en hybridbaserad rekommendation är när systemet kombinerar data både från vad andra användare som kollat på liknande produkter gillar samt användarens egna köpbeteenden, det vill säga en kombination av kollaborativ och innehållsbaserad rekommendation (Javari och Jalili, 2014).

Shah et al. (2017) förklarar att det vid utformning av kollaborativa rekommendationer kan krävas information från innehållsbaserade algoritmer i form av användarens interaktion och köpbeteende. Författarna belyser att det således är viktigt att använda information som är i linje med användarens intresse och preferenser vilket erhålls från den innehållsbaserade algoritmen, exempelvis från givna produktbetyg, köphistorik och produkt-klick (Shah et al., 2017). En hybrid av de olika egenskaperna som kollaborativa och innehållsbaserade algoritmer innehåller har därmed visat sig utforma mer exakta rekommendationer (Shah et al. 2017).

Vidare förklarar Fayazz et al. (2020) att den kunskapsbaserade algoritmen också kan anses vara användbara vid hybridbaserade rekommendationer. Författarna menar att algoritmens oberoende av användarens tidigare beteende på en hemsida i form av preferenser och betygsättning kan vara av intresse att integrera med andra RS (Fayazz et al., 2020). I de fall kan kunskapsbaserade algoritmer användas som fristående system men även som komplement till befintliga system, där de kan integreras (Fayazz et al., 2020).

Hybrid- baserade rekommendationer kan variera i val av implementation beroende på vilket syfte det ska fylla. Shah et al (2017) belyser att en implementation av en hybrid av kollaborativa- samt innehållsbaserade algoritmer kan innebära att de olika algoritmerna implementeras var för sig och att de i ett senare skede integreras. Författarna förklarar även att utvalda kollaborativa algoritmer kan implementeras och i ett senare skede integreras med innehållsbaserade rekommendationer och vice versa.

2.3 Diversity issue

Ett rekommendationssystem kan rekommendera liknande produkter som användaren varit intresserad av tidigare, eller göra rekommendationer som är skiljer sig och är mer olika (Fayyaz et al., 2020). Författarna redogör att utmaningen med RS därför blir att skapa en balans mellan att rekommendera produkter som är i linje med användarens tidigare interaktion och köpbeteende, med hög fokus på noggrannhet, samtidigt som produkter som användaren annars inte hade kollat på rekommenderas, för att skapa mångfald (Fayyaz et al., 2020). Det är en utmaning som tidigare forskning definierar som det så kallade diversity issue (Fayyaz et al., 2020).

Cai, Hu, Zhao, Zhang och Chen (2020) förklarar att traditionella RS-algoritmer till största del fokuserar på noggrannhet vid produktrekommendationer, men att forskning på senare år har börjat studera hur tekniker kan användas för att förbättra både noggrannhet och mångfald på samma gång. Författarna förklarar att det i dagsläget finns risk att RS i för stor utsträckning fokuserar på noggrannhet, och produkter som är populära bland användare och som har fått höga betyg är de enda produkter som rekommenderas (Cai et al., 2020). Algoritmer som enbart fokuserar på noggrannhet riskerar att rekommendera ett snävt urval av produkter och relaterade produkter som hade kunnat vara av intresse hos användaren förbises (Cai et al., 2020). Fayyaz et al. (2020) förklarar att "...the most accurate results are obtained by recommending objects based on user or objects' similarity. This is known as the diversity issue, where recommendations are based on overlapping instead of differences" (Fayyaz et al., 2020, s. 7). Däremot förklarar författarna att ett system som enbart fokuserar på att rekommendera en större mångfald av produkter kan misslyckas med att tillgodose användarens behov och preferenser i samma utsträckning (Fayyaz et al., 2020). Utmaningen med RS blir därför att rekommendera produkter med fokus på personalisering och preferenser, samtidigt som andra produkter som användaren skulle kunna vara intresserad av också rekommenderas (Fayyaz et al., 2020).

I de fall där RS fokuserar allt för mycket på noggrannhet kan överspecialisering uppstå (Fayyaz et al., 2020). Som tidigare nämnt i litteraturen är överspecialisering främst ett problem som uppstår vid innehållsbaserade rekommendation (Stitini, Kaloun och Bencharef, 2022). Vidare förklarar författarna att produktrekommendationer som endast baseras på vad användaren tidigare varit intresserad av eller köpt, riskerar att utträka användaren (Stitini, Kaloun och Bencharef, 2022). Det eftersom RS blir för överspecialiserat på användarens profil (Stitini, Kaloun och Bencharef, 2022).

Smith och Linden (2017) förklarar att vikten av mångfald i produktrekommendationer är viktig och något som varit känt länge. Utifrån deras forskning framgår det att det ibland kan vara viktigare att rekommendera en mängd olika produkter till användaren, istället för en snäv lista som endast är baserat på tidigare köpbeteenden (Smith och Linden, 2017). Författarna som både arbetat med personifiering och RS på Amazon förklarar att det stora urval som Amazons e-handelsplattform erbjuder skiljer sig från till exempel en bokaffär, som endast fokuserar på att rekommendera produkter i en produktkategori (Smith och Linden, 2017). De redogör för ett exempel och förklarar att företag kan öka sin försäljning genom att rekommendera ett flertal olika böcker till en användare som läser mycket, men att det på lång sikt lönar sig mer att rekommendera produkter inom andra kategorier än böcker, som användaren annars inte skulle ha kollat på (Smith och Linden, 2017). Författarna tar upp begreppet *omedelbar avsikt* som en faktor inom mångfald och förklarar att rekommendationer som fokuserar på ett snävt urval av produkter kan vara gynnsamt om användaren letar efter en specifik produkt, då det hjälper dem att snabbt och effektivt hitta vad de söker efter (Smith och Linden, 2017). När användaren inte vet vad de är ute efter blir det istället viktigare att göra produktrekommendationer med fokus på mångfald, där användaren får ett bredare utbud av produkter att välja mellan (Smith och Linden, 2017).

2.4 Litteratursammanfattning

Ovanstående litteratur klargör hur olika algoritmer inom RS kan användas för att utforma produktrekommendationer inom e-handel. Förutom att undersöka hur företag inom e-handel använder algoritmer inom RS, är syftet med studien att klargöra om företag är medvetna om diversity issue som RS kan medföra och hur de arbetar för att hantera denna utmaning.

Användningen av AI inom RS har på senare år blivit en allt viktigare del för att göra relevanta produktrekommendationer (Zhang, Lu och Jin, 2020). Det eftersom RS kan användas för att hantera den informationsöverbekantning, som dagens e-handel tillhandahåller (Feng, Meng och Zhang, 2020). Litteraturen förklarar att AI kan tillämpas för att möjliggöra hantering av stora mängder komplex data inom RS och således minska den informationsbelastning som användare kan uppleva vid det stora utbud av produkter som många e-handelshemsidor tillhandahåller (Chen, Chiang och Storey, 2012; Zhang, Lu och Jin, 2020). Vidare förklarar tidigare forskning hur AI kan förbättra tillämpningen av RS, för att därefter utforma mer exakta och relevanta produktrekommendationer (Zhang, Lu och Jin, 2020).

Litteraturen framhåller att de tre främst förekommande algoritmerna som används vid utformning av produktrekommendationer är innehållsbaserad-, kollaborativ- och kunskapsbaserad rekommendation (Singh 2020). Den data som RS samlar in för att utforma produktrekommendationer förlitar sig på implicit och explicit feedback från användaren (Isinkaye, Folajimi, Ojokoh, 2015). Implicit feedback syftar på att samla in data om användarens köp - och navigeringshistorik, medan explicit feedback grundar sig i att användaren uttryckligen förser systemet med information om sina preferenser, i form av betygsättning (Isinkaye, Folajimi och Ojokoh, 2015).

Stitina, Kaloun och Bencharef (2022) förklarar att den innehållsbaserade algoritmen utformar produktrekommendationer baserat på data från användarens tidigare köpbeteende, intressen och interaktion. Vidare belyser författarna att den innehållsbaserade algoritmen utformar rekommendationer baserat på den specifika användaren i fråga, vilket kan ses som en utmaning då det kan leda till att produktrekommendationer blir för överspecialiserade på användarens profil (Stitina, Kaloun och Bencharef, 2022). Den kollaborativa algoritmen skiljer sig från den innehållsbaserade algoritmen då den baserar rekommendationer på gemensamma nämnare mellan flera användare och produkter (Hussien et al., 2021). Vidare delas den kollaborativa algoritmen in i användarbaserade och produktbaserade algoritmer (Singh, 2020). Vid kunskapsbaserad rekommendation kopplas istället en användares preferenser ihop med attribut av en viss produkt för att utforma relevanta rekommendationer (Singh, 2020). I litteraturen framgår det att kunskapsbaserade algoritmer baseras på de krav användaren har i nutid, alltså under den session användaren är inne på hemsidan (Aggarwal, 2016). Algoritmen skiljer sig således från kollaborativ- och innehållsbaserad RS, som förlitar sig mer på historisk data om användaren, som till exempel tidigare köpbeteenden, betygsättning samt vad flera användare har varit intresserad av (Aggarwal, 2016).

En hybrid variant av samtliga algoritmer, där två eller flera kombineras för att nyttja algoritmernas styrkor, tas även upp i litteraturen som ett tillvägagångssätt för att utforma relevanta och mer exakta produktrekommendationer (Isinkaye, Folajimi och Ojokoh 2015).

I litteraturen framgår det att ett RS kan rekommendera liknande produkter som användaren varit intresserad av tidigare, eller göra rekommendationer som är skiljer sig och är mer olika (Fayyaz et al., 2020). Det är något som litteraturen definierar som diversity issue (Fayyaz et al., 2020; Smith och Linden, 2017). Litteraturen framhåller att utmaningen med RS därför blir att skapa en balans mellan att rekommendera produkter som är i linje med användarens tidigare interaktion och köpbeteende, med hög fokus på noggrannhet, samtidigt som produkter som användaren annars inte hade kollat på rekommenderas, för att skapa mångfald. I litteraturen framgår det dock RS som i för hög grad fokuserar på noggrannhet riskerar att leda till överspecialisering (Fayyaz et al., 2020; Stitini, Kaloun och Bencharef, 2022).

3 Metod

3.1 Litteraturstudie

En litteraturstudie gjordes inledningsvis för att få vi skulle få en förståelse för det område som uppsatsen skulle behandla. Genom att läsa tidigare studier inom området kunde ett problemområde definieras vilket sedan utmynnade i forskningsfrågan.

För att samla in litteratur användes sökmotorerna Google Scholar, ResearchGate, LUBSearch och Association for Information Systems (AIS). För att hitta relevanta artiklar som kunde besvara vår forskningsfråga användes sökord som:

- E-commerce and information overload
- Recommender systems
- Content-based RS
- Collaborative-based RS
- Knowledge-based RS
- Hybrid-based RS
- Recommender system diversity-issue
- Recommender systems overspecialization

För att få en förståelse om artiklarna överhuvudtaget var relevanta för uppsatsen lästes abstrakten först, för att sedan följa upp med introduktion och resultat. Problemområdet formulerades delvis utifrån det vi ansåg att tidigare studier inte behandlade inom området. Diversity issue var något som tidigare forskning benämnde som en utmaning med RS, där flera studier presenterade olika algoritmer som kan användas för att göra produktrekommendationer som både fokuserar på noggrannhet och diversity (Stitini, Kaloun och Bencharef, 2022; Adamopolous och Tuzhilin, 2014; Xie, Liu, Liu, Zhang, Cui, Zhang, och Lin, 2015). Vi tyckte dock att färre studier undersökte huruvida företag faktiskt ser diversity issue som ett problem och hur de i praktiken arbetar för att hantera denna utmaning. Av den anledning har litteraturen legat till grund för den forskningsfråga som studien ska besvara och för hur frågorna har utformats vid intervjutillfällena.

3.2 Val av metod

Vi vill undersöka hur företag inom e-handel använder rekommendationssystem (RS) för att göra produktrekommendationer, och om de är medvetna om den utmaning som diversity issue

kan medföra. Med hänsyn till studiens syfte, har kvalitativ metod använts. Jacobsen (2002) förklarar att kvalitativ metod är lämplig att använda när man vill undersöka teorier och förstå ett visst område. Vidare förklarar författaren att en kvalitativ metod är fördelaktig när man vill skapa klarhet kring ett begrepp eller fenomen och syftar oftast på att få fram hur människor tolkar och förstår en given situation (Jacobsen, 2002). Det eftersom den kvalitativa metodens uppgift är att visa på komplexitet och nyansrikedom (Alvehus, 2019). Av den anledning valdes kvalitativ metod som tillvägagångssätt där en intervjustudie gjordes för att samla in data om hur företag arbetar med olika algoritmer vid utformning av produktrekommendationer och deras kännedom om diversity issue. Intervjuerna ligger således till grund för den analys och resultat som presenteras i studien.

3.3 Urval av intervjupersoner

Vi upplevde att det var svårt att få kontakt med relevanta företag för besvara forskningsfrågan. Det var något enklare att få kontakt med företag som tar fram strategiska och tekniska lösningar åt e-handelsföretag, än att få kontakt med e-handelsföretagen själva.

Vi var i kontakt med flertalet mindre e-handelsföretag angående deras användning av RS vid produktrekommendationer, men på grund av deras storlek var de inte relevanta för studien. Det beror på att de e-handelsföretag som arbetar med rekommendationssystem (RS) behöver vara av en viss storlek för att det ska gå att samla data kring hur de arbetar med produktrekommendationer. Många mindre e-handelsföretag som vi var i kontakt med använder inte rekommendationssystem (RS) för att göra produktrekommendationer, då deras e-handelsplattformar helt enkelt inte är tillräckligt stora för att denna teknik ska tillämpas. Samtidigt var det svårt att få intervjuer hos större e-handelsföretag då personerna som vi fick kontakt med inte var i en position att ge ut information om hur företaget i fråga arbetade med RS. Av den anledningen fokuserade vi på att vända oss till företag som tillhandahåller tekniska och strategiska lösningar för att göra produktrekommendationer åt e-handelsföretag.

Som nämnt i bakgrunden är studien avgränsad till att endast undersöka hur RS används inom e-handel vid köp av fysiska produkter B2C. För att minska förvirring är det viktigt att nämna att de företag som presenteras i intervjustudien arbetar med att sälja strategiska och tekniska tjänster B2B, men då företagets kunder arbetar med försäljning av fysiska produkter online är B2C det som är relevant.

För att kunna besvara forskningsfrågan har målstyrt urval används (Bryman, 2008). Målstyrda urval är främst förekommande vid kvalitativ forskning och handlar om att välja organisationer, avdelningar, individer et cetera som är relevanta för den forskningsfråga som ska besvaras (Bryman, 2008). I vår studie var det relevant att undersöka två olika typer av organisationer, e-handelsföretag som använder sig av produktrekommendationer vid onlineförsäljning och företag som tillhandahåller strategiska eller tekniska lösningar åt dessa företag. Bryman (2008) förklarar att det är viktigt att definiera kriterier för att avgöra om en intervju ska vara med eller om det bör uteslutas. I vårt fall var kravet att företaget skulle arbeta med rekommendationssystem (RS) vid produktrekommendation av fysiska produkter online.

För att få kontakt med relevanta företag användes till en början bekvämlighetsurval, där vi kontaktade personer som fanns tillgängliga för oss (Bryman, 2008). Denna typ av urval är

fördelaktig när man vill slippa kostnaderna som kan komma med att välja ut vilka enheter man vill ska undersökas (Bryman, 2008). I vår studie har det inte funnits utrymme till att betala personer eller organisationer för att samla in data, vilket gjorde bekvämlighetsurval till en lämplig metod att använda. Det har även varit ett tidseffektivt tillvägagångssätt då vi enkelt kunde kontakta intervjupersonerna på mail och fick svar relativt snabbt. Då studien endast omfattar två månaders tid använde vi de kontakter vi hade till en början för att snabbt nå ut till relevanta personer att intervjua. Bekvämlighetsurval ledde dock till bortfall av en intervju i studien då vi trodde att företaget arbetade med rekommendationssystem (RS) utifrån den kontakt vi hade haft. Personen som var tillgänglig för oss var en nära kontakt som säkerligen ville hjälpa till och tipsade om en person att intervjua, men där det visade sig att RS inte var ett verktyg som de använde sig av på deras e-handelsplattform än. Trots att intervjupersonen bidrog med ett intressant perspektiv på området valde vi att utesluta intervjun från studien då företaget i fråga inte uppfyllde det krav om användningen av RS som var nödvändig för forskningsfrågan.

Snöbollsurval har också använts i studien för att få kontakt med relevanta personer att intervjua. Urvalsprocessen grundar sig i att man får kontakt med ett mindre antal människor, som man sedan använder för att få kontakt ytterligare intervjupersoner (Bryman, 2008). Alvehus (2019) förklarar att snöbollsurval är en bra metod att använda för att få en genväg till att identifiera lämpliga personer då det är ett effektivt sätt att få kontakt med relevanta intervjupersoner. En negativ aspekt med denna typ av urval är att det finns en risk att man endast intervjuar personer som är i samma typ av nätverk och som har samma syn på saker (Alvehus, 2019). I de fall när snöbollsurval har använts som metod i studien har det inte varit ett problem då intervjupersonen i fråga rekommenderade en person på ett annat företag, vars perspektiv på frågan skiljer sig från det andra företaget. Det eftersom den ena företaget var mer inriktat på strategi kring RS och produktrekommendation, medan det andra är mer insatt i de tekniska lösningarna av RS. Av den anledningen har den risk som Alvehus (2019) menar att snöbollsurval kan medföra inte varit något påverkat vår datainsamlingen negativt, utan gav istället ett bredare perspektiv på vår forskningsfråga.

All kontakt med potentiella intervjupersoner till studien skedde på mail och telefon. I några fall kontaktades relevanta och potentiella intervjupersoner även på LinkedIn, då vi inte hade deras kontaktuppgifter. Även om det var flertalet som svarade på LinkedIn var det ingen kontakt som utmynnade i en intervju, då de antingen tackade nej eller förklarade att de inte var i position att ge ut den typen av data.

3.4 Intervjuer

Intervjuerna genomfördes via videosamtal på Microsoft Teams, där en mötesinbjudan skickades ut till intervjupersonerna i förväg. Intervjuerna började med en presentation av oss själva och därefter en beskrivning av forskningsfrågan och syftet med studien. Det var något intervjupersonen hade blivit informerad om tidigare på mail men vi ansåg att det var nödvändigt för att väcka klarhet och för att säkerställa att intervjupersonen var medveten om forskningsfrågan. I ett av fallen hade ett möte med grundaren av företaget ägt rum innan själva intervjun för att säkerställa att företaget var relevant att intervjua för det problemområde som skulle undersökas. Det är något som vi i efterhand önskar att vi gjorde

med samtliga företag, då anledningen till bortfallet av ett företag grundar sig i att de inte arbetar med RS på deras e-handelsplattform överhuvudtaget. Ett initierade samtal med företaget kring forskningsfrågan i ett tidigare stadie hade varit fördelaktigt då det hade gett oss mer tid att hitta en ny person att intervjua.

Efter presentation av forskningsfrågan bad vi om intervjupersonernas godkännande att spela in samtalet, för att sedan utefter vår intervjuguide och specifika intervjufrågor låta intervjun börja. Vi tyckte det var viktigt att hålla intervjuprocessen så flexibel som möjligt, vilket resulterade i användandet av semistrukturerad intervjumetod (Bryman, 2008). Denna form av intervju innebär att det finns specifika teman som ska behandlas, vilket i vårt fall definierades med hjälp av en intervjuguide, men att intervjupersonen har möjlighet att utforma svaren på sitt eget sätt (Bryman, 2008). En intervjuguide gjordes för att få en förståelse för vad det var vi ville ha ut av intervjuerna, men specifika frågor formulerades sedan till varje intervjuperson. Alvehus (2019) förklarar att en bra intervjustrategi är när man låter nya insikter ur intervjuer leda vidare till ytterligare frågor och infallsvinklar. Genom att använda oss av semistrukturerad intervjumetod fanns det utrymme till att ställa relevanta följdfrågor som gav en djupare förståelse i hur intervjupersonen ser på frågan och således en större nyansrikedom. Det bidrog även till mer diskussion under intervjuerna, vilket även det resulterade i en djupare förståelse och förklaring kring hur företaget i fråga arbetar med rekommendationssystem och deras kännedom om diversity issue.

3.4.1 Intervjuguide

Tabell 1: Intervjuguide

Tema	Kategori	Frågor
Intro	Presentation av forskningsfråga	- Presentera forskningsfråga och syftet med rapporten
	Etik	- Samtycke: fråga om ok att spela in intervju - Korrekt återgivning: Informera om att transkribering kommer ligga till grund för vårt resultat, intervjupersonen kommer få möjlighet att läsa igenom transkribering och ändra ordval, formulering et cetera om så önskas - Anonymitet: kommer publiceras på Lunds universitets uppsatshemsida
Om företaget och intervjupersonen	Intervjupersonens roll	- Vad är din roll på företaget?

	Företagets tjänst	<ul style="list-style-type: none"> - Hur länge har du arbetat inom e-handel och med produktrekommendationer? - Vad är er tjänst? Vad säljer ni till kund?
Rekommendationssystem (RS)	<p>Användningen av RS</p> <p>Tekniker bakom RS</p> <p>Framkallning av produktrekommendationer</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Hur arbetar ni med RS vid produktrekommendationer? - Vad är det för tekniker som ligger bakom era RS? - Hur samlar ni in data om användaren? - Framkallar ni rekommendationer genom explicit och/eller implicit feedback? <ul style="list-style-type: none"> - Explicit: användaren ger input om preferenser via betygsättning. - Implicit: data om användarnas beteende, historik & navigering används som underlag
Algoritmer inom RS	<p>Innehållsbaserad</p> <p>Kollaborativ</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Gör ni produktrekommendationer baserat på användarens tidigare köphistorik, beteenden och interaktion på sidan? - Utformar ni rekommendationer till en given användare baserat på vad användare som har kollat på liknande produkt gillar? - Utformar ni rekommendationer baserat på vilka produkter som köpts ihop? - Utformar ni rekommendationer baserat på vilka användare som konsumerat liknande produkter?

	<p>Kunskapsbaserad</p> <p>Hybridbaserad</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Rekommenderar ni produkter genom att matcha ihop en användarens preferenser med en produkts attribut? - Hur arbetar ni med produktrekommendationer för nya produkter? - Hur arbetar ni med produktrekommendationer när det handlar om nya användare? När det saknas historisk data om vad användaren tidigare kollat på eller köpt? - Kombinerar ni olika algoritmer för att göra relevanta och bra rekommendationer?
Diversity-issue	<p>Medvetenhet</p> <p>Åtgärder</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Är ni medvetna om utmaningen som diversity issue medför? - Rekommenderar ni endast produkter baserat på vad som är i linje med användarens preferenser och intressen? - Rekommenderar ni produkter som användaren skulle kunna vara intresserad av, men som kanske skiljer sig från vad användaren kollat på tidigare eller deras angivna preferenser? - Hur arbetar ni för att hantera utmaningen? - Hur gör ni för att rekommendera produkter som är i linje med användarens preferenser utan att det resulterar i att användaren blir uttråkad?

3.4.2 Etik

Det finns ett flertal etiska aspekter som bör tas i beaktande när man intervjuar personer. Jacobsen (2002) definierar tre grundkrav som en undersökning bör uppfylla; *informerat samtycke*, *krav på privatliv* och *krav på att bli korrekt återgiven*. Informerat samtycke grundar sig att respondenter som deltar frivilligt ska delta i undersökningen (Jacobsen, 2002). Författaren

förklarar att person som ska delta i intervjun måste bli informerade om undersökningens syfte och hur uppgiften ska utnyttjas (Jacobsen, 2002). Däremot är det i praktiken omöjligt att förse intervjupersoner med all information om det som ska undersökas och något som Jacobsen (2002) förklarar kan leda till att man inte får ut någon information överhuvudtaget. Innan intervjuerna var det därför viktigt att definiera vad som var tillräcklig information, där vi kom fram till att det viktigaste var att upplysa intervjupersonen om undersökningens huvudsyfte och hur resultatet kommer att användas.

Rätt till privatliv grundar sig i att man bör arbeta utifrån att intervjupersonerna ska kunna förbli anonyma. Jacobsen (2002) förklarar att anonymitet innebär att det inte ska vara möjligt att koppla information till upplysningar om enskilda personers identitet. Då vår studie grundar sig på ett litet antal intervjupersoner behövde vi lätta på kravet anonymitet eftersom det är svårt att garantera den. För att ge intervjupersonerna rätt till privatliv fick de dock möjlighet att förbli anonyma om de ville, vilket framgår i intervjuguiden (se tabell 1) men det var inte något som önskades.

Krav på riktig presentation av data grundar sig i att återge resultat fullständigt och i rätt sammanhang (Jacobsen, 2002). För att minimera risken att intervjupersonen skulle uppleva sig ha fått ofullständig eller felaktig återgivning skickades transkribering av intervjuer ut, där intervjupersonen fick möjlighet att revidera sina svar om så önskades. Jacobsen (2002) förklarar dock att all analys av data medför reduktion av detaljer och mångfald och det är därför omöjligt att göra en fullständig återgivning. Vid transkribering av intervjuer var fullständig återgivning extra viktigt när vi ansåg att svaret på frågan var kritiskt för vårt resultat. Jacobsen (2002) förklarar att krav på riktig presentation även innebär att förfalskning av data och resultat inte får förekomma. Genom att dela transkribering av intervjun fick intervjupersonen möjlighet att revidera svaren om de önskade och på sätt minimeras risken att datan på något sätt skulle förfalskas eller vinklas.

3.5 Bearbetning av empiri

Efter intervjuerna genomförts transkriberades samtliga intervjuer för att få en tydlig och omfattande förståelse för den insamlade datan. Det var av relevans att få ner omfattande data från samtliga intervjuer för att överskådligt se vad som skiljer de olika intervjuerna åt och hur de liknar varandra. Transkribering av intervjuerna utfördes av gruppens medlemmar och diskuterades därefter för att säkerställa en korrekt återgivning. Vid transkribering av samtliga intervjuer insåg vi att några förtydliganden behövde göras för att säkerställa att vi tolkat svaret rätt, och därför skickade vi de frågor på mail och bad intervjupersonen att utveckla. Transkriberingen godkändes sedan av intervjupersonerna för att säkerställa en korrekt återgivning av intervjun.

Rapportens bearbetning av empiri grundas sedan i Jacobsens (2002) tre delar *beskrivning*, *systematisering och kategorisering* samt *kombination* för att strukturera upp analysen av den data som samlats in. Jacobsens (2002) analysprocess var något som tillämpades vid bearbetning av empirin då tillvägagångssättet gjorde det möjligt att tydligt strukturera och analysera den insamlade datan. Transkribering utfördes vid samtliga intervjuer där utgångspunkten var, som Geertz (1973, citerad av Jacobsen, 2002) redogör, att kortfattat och övergripande beskriva den insamlade datan och definiera avvikelser och likheter i svaren.

Vidare förklarar Jacobsen (2002) att data som inte är i linje med rapportens frågeställning eller intervjuguide ska reduceras, då den insamlade informationen ska vara relevant för att besvara forskningsfrågan. Till följd av att irrelevant data reducerats, kategoriserades övrig data utefter den intervjuguide som gjorts (se tabell 1). Slutligen kollade vi igenom de teman som definierats i intervjuguiden för att säkerställa att de fortfarande var i linje med forskningsfrågan och den data som erhöles av intervjupersonerna (Jacobsen, 2002).

3.6 Kvalitetsmått

Bryman (2008) beskriver validitet och reliabilitet som viktiga kriterier att ta i beaktande vid bedömningen av studiens kvalitet. Nedan kommer relevansen av de olika kriterierna för rapporten att beskrivas.

3.6.1 Validitet

Alvehus (2019) beskriver att validitet bedömer om rapporten undersöker det som faktiskt är tänkt att undersöka. Som nämnts ovan utgår de kvalitativa intervjuerna från den semistrukturerade intervjumetoden, där rapportens intervjuguide bidragit till att intervjuerna legat i linje med rapportens forskningsfråga (Bryman, 2008). Semistrukturerade intervjuers flexibilitet gav oss möjlighet att ställa följdfrågor när vi upplevde att intervjupersonen inte uppfattat frågan korrekt, vilket ökade våra möjligheter för att få på intervjufrågorna (Bryman, 2008).

För ökad validitet skickades därför en beskrivning av rapportens problemområde och syfte ut till samtliga intervjupersoner, för att säkerställa att intervjun var i linje med det som studien skulle undersöka (Alvehus, 2019). En övergripande beskrivning till intervjupersonen gav oss utrymme att förklara oklarheter inför intervjun och bidrog till att intervjupersonerna var införstådda i ämnet inför intervjun. Vi anser att ökad förståelse kring forskningsområdet bidrog till att validiteten styrktes, då vi i förhand kunde reda ut eventuella missförstånd inför intervjun.

Inom validitet finns inriktningen extern validitet som enligt Bryman (2008) granskar hur de resultat som rapporten har tagit fram kan generaliseras och appliceras på andra miljöer och förhållanden. Då rapportens resultat bygger på kvalitativa intervjuer med två företag är vi medvetna om att validiteten kan anses vara låg. Det eftersom tre stycken intervjupersoner med stor sannolikt inte bidrar till ett välgrundat resultat som kan svara för hur företag generellt arbetar inom området RS.

3.6.2 Reliabilitet

Alvehus (2019) definierar begreppet reliabilitet som förmågan att återupprepa det resultat en undersökning givit. Reliabilitet kan delas upp i extern- och intern reliabilitet där det förstnämnda begreppet handlar om hur förutsättningarna för att återupprepa resultatet är medan det andra handlar om hur vi gemensamt bestämmer oss för att tolka den information som samlas in från de kvalitativa intervjuerna (Bryman, 2008). För att öka den externa reliabiliteten har vi valt att utföra de kvalitativa intervjuerna i samma miljö för att bibehålla ett

konsekvent tillvägagångssätt (Bryman, 2008). Jacobsen (2002) beskriver att val av miljö kan vara bidragande till intervjuens resultat. Eftersom företagen som deltagit i intervjuer befinner sig i Stockholm har vi valt att använda oss av samma digitala verktyg vid, Microsoft Teams, vid samtliga intervjuer. Jacobsen (2002) menar att det skapar lika förutsättningar att påverka kontext-effekten, alltså att resultatet påverkas oberoende av miljön då intervjupersonerna befann sig i samma miljö på Microsoft Teams. Samtidigt menar Bryman (2008) att "det är omöjligt att frysa en social miljö" (Bryman, 2008, s. 352) och förklarar att även om man är konsekvent i utförandet av samtliga intervjuer, kan vi inte påverka den miljön intervjupersonen befinner sig i. Således kan yttre faktorer i den miljön intervjupersonen befinner sig i påverka svaren som ges. Trots att vi varit konsekventa och hållit intervjuerna på Microsoft Teams är vi medvetna om att vi inte kan påverka miljön intervjupersonen befinner sig i och det kan således påverka vår studies reliabilitet.

För att öka den interna reliabiliteten, som definierades av Bryman (2008) ovan, utfördes en transkribering i samband med att intervjuerna genomförts. Det för att få ner information från den kvalitativa intervjun och för att motverka missförstånd då informationen fortfarande fanns färskt i minnet. En ytterligare anledning till varför transkriberingen utfördes nära inpå intervjuerna var för att den insamlade datan skulle skickas ut till intervjupersonerna för att bekräfta reliabiliteten. Då de transkriberade intervjuerna skickats ut till intervjupersonerna kunde de själva välja i vilken miljö de ville läsa igenom materialet och på så sätt, som belystes av Jacobsen (2002) ovan, blir intervjupersonerna inte påverkade av oss som intervjuat och därmed påverkas inte resultatet.

För att ytterligare öka den interna reliabiliteten utfördes, som tidigare nämnt, en gemensam transkribering av de kvalitativa intervjuerna (Bryman 2008). Vi är medvetna om att en gemensam transkribering kan bidra till att reliabiliteten brister, då det inte är givet att vi tolkar alla svar likadant vilket är något vi är medvetna om. För att motverka det har det bibehållits en kontakt med intervjupersonerna efter att intervjuerna ägt rum för att klargöra missförstånd om de uppenbarat sig. Vidare har det använts ett tydligt och simpelt språk vid samtliga intervjuer för att motverka missförstånd, där exempelvis begrepp illustreras med beskrivande situationer.

För att bibehålla ett konsekvent tillvägagångssätt och för att öka förutsättningarna för att resultatet kan återupprepas, som Alvehus (2019) förklarar, har de kvalitativa intervjuerna grundats på intervjuguiden (se tabell 1). Då samma eller liknande frågor har ställts till intervjupersonerna kan även reliabiliteten i svaret anses vara mer trovärdiga och grundläggande.

3.7 Reflektion av metod

Ingen av studiens skribenter har genomfört en studie av denna storlek tidigare och det finns därför aspekter i metoden som vi har reflekterat över, och som vi tar med oss som lärdomar för framtiden. Vi önskar att vi hade kontaktat potentiella företag att intervjuas tidigare, eftersom det vid några tillfällen tog lång tid att få svar och när vi väl var i kontakt med företaget kunde det dröja innan en relevant person för forskningsområdet identifierats. En anledning till varför vi upplevde att det var ont om tid att kontakta företag beror även på att vi bytte problemområde och forskningsfråga två veckor in i skrivprocessen, vilket gjorde att den kontakt vi hade haft med potentiella företag att intervjuas inte längre var relevanta för

forskningsfrågan. Således kan vi konstatera att det vid kvalitativ metod är viktigt att vara ute i god tid när det kommer till att hitta relevanta personer att intervjua.

Vidare har storleken på urvalet diskuterats då vi endast genomfört tre intervjuer, varav två intervjupersoner arbetade på samma företag. Samtidigt har vi varit i kontakt med flertalet större e-handelsföretag, men där de av två anledningar inte kunde ställa upp på intervjuer. Den första anledningen var att personerna vi varit i kontakt med inte får gå ut med hur de använder rekommendationssystem vid produktrekommendationer, då det är konfidentiell information. Den andra anledningen till varför företaget tackade nej till intervju grundade sig i att företaget ansåg att resultatet av studien och deras egen insats skulle ha liten nytta för dem som företag, men att de tyckte att ämnet var mycket intressant och något som de arbetar med. Utefter den kontakt vi haft med mindre e-handelsföretag har vi förstått att de inte arbetar med rekommendationssystem internt, och av den anledning var det inte relevant för vår forskningsfråga. Vi fokuserade därför på att kontakta de företag som arbetar med att ta fram strategiska och tekniska lösningar åt e-handelsföretagen, och hur dessa företag arbetar i sina system för att optimera produktrekommendationer åt deras e-handelskunder.

Trots att vi inte lyckades få den kvantitet på intervjuer som vi hoppades på, la vi stor vikt på urvalet av intervjupersoner vilket gjorde att de intervjuer som gjordes tillhandahöll relevant och rik data för att kunna besvara vår forskningsfråga. Jacobsen (2002) förklarar att den information man får vid från intervjuer å andra sidan kan vara svår att tolka på grund av sin nyansrikedom. Det är något som vi upplevde vid bearbetning och analys av empiri, då den insamlade datan har varit mycket omfattande och komplex. Samtidigt utformades intervjufrågorna noga efter att litteraturgenomgången och problemområdet, och vi anser därför att frågorna som ställdes var i linje med de frågor som behövde ställas för att kunna besvara forskningsfrågan. Eftersom urvalet av intervjupersoner var mycket viktigt för att kunna besvara forskningsfrågan, utslöt vi en intervju eftersom vi ansåg att företaget inte uppfyllde det om RS som tidigare nämnts i metoden. gv

4 Empiri

4.1 Företagens tjänster

4.1.1 Informant 1 - Dialogtrail - CEO & Founder

Informant 1 grundade Dialogtrail för fyra år sedan och är idag VD för företaget. Dialogtrail säljer en produktguide-tjänst som e-handelsföretag kan använda som ett verktyg för att göra relevanta produktrekommendationer. Produktguiden används således som ett rekommendationssystem och kan användas för att bygga interaktiva produktguider. Produktguiden utgår från användarens behov och preferenser och likt ett filter rekommenderar systemet produkter som matchar det användaren är intresserad av. Produktguiden har en form av *drag-and-drop* funktionalitet där e-handlaren ställer in vilka frågor de vill att användaren ska ge input om och samlar in den datan.

4.1.2 Informant 2 - Awelin - CEO & Founding Partner

Informant 2 är CEO och founding partner på Awelin. Awelin är en e-handels och digital marknadsföringsbyrå i Stockholm med fjorton anställda. Informant 2 grundade Awelin för sju år sedan och var innan det e-handels- och marknadschef på Daniel Wellington i fem år. Utöver det arbetar informant 2 som rådgivare åt riskkapitalbolag, främst när det handlar om köp av B2C-bolag som har e-handel som bas. Awelin arbetar inte själva med att ta fram de tekniska lösningar för att göra produktrekommendationer, utan de arbetar som konsulter där de går in i e-handelsföretag och nyttjar de RS som finns hos kunden för att optimera deras e-handel. Det kan handla om automatiserade system som till exempel Shopify. De hjälper således till med de mer strategiska bitarna av de tekniska lösningarna.

4.1.3 Informant 3 - Awelin - Head of E-commerce

Informant 3 har arbetat på Awelin i fyra år och har idag rollen som Head of E-commerce. Informant 3 har tillsammans med en annan partner bildat en ny avdelning på Awelin där deras roll är att gå in som operativa e-handelschefer för att hjälpa företag med bland annat de tekniska och strategiska bitarna. De tekniska bitarna omfattar bland annat produktinformation, kravställning, plattform, vägledning och mätning. Utöver att stötta befintliga e-handelsföretag hjälper även informant 3 nya företag, som vill inta e-handelsmarknaden, med produktrekommendationer. I dagsläget har informant 3 hjälpt uppemot sjuttio kunder under fyra år med diverse projekt.

4.2 Teknikerna bakom RS

Informant 1 tydliggör att produktguiden utformas manuellt till en början, där frågor utformas för att samla in data från användare. Tekniken bakom produktguiden är därefter till stor del AI-driven och består av smarta algoritmer. Informant 1 belyser att algoritmerna kan räkna på olika kriterier för att definiera produkters relevans. Hen berättar att de exempelvis arbetar med ett kriterium där specifika produktattribut jämförs med andra produktattribut för att få ökad smarthet i rekommendationsprocessen. Algoritmerna definierar således relevanta kriterier från produktguiden som olika produktattribut och egenskaper för att därefter definiera produktens relevans. Som nämnts ovan arbetar informant 2 på ett e-handels och digital marknadsföringsbolag och tar således inte fram de tekniska lösningarna. Deras e-handelskunder använder dock automatiserade system som informant 2 och 3 går in och nyttjar för att optimera produktrekommendationer. De arbetar således med hur företag rent strategiskt bör tänka på vid utformning av produktrekommendationer på deras e-handelsplattform. Således arbetar samtliga informanter med AI drivna system vid produktrekommendationer.

Likt informant 1 utför även informant 3 några funktioner manuellt vid utformning av produktrekommendationer. Ett exempel på manuellt arbete bakom en funktionen är *andra köpte även* där informant 3 förklarar att de manuellt fyller "boxar" med produkter för att strategiskt minska produkter på varulagret då det är fullt. Informant 3 menar att funktionen skapar samma psykologiska trigger hos användare, där användaren känner att hen har ett behov av att köpa produkterna som andra användare har köpt. Även informant 2 bekräftar att manuell användning av funktioner sker. Hen ger ett exempel på att manuell hantering kan utföras av e-handelschefer i situationer där specifika rekommendationer ska utformas och då för att manuellt laborera med en funktion utan att belasta ett automatiskt system.

4.3 Algoritmer inom RS

4.3.1 Innehållsbaserad rekommendation

Informant 3 förklarar att innehållsbaserad rekommendation används med hjälp av det externa verktyget Shopify, som företagets e-handelskunder använder sig av. Shopify består av innehållsbaserade algoritmer, färdiga block, som samlar in data från användaren i form av produkt-klick och produktattribut. Vidare antyder informant 3 att de använder sig av innehållsbaserade rekommendationer för den givna session en användaren är inne på en hemsida och givit samtycke (cookies), där de samlar in information om användares köpbeteenden. Informant 3 förklarar att det på så sätt blir enkelt att identifiera tidigare produkter som användaren varit intresserad av. Samtidigt menar informant 3 att det huvudsakligen är större e-handelsföretag som arbetar aktivt med de innehållsbaserade algoritmerna, då det är mycket som måste falla på plats på en e-handelsplattform innan denna typ av algoritm kan användas i hög utsträckning.

Till skillnad från informant 3 uttrycker informant 1 att den innehållsbaserade algoritmen är utanför vad de arbetar med då de istället utgår från *zero-party* data, vilket innebär att de

endast samlar information om användaren utifrån de preferenser och behov som användaren uttrycker i nutid vid filtrering av produkter. Informant 1 nämner GDPR som en anledningen till varför de inte arbetar med innehållsbaserade algoritmer i nuläget. Hen menar att de baserar rekommendationer endast på den information som användaren angivit och inte på tidigare användarbeteenden då det kan vara känsligt för användaren. Å andra sidan antyder informant 1 att den innehållsbaserade algoritmen kan användas av systemet om e-handelskunderna vill spara ner den information som användaren uppger vid filtrering, förutsatt att användaren har gett samtycke. Deras e-handelskunder kan sedan använda den typen av implicit feedback för att lagra personaliserad data till framtiden belyser informant 1.

4.3.2 Kollaborativ rekommendation

Informant 1 förklarar att produktguiden inte är utformad för att skapa rekommendationer baserat på vilka betyg en viss produkt har fått av flera användare. Dock förklarar informant 1 att produktguiden är anpassningsbar och e-handlarna kan således välja vilka parametrar de vill fokusera på, beroende på vad e-handlarna samlar in för användardata. Vidare förklarar informant 1 att kollaborativ rekommendation kan användas om e-handlarna exempelvis skulle ha två likadana produkter från olika varumärken och vill rekommendera den produkt som användare givit högst betyg, i form av explicit feedback. Då kan e-handlarna i produktguiden välja vilken produkt som ska prioriteras och rekommenderas för användaren.

Informant 1 antyder att användarbaserade algoritmer inte är något de arbetar aktivt med idag utan det är något de med stor sannolikhet kommer att arbeta mer med i framtiden då många av de e-handelsföretag de arbetar med samlar in den typen av data och vill därför att produktguiden ska kunna ta med det vid produktrekommendationer. Samtidigt förklarar informant 1 att de rangordnar produkter baserat på vilka produkter flera användare har filtrerat fram och därefter köpt. Desto fler användare som köpt samma produkt, desto högre rangordning får produkten. Vidare förklarar informant 1 att de produkter som befinner sig högt i rangordningen, beroende på hur användaren har filtrerat, får en *push* och blir därmed den produkt en ny användare får upp på hemsidan.

Informant 1 redogör att de inte utformar produktbaserade rekommendationer, där produkter som haft hög försäljning i samband med en viss produkt rekommenderas. Hen förklarar att produkter istället kopplas direkt i systemet beroende på vad e-handlaren vill sälja i samband med att en specifik produkt. Informant 1 ger ett exempel där batterier kan rekommenderas när användaren kollar på en skruvdragare, eftersom det är produkter som oftast köps tillsammans. Hen belyser att de även arbetar med "bundles" där produkter i samma serie rekommenderas, till exempel att produkter i en hudvårdsserie rekommenderas tillsammans.

Likt det som informant 1 beskriver ovan, förklarar informant 3 att produkter kan kopplas samman med varandra beroende på hur e-handlaren vill att produkter ska vara relaterade till varandra. Informant 3 berättar att i de fall där e-handlarna inte besitter en tillräckligt stor produktkatalog skapas relationer mellan produkter manuellt.

"Exempelvis om en användare har köpt ett par kalsonger och bolaget vill att de också ska köpa strumpor. Då skapas relationen mellan kalsonger och strumpor i plattformen manuellt. Då visar produktsidan för kalsonger även strumpor." - Informant 3 (Appendix C, #10)

Informant 3 redogör att det är vanligt att man manuellt kopplar produkter till kategorin *andra köpte även* för skapa en psykologisk trigger eftersom användaren då känner ett behov av att köpa den relaterade produkten. Informant 3 menar att strategin bakom kan vara så enkel som att e-handelsföretaget i fråga behöver tömma lagret eller för att rekommendera en ny produkt.

4.3.3 Kunskapsbaserad rekommendation

Informant 1 antyder att den kunskapsbaserade algoritmen är den främst använda algoritmen då företaget utformar rekommendationer till användare med tydliga behov, där behoven uppfylls genom att mappa användare preferenser med tekniska attribut.

“När användaren sedan har fyllt i sina preferenser och krav på produkten kommer systemet göra produktrekommendationer baserat på alla de produktattribut som användaren matat in via knapparna.” - Informant 1 (Appendix B, #14)

Informant 1 förklarar att de e-handlare som hen arbetar med till största del säljer funktionella produkter, och av den anledning är det svårt att rekommendera produkter baserat på produktens utseende. Därför mappas tekniska attribut med användarens preferenser, för att säkerställa att användarens behov uppfylls genom att rekommendera relevanta produkter. Hen förklarar att de preferenser som användaren ger i form av implicit feedback vid filtreringen är kopplade till de produktattribut som finns lagrade i systemet. Produktrekommendationer baseras således på den implicit feedback som användaren uppgett. Informant 1 ger ett exempel på hur produktguiden kan användas genom att förklara att en användare kan besvara frågor genom knappklick och således filtrera sina preferenser. Det kan till exempel handla om att användaren filtrerar att de endast vill få upp veganska produkter när de kollar på hudvård, och endast produkter som är veganska kommer således rekommenderas för användaren. Vidare förklarar informant 1 även att användarens demografiska attribut, som till exempel ålder, kan vara relevant för att rekommendera rätt hudvårdsprodukt.

Informant 3 förklarar att kunskapsbaserade algoritmer inte används vid produktrekommendationer utan snarare för att hantera funktioner på en hemsida som rätt valuta och rätt språk, och att den demografiska aspekten tas således i beaktande till viss del. Informant 3 belyser att den typen av information kan vara en form av produktrekommendation i sig, men att det inte är den klassiska utformningen, som informant 1 arbetar med, där produktattribut som är lagrade i systemet mappas med användarens preferenser.

Informant 1 förklarar även att de arbetar aktivt med den kunskapsbaserade algoritmen för att öka personalisering på hemsidan. Hen klargör att de har produkter som anses vara sällanköp och när en användare ska köpa den typen av produkter måste rekommendationerna vara i linje med de exakta krav och preferenser som användaren har på produkten. Informant 1 nämner vitvaror och vandrings skor som exempel på sällanköp som de rekommenderar. Desto fler krav och preferenser en användare har på en viss produkt, desto mer omfattande blir produktguiden. Informant 1 förklarar att produktguiden utformar olika frågor som varierar i antal beroende på hur användare filtrerar bland produkter, vilket gör att användaren får unika produktrekommendationer baserat på deras krav och preferenser. Informant 1 tydliggör att när rekommendationer baseras på användarens erfarenhet av produkten, tillhandahåller produktguiden olika typer av frågor beroende på erfarenhetsnivå. Informant 1 tar upp ett exempel och förklarar att vid rekommendationer av snowboards kommer en nybörjare att få

ett fåtal enkla frågor, medan en avancerad snowboardåkare kommer få ett flertal specifika frågor. Vidare förklarar Informant 1 förklarar att den kunskapsbaserade algoritmen är användbar vid utformning av produktrekommendationer där man inte har någon lagrad data om användarens tidigare köp- och beteendehistorik.

“Där tror jag att vår guide är väldigt bra då vi nästan inte behöver någon tidigare data utan vi går nästan alltid på vad som är “här och nu” och vad kunden ger för input under sessionen.”- Informant 1 (Appendix B, #36)

4.3.4 Hybridbaserad rekommendation

Informant 1 uttrycker att en kombination av zero-party data, det vill säga information som man får direkt under den session användaren är inne på sidan, och *second-party* data, som innefattar användares tidigare beteenden, är något företagets e-handelskunder är intresserade av att kombinera. Informant 1 förklarar dock att det inte är något de arbetar aktivt med idag, då de endast baserar rekommendationerna på zero-party data, men att det kan vara av intresse för framtiden. Informant 1 förtydligar dock att det produktunderlag som e-handlarna skickar in ska kunna integreras i produktguiden. Således kan hybridbaserade algoritmer användas för att göra produktrekommendationer. Som tidigare nämnt används främst kunskapsbaserade algoritmer i produktguiden, men informant 1 förklarar att kollaborativa rekommendationer i form av användares betygsättning på produkter, samt innehållsbaserade rekommendationer från användares tidigare köpbeteenden, ska kunna kombineras med produktguiden.

Informant 1 antyder även att användarbaserade algoritmer är något som företaget i framtiden planerar att kombinera med kunskapsbaserad rekommendation i produktguiden. Den data som e-handlarna samlar in om deras användare i systemet kan således användas i produktguiden för att utforma rekommendationer som är en hybrid av kunskapsbaserad- och användarbaserad algoritm. Informant 1 menar att det är ett intresse de börjat märka från kunder.

Informant 3 förklarar att de använder sig av innehållsbaserade rekommendationer i form av cookies som samlar in information om användarbeteenden, som de sedan kan kombinera med information från kollaborativa rekommendationer genom att relatera produkter till *andra har även köpt* manuellt.

4.4 Diversity-issue

4.4.1 Kännedom om diversity issue

Informant 1 är medveten om den utmaning som diversity issue kan medföra. Vidare förklarar hen att medvetenhet kring diversity issue och vikten av att få in mångfald i produktrekommendationer skiljer sig åt beroende på vad för produkter som ska rekommenderas. Rekommendationssystem som rekommenderar produkter baserat på estetiska parametrar, som till exempel kläder, behöver fokusera på att rekommendera flera alternativ till användaren. Hen förklarar att det blir viktigare att få in mångfald i den typen av

produktrekommendationer då användaren vill kunna scrolla bland flera olika sorters produkter, trots att filtrering av preferenser som kategori, färg et cetera redan gjorts. Informant 1 förklarar att när det istället handlar om produkter som användaren köper i mer funktionellt syfte blir diversity issue inte lika aktuellt. Vid funktionella produkter är det inte lika viktigt för användaren att bli rekommenderad ett stort urval av produkter då användaren inte köper produkten baserat på estetiska parametrar i lika hög grad. Informant 1 menar att det kan vara så att användaren istället vill ta reda på om produkten är rätt eller inte, genom till exempel efterforskning. Informant 1 förklarar därför att vikten av mångfald skiljer sig vid rekommendation av visuella och funktionella produkter. Hen menar därför att diversity issue är ett större problem för de e-handelsföretag som arbetar med visuella produkter, där variation behövs för att användaren ska hitta rätt produkt. Vidare förklarar informant 1 att diversity issue även blir ett större problem för de företag som enbart baserar rekommendationerna på användarens tidigare historik och köpbeteende och menar att man då riskerar att hamna i en "loop" där användaren endast blir rekommenderad liknande produkter som hen kollat på tidigare.

Informant 2 är medveten om diversity issue och förklarar att det är en utmaning många e-handelsföretag har när det kommer till användarens interaktion på hemsidan, från det att användaren blir rekommenderad en produkt till att hen köper den. Informant 2 förklarar att diversity issue är något de utvärderar och utmanar när det bestämmer hur flödet av produktrekommendationer ska presenteras på hemsidan. Informant 2 förklarar dock att de inte ser diversity issue som ett stort problem, men att det är utmaning som de arbetar med och som det laboreras med mycket. Vidare förklarar informant 2 att desto större produktsortiment e-handelsföretaget har, desto fler möjligheter finns det att göra produktrekommendationer men det kan även innebära fler svårigheter. Informant 2 menar därför att diversity issue blir en större utmaning för e-handelsföretag med större produktsortiment.

Informant 3 är medveten om att diversity issue är ett problem som existerar. Informant 3 förklarar dock att det inte är något hen aktivt arbetar då de algoritmer som är inbyggda i e-handelsplattformen för produktrekommendationer inte tar hänsyn till problemet i hög utsträckning. Informant 3 förklarar att anledningen till varför diversity issue inte anses vara ett stort problem grundar sig i att e-handel är en så pass stor del av företag och diversity issue utgör därför en liten del vid utformning av produktrekommendationer. Vidare förklarar informant 3 att man måste gå till enorma e-handelsföretag för att hitta specifika personer som endast arbetar med att optimera produktrekommendationer. Både informant 2 och 3 är medvetna om den utmaning som diversity issue medför men är eniga om att det blir en större utmaning för stora e-handelsföretag med enorma produktsortiment.

4.4.2 Hantering av diversity issue

Informant 1 förklarar att diversity issue blir ett större problem när algoritmerna baseras på användarens historik och köpbeteenden, det vill säga innehållsbaserade rekommendationer. Det eftersom det finns en risk att systemet endast rekommenderar produkter som liknar det användaren kollat på eller köpt tidigare. Det RS som informant 1 arbetar med kollar på användarens preferenser under den session som användaren är inne på sidan, där användaren filtrerar utefter behov och systemet utformar därefter en produktrekommendation baserat den implicit feedback användaren gett. Som tidigare nämnt förklarar informant 1 att deras produktguidetjänst utgår ifrån zero-party data, där systemet får information direkt av

användaren. Eftersom användaren själv gör en form av filtrering av vilka produkter hen är intresserad av presenterar RS produkter som matchar de preferenser och behov användaren matat in. Då rekommendationerna inte är baserade på användarens tidigare beteenden riskerar det således inte att vara för överspecialiserat på vad användaren kollat på eller köpt tidigare. Informant 1 förklarar att överspecialisering och diversity issue blir ett större problem om man endast baserar produktrekommendationerna på användarens tidigare köpbeteenden, historik och navigering.

Informant 2 förklarar att det finns olika sorters plug-ins de arbetar med beroende på vilken kategori det handlar om. Informant 2 förklarar plug-ins kan användas när man manuellt vill gå in och ändra funktioner i systemet. Hen förklarar att de kan slås av och på beroende på vad man vill att systemet ska göra. Det kan handla om till exempel ändring av rubriksättning, vilket betyder att det inte behöver vara någon automatiserad koppling i systemet utan man kan manuellt laborera med namngivning av produktkategorier. Informant 2 tar upp ett exempel från när de arbetade med en e-handelskund som sålde mycket av blommiga klänningar. Hen förklarar att algoritmen inte kunde identifiera blommor eller mönster för att göra produktrekommendationer och att de då manuellt skapade en kategori och kopplade alla blommiga produkter till den.

Informant 2 förklarar att det ovannämnda exemplet på produktrekommendationer var något de behövde se över och utvärdera då de inte ville riskera att användaren blev rekommenderad ett för stort utbud av endast blommiga klänningar, bara för att användaren kollat på det tidigare. De ville således få in mångfald i produktrekommendationerna, samtidigt som rekommendationerna var i linje med vad användaren kollat på tidigare. Informant 2 förklarar att de därför gjorde ett test hos en e-handelskund i två olika länder. De skapade då en kategori med produkter som skulle passa till den klänning som användaren hade valt, en kategori av relaterade produkter. Informant 2 förklarar att det gjordes manuellt då deras algoritm inte kunde hämta den typen av data och bygga rekommendationer därefter. Testet visade i ett av länderna att fler användaren köpte originalprodukten, men att nästan ingen köpte de relaterade produkterna som rekommenderades till originalprodukten. Informant 2 menar att det därför blir en utmaning i sig om inte användaren interagerar med de produktrekommendationer som görs. Vidare förklarar informant 2 att det är något de hela tiden måste utmana och att det är viktigt att analysera om det verkligen är smart att enbart rekommendera produkter som är likt det användaren kollat på tidigare, då det riskerar att systemet blir för överspecialiserat på att rekommendera ett stort urval av samma typ av produkter.

Informant 3 förklarar att de kunder som hen arbetat med inte är medvetna om att diversity issue är något man aktivt kan arbeta med för att motverka. Vidare förklarar informant 3 att deras kunder har begränsad kunskap inom området och om mångfald är något de vill införliva vid produktrekommendationer har de hämtat inspiration från andra e-handelshemsidor. Informant 3 förklarar att det är där deras avdelning kan komma in och hjälpa till, genom att till exempel rekommendera en bästsäljande klänning när användaren klickar på kategorin av klänningar.

Informant 3 förklarar dock att diversity issue är svårt att hantera med de verktyg som hen använder då verktygen inte alltid bidrar med det underlag som krävs för att förstå problemet. Vidare förklarar informant 3 att det beror på att hen ofta arbetar manuellt för att optimera produktrekommendationer eller så sköts det automatiskt på den e-handelsplattform som deras kunder har. Som informant 2 även redogör, kan informant 3 å andra sidan gå in och nyttja det

automatiserade system kunderna använder för att optimera produktrekommendationer. Samtidigt förklarar informant 3 att det inte finns något underlag för att veta eller ta beslut gällande den problematik diversity issue medför eftersom hen inte samlar in den datan själv. Vidare förklarar informant 3 att det krävs att hen själv går in på kundens e-handelsplattform och testat hemsidan för att diversity issue ska vara som måste hanteras.

Informant 3 belyser att det vid optimering av produktrekommendationer sällan handlar om hantering för att motverka specifikt diversity issue. Samtidigt tycker informant 3 att diversity issue är ett intressant område men att man som företag måste se över om det finns ett värde av att ta tag i problemet, eller om det finns andra delar man bör lägga resurser på. Informant 3 förklarar därför att det är många andra bitar som måste falla på plats på kundernas e-handelsplattform innan de som företag prioriterar att optimera produktrekommendationerna för att motverka diversity issue. Informant 3 förklarar dock att andra företag säkerligen skulle beskriva ett annat perspektiv eller andra tillvägagångssätt för att hantera diversity issue. Hen menar att det grundar sig i att mindre e-handelsföretag inte arbetar för att optimera produktrekommendationer i lika hög grad som till exempel större e-handelsföretag. Informant 3 förklarar därför att diversity issue inte är en lika stor utmaning för mindre företag medan större e-handelsföretag säkerligen arbetar för att hantera det mer.

5 Diskussion

5.1 Rekommendationssystem (RS)

Likt det som Palma, Seeger och Heinzl, (2020) uttrycker, finns det idag en medvetenhet hos e-handelsföretag att ett högt utbud av produkter och produktrelaterad information kan leda till informationsbelastning hos användaren. Det är något som vi kan konstatera att samtliga informanter är medvetna om. Informant 1 förklarar att de kanaliserar sin informationsbearbetning genom att utforma ett RS, en så kallad produktguidetjänst, som e-handlare kan använda för att rekommendera relevanta produkter till användare. Informant 2 och 3 redogör att de istället arbetar strategiskt som e-handelschefer, där de går in och nyttjar de system som deras e-handelskunder använder för att optimera produktrekommendationer.

Feng, Meng och Zhang (2020) belyser att RS är ett verktyg som samlar in data om användares preferenser och utformar produktrekommendationer därefter. Utefter de intervjuer som gjorts kan vi konstatera att samtliga informanter samlar in data från sina användare för att utforma produktrekommendationer, men att de skiljer sig åt i tillvägagångssätten. Informant 1 förklarar att deras rekommendationstjänst är utformad att erhålla information från användare i nutid, medan informant 2 och 3 förklarar att de utformar rekommendationer beroende på vilka system e-handlarna använder sig av för att samla in användardata. Det ska dock tilläggas att den rekommendationstjänst som informant 1 tar fram är anpassningsbar och kan därmed utformas utefter vad e-handlarna vill att produktrekommendationerna ska innehålla.

Zhang, Lu och Jin (2020) förklarar att automatiserade datatekniker som AI har tillämpats på RS för att kunna bearbeta stora och komplexa mängder data. Vidare förklarar Zhang, Lu och Jin (2020) att AI har blivit en allt större del i användningen av RS då det hjälper till optimera produktrekommendationer. Informant 1 förklarar att de arbetar med AI för att göra produktrekommendationer, vilket även informant 2 och 3 redogör när de förklarar att de går in och nyttjar de automatiserade system som deras e-handelskunder arbetar i för att göra relevanta produktrekommendationer. Vi kan således konstatera att AI kan användas inom RS för att göra relevanta produktrekommendationer, vilket stämmer överens med vad Zhang, Lu och Jin (2020) menar då de förklarar att AI kan förbättra den tekniska utvecklingen och tillämpningen av RS.

Samtidigt har vi uppmärksammat att empirin skiljer sig i viss omfattning från litteraturen då samtliga informanterna uttrycker att alla funktioner inom RS inte är automatiserade. Vi tycker det är intressant att samtliga informanter redogör att manuell optimering av produktrekommendation är en central del vid användningen av RS, även om de arbetar med olika algoritmer. En av anledningarna till att litteraturen och empirin skiljer sig åt kan vara att den information som presenteras i litteraturen är baserad på användningen av RS, oberoende e-handelsföretagets storlek. Informant 3 redogör att det främst är större e-handelsföretag som

har förutsättningarna att ha specifika personer som enbart arbetar med att optimera produktrekommendationer. Det eftersom det är många andra bitar inom e-handeln som måste falla på plats innan mindre e-handelsföretag kan arbeta för att optimera produktrekommendationer. I litteraturdelen tas Amazon upp som ett exempel på ett e-handelsföretag som använder RS vid produktrekommendationer i hög utsträckning, då de har tagit fram en av de främst använda algoritmerna, den användarbaserade algoritmen (Smith och Linden, 2017). Vi kan därför konstatera att litteraturen främst studerar hur större e-handelsföretag arbetar med RS och olika algoritmer, och tar således inte hänsyn till att mindre e-handelsföretag inte arbetar med det i lika hög utsträckning. Det förklarar därmed varför empirin och litteraturen skiljer sig till viss del när det kommer till huruvida automatiserat RS system är och i vilken utsträckning de olika algoritmerna faktiskt används.

5.1.1 *Implicit och explicit feedback*

Isinkaye, Folajimi och Ojokoh (2015) belyser att explicit feedback kan anses vara krävande då det inte är givet att användaren har tillräckligt med kännedom kring en produkt för att betygsätta den. Vi kan konstatera att samtliga informanter till största del använder implicit feedback, vilket vi tolkar som att explicit feedback anses vara mer krävande för användaren.

Isinkaye, Folajimi och Ojokoh (2015) förklarar att implicit feedback innebär att systemet samlar in information från användarens interaktion på en hemsida genom bland annat produkt-klick, navigering och köphistorik. Informant 3 redogör att de samlar in implicit feedback från användaren baserat på vad användaren har kollat på under den session som hen varit inne på hemsidan. Informant 1 förklarar att de också baserar produktrekommendationer på implicit feedback. Produktguidetjänsten grundar sig i att samla in information från användare under den session de befinner sig på hemsidan, där den implicita informationsinsamlingen sker via knapp-klick som bidrar till att produkter filtreras fram produkter. Den ovannämnda informationsinsamlingen från informant 1 och 3 stämmer således överens med litteraturens definition av implicit och explicit feedback. Vi kan därför konstatera att samtliga företag i rapporten använder implicit feedback för att samla in information om användare.

Informant 1 förklarar dock att de kan använda den data om betygsättning, som deras e-handelskunder har, för att rangordna vilka produkter som ska rekommenderas för användaren. Således kan vi konstatera att informant 1 i vissa fall kan använda den explicit feedback som e-handelskunderna har samlat in, för att göra relevanta produktrekommendationer. Vi anser dock att det är viktigt att understryka att informant 1 endast använder sig av explicit feedback i de fall när den typen av information är ett krav från e-handlarna, betygsättning är således inget produktguidetjänsten innefattar i grunden.

5.2 **Innehållsbaserad rekommendation**

Singh (2020) redogör att innehållsbaserade produktrekommendationer utformas baserat på användarens uttryckta intressen från tidigare interaktion på hemsidan. Vi kan konstatera att det är vanligt förekommande för informant 2 och 3 att använda sig av innehållsbaserade rekommendationer medan det för informant 1 inte är något hen arbetar med i lika hög utsträckning. Informant 3 använder ett externt verktyg och cookies för att samla in data från

användare som produkt-klick, produktattribut och köpbeteenden som de därefter baserar utformningen av rekommendationer på. Informant 2 och 3 arbetar, som tidigare nämnt, på samma företag och vi kan därför konstatera att båda informanterna använder sig av innehållsbaserade rekommendationer. Till skillnad från informant 2 och 3 arbetar inte informant 1 med innehållsbaserade algoritmer. Informant 1 redogör att då användare måste ge samtycke till att data ska lagras kan det anses vara känsligt för användarna. Den produktguidetjänst som informant 1 tar fram är baserad på zero-party data och därmed inte beroende av användarens tidigare interaktion på hemsidan, och vi kan därför konstatera att informant 1 inte utformar innehållsbaserade rekommendationer.

Vi kan således konstatera att informant 1 inte arbetar med innehållsbaserad rekommendation i deras produktguidetjänst. Å andra sidan förklarar informant 1 att hen inte arbetar med innehållsbaserad algoritmer i produktguidetjänsten, men att det finns en funktion i systemet som gör det möjligt för e-handlare att spara ner data om hur användaren navigerar, för att sedan använda det som personifieringsdata för framtiden. Gemensamt för samtliga informanter finns det en vetskap kring innehållsbaserade algoritmer men att det är något som används i olika stor utsträckning beroende på vad e-handelskunderna besitter för data om användare.

Stitina, Kaloun och Bencharef (2022) redogör för att användarprofiler utformas för användare baserat på hur de innehållsbaserade algoritmerna samlar in, analyserar och filtrerar användardata. Trots att litteraturen redogör att användarprofiler kan användas för att utforma produktrekommendationer, kan vi konstatera att ingen av informanterna baserar rekommendationer på användarens profil.

5.3 Kollaborativ rekommendation

Hussien et al. (2021) förklarar att kollaborativa rekommendationer kan utformas genom att identifiera gemensamma nämnare mellan användare och produkter. Vidare förklarar författaren att gemensamma nämnare kan vara information i form av betygsättningar, köp och produkt-klick (Hussien et al., 2021). Som tidigare nämnt är den produktguidetjänst som informant 1 arbetar med baserad på zero-party data. Det innebär att likväl som för innehållsbaserad rekommendation, används kollaborativ rekommendation i begränsad utsträckning av informant 1. Således kan vi konstatera att informant 1 använder den data som deras e-handelskunder besitter om sina användare, för att därefter utforma kollaborativa rekommendationer. Informant 3 förklarar att de huvudsakligen skapar manuella associationer mellan produkter oberoende vad algoritmerna analyserat fram, där strategin bakom kan vara så simpel som att de vill tömma lagret. Därmed kan vi konstatera att informant 2 och 3 inte använder kollaborativa algoritmer i stor utsträckning utan det är något som manuellt kan utformas om det finns ett behov av det vid skapande av rekommendationer.

Hussien et al. (2021) belyser att den användarbaserade algoritmen jämför användares preferenser och beteenden med andra och utformar produktrekommendationer därefter. Samtliga informanter påstår att de inte arbetar med användarbaserade algoritmer. Informant 1 uttrycker att hen inte arbetar med användarbaserade algoritmer idag men att det är data som flera av deras e-handelskunder besitter om sina användare. Informant 1 redogör att användarbaserade algoritmer är något som kan vara relevant att införliva i framtiden. Å andra

sidan berättar informant 1 att hen rangordnar produkter utefter vilka produkter användare filtrerat fram och köpt, vilket tyder på att informant 1 baserar rekommendationer på vad flera användare har för preferenser. Således kan vi konstatera att informant 1 omedvetet arbetar med användarbaserade rekommendationer till viss del idag, men att det är något som kan komma att införlivas mer i framtiden.

Hussien et al. (2021) förklarar att en användares nära grannar kan definieras vid användarbaserade rekommendationer för att utforma mer exakta och relevanta rekommendationer. Eftersom en användare och dess nära grannar har liknande preferenser kan systemet förutspå vilka produkter som användarens rent potentiellt skulle vara intresserad av och således göra relevanta rekommendationer (Hussien et al., 2021). Utifrån empirin kan det konstateras att samtliga informanter inte definierar nära grannar vid användningen av användarbaserade rekommendationer. Vi anser att behovet inte existerar i hög utsträckning hos samtliga informanter. Informant 1 använder ett RS som i dagsläget baserar rekommendationer på vad den specifika användaren har för preferenser i nutid och har därmed inte ett stort behov av att koppla användare med liknande preferenser vid utformning av produktrekommendationer. Som informant 3 redogör är det inte lika vanligt att mindre e-handelsföretag optimerar produktrekommendationer i den grad som stora e-handelsföretag gör, vilket vi anser kan vara anledningen till varför informant 2 och 3 till viss del utformar produktrekommendationer manuellt. Vidare kan det således vara anledningen till varför informant 2 och 3 inte arbetar med avancerade RS där den användarbaserade algoritmen definierar nära grannar.

Smith och Linden (2017) förklarar att den produktbaserade algoritmen utgår från att användare som köpt en viss produkt, vid nästa köptillfälle med stor sannolikhet vill köpa en annan typ av produkt. Vidare belyser författarna att det då kan vara relevant att rekommendera produkter som haft hög försäljning i samband med att de första produkten köptes (Smith och Linden, 2017). Vi kan konstatera att ingen av informanterna arbetar med produktbaserade algoritmer där produkter kopplas utefter vilka produkter som har haft hög försäljning tillsammans. Informant 1 och 3 redogör dock att likt produktbaserade rekommendationer, kan produkter kopplas utefter vad e-handlarna önskar att sälja. Samtliga informanter redogör att rekommendationerna i de fall oftast baseras på att man till exempel vill tömma lagret eller introducera nya produkter. I litteraturen framgår det att den produktbaserade algoritmen är en av de mer framgångsrika algoritmerna vid produktrekommendation (Smith och Linden, 2017). Vi tycker att det är intressant att ingen av informanterna arbetar med den produktbaserade algoritmen, trots den i litteraturen framstår som den mest framgångsrika och användbara.

5.4 Kunskapsbaserad rekommendation

Aggarwal (2016) menar att den kunskapsbaserade algoritmen baserar rekommendationerna på användarens specifika krav i nutid. Det eftersom algoritmen kombinerar preferenser från användaren med attribut från en produkt och gör produktrekommendationer därefter (Singh, 2020). Den produktguidetjänst som informant 1 arbetar med gör produktrekommendationer genom att mappa användarens produktattribut, som ges i form av inmatade preferenser, med tekniska attribut. Således kan vi konstatera att det rekommendationssystem som informant 1 arbetar med till största del använder kunskapsbaserade algoritmer för att göra

produktrekommendationer. Vidare förklarar Aggarwal (2016) att kunskapsbaserade rekommendationer gör det möjligt för användaren att till stor del styra över vilka produkter som ska rekommenderas. Det är i linje med det informant 1 redogör, då hen menar att deras produktguide är bra när användaren har ett tydligt behov och specifika krav på produkten, vilket resulterar i att de till viss del kan styra över vilka produkter som rekommenderas. Eftersom den kunskapsbaserade algoritmen gör det möjligt att göra rekommendationer som är väl anpassade och personifierade till användaren krav, är den fördelaktigt när man vill rekommendera sällanköp (Aggarwal, 2016). Då de e-handelskunder som informant 1 arbetar med till största del säljer funktionella produkter, som till exempel vandringskängor, kan de klassas som sällanköp.

Vidare redogör Aggarwal (2016) att kunskapsbaserade rekommendationer kan koppla ihop en användares demografiska attribut med ett produktattribut, för att således matcha en användares preferenser med en viss produkt. Informant 1 förklarar att vid rekommendation av till exempel hudvårdsprodukter, kan användarens demografiska attribut som ålder vara relevant för att kunna göra exakta produktrekommendationer. Användningen av kunskapsbaserade algoritmer är inte något som informant 2 och 3 aktivt arbetar med för att göra exakta produktrekommendationer, men att valuta och rätt språk för användaren i sig kan vara en produktrekommendation. Informant 3 menar dock att det inte är den klassiska utformningen där produktattribut i systemet mappas med användarens preferenser. Vi kan därför konstatera att kunskapsbaserade algoritmer används i hög grad av informant 1, medan informant 2 och 3 inte arbetar med det.

Medan kollaborativ och innehållsbaserad rekommendation förlitar sig mer på historisk data om användaren, som tidigare köpbeteenden och betygsättning, baserar den kunskapsbaserade algoritmen rekommendationerna på användarens specifika krav i nutid (Aggarwal, 2016). I litteraturen framgår det därför att den kunskapsbaserade algoritmen är fördelaktig när man vill rekommendera nya produkter till användare eller rekommendera nya produkter som ingen tidigare gett någon betygsättning på (Singh, 2020). Det är i linje med det informant 1 redogör då hen menar att deras produktguidetjänst kan göra relevanta rekommendationer oberoende om det handlar om nya användare eller inte. Det eftersom användaren ger implicit feedback om de krav och preferenser hen har på produkten, under den session som användaren är inne på hemsidan. Således kan vi konstatera att det kallstartproblem som Aggarwal (2016) menar kan uppstå när systemet inte har tillräckligt med data för att kunna para ihop en användare med en produkt, inte blir ett större problem vid kunskapsbaserade rekommendationer. Vi anser därför att litteraturen och empirin är i linje med varandra när det kommer till den kunskapsbaserade algoritmens fördelar, eftersom intervjun med informant 1 tyder på att den bidrar med relevanta och exakta rekommendationer.

5.5 Hybridbaserad rekommendation

Isinkayea, Folajimib, Ojokoh (2015) förklarar att hybridbaserade rekommendationer kan skapas genom att kombinera information från två eller flera algoritmer. Vidare belyser författarna att det bidrar till att rekommendationer optimeras (Isinkayea, Folajimib, Ojokoh, 2015). Informant 1 redogör att produktguidetjänsten i dagsläget främst är baserad på kunskapsbaserade algoritmer. Å andra sidan förklarar informant 1 att systemet är anpassningsbart och om e-handelskunder besitter information från andra algoritmer kan den

integreras i systemet och således utforma hybridbaserade rekommendationer. Vidare förklarar informant 1 att de i framtiden planerar att utveckla produktguidetjänsten till att utforma rekommendationer som inte bara är baserade på zero-party data, utan också second-party data. Således kan kollaborativa algoritmer kombineras med kunskapsbaserade algoritmerna för att skapa hybridbaserade rekommendationer. Vi kan därför konstatera att det RS som informant 1 arbetar med inte är utformat till att skapa rekommendationer baserat på flera olika algoritmer i dagsläget, men att hybridbaserade rekommendationer är något som företaget planerar att införliva i produktguidetjänsten i framtiden.

Informant 3 uttrycker att hybridbaserade rekommendationer förekommer där innehållsbaserad- och kollaborativ rekommendation kombineras. Vidare förklarar informant 3 att rekommendationerna då baseras på den data som samlats in genom cookies och kombineras därefter med data som lagts in manuellt vid funktionen *andra köpte även*. Vi anser därför att informant 2 och 3 arbetar med hybridbaserade rekommendationer till viss del, men att det till sköts till viss del manuellt.

5.6 Diversity issue

Tidigare forskning redogör att diversity issue är något som varit aktuellt och känt under de senaste åren (Smith och Linden, 2017; Fayyaz et al., 2020). Vi kan konstatera att det är ett problem som samtliga informanter är medvetna om, men att de snarare ser det som en utmaning än ett stort problem de aktivt arbetar med för att motverka. Informant 1 menar att det blir en större utmaning för de e-handelsföretag som fokuserar på försäljning av visuella produkter, där användaren vill bli rekommenderad ett stort urval av produkter eftersom de tar beslut baserat på produktens estetiska parametrar. Eftersom informant 1 främst arbetar med rekommendation av funktionella produkter, som friluftskläder eller vitvaror, kan vi dra slutsatsen att det inte är något hen aktivt arbetar med för att motverka då behovet av mångfald vid rekommendation av funktionella produkter inte blir lika viktigt.

Till skillnad från informant 1, arbetar informant 2 och 3 till större del med att rekommendera visuella produkter. Informant 2 redogör att diversity issue därför blir en utmaning som de arbetar med för att få till rätt flöde av produktrekommendationer. Samtidigt menar informant 3, som arbetar med de mer tekniska bitarna på samma företag, att det diversity issue inte något hen aktivt arbetar med för att motverka då det inte är något algoritmerna i e-handelsplattformen tar hänsyn till i hög utsträckning. I litteraturen framgår det att traditionella RS-algoritmer till största del fokuserar på att rekommendera produkter som är i linje med vad användaren är intresserad av och kollat på tidigare, men att forskning på senare år har börjat studera hur tekniker kan användas för att förbättra både noggrannhet och mångfald på samma gång (Cai et al., 2020). Trots att informant 3 redogör att företag säkerligen har olika perspektiv på diversity-issue, menar hen att man måste gå till stora e-handelsföretag för att hitta någon som enbart arbetar med att optimera produktrekommendationer. Det eftersom det finns många andra aspekter inom e-handeln som måste falla på plats innan användningen av RS-algoritmer som fokuserar på båda mångfald och noggrannhet är något som prioriteras. Vi tycker det är intressant att samtliga intervjuer tar upp att användningen av RS och algoritmer vid produktrekommendationer kan bero på e-handelsföretagets storlek, men att det inte är något som framgår i litteraturen.

Informant 2 håller med om att storleken på e-handelsföretaget och dess produktsortiment har en avgörande roll för huruvida produktrekommendationer optimeras utifrån mångfald och noggrannhet. Noggrannhet syftar på att rekommendera produkter som är exakt i linje med vad användaren tidigare varit intresserad av eller köpt (Fayyaz et al., 2020). Samtidigt framgår det av informant 2 att noggrannhet och mångfald vid produktrekommendationer är något som hen ser som en utmaning och som det laboreras mycket med. Informant 2 menar att det är viktigt att inte bara rekommendera produkter som är i linje med vad användarens tidigare har kollat på, då det kan leda till att användaren blir uttråkad och överväldigad av ett stort utbud liknande produkter. Det är något som är i linje med vad litteraturen visar på då produktrekommendationer som endast baseras på vad användaren tidigare varit intresserad av eller köpt riskerar att användaren blir uttråkad av det produktutbud som rekommenderas (Stitini, Kaloun och Bencharef, 2022).

En intressant skillnad mellan informant 2 och 3 är deras olika syn på diversity-issue, trots att de arbetar på samma företag. Informant 2 redogör för fler exempel där mångfald och noggrannhet vid produktrekommendationer är något som de behövt arbeta med för att utvärdera, då hen menar att han inte vet om det alltid smart att rekommendera ett stort antal likadana produkter som användaren varit inne på. Informant 3 ger också exempel på när hen går in i företag och hjälper dem att rekommendera produkter utefter vad användaren har kollat på, men informant 3 menar att det inte finns underlag för att veta eller ta beslut gällande den problematik diversity issue medför eftersom hen inte samlar in den datan själv. Vi anser att informant 3, till skillnad från informant 2, har en lite mer kritisk syn på huruvida diversity issue faktiskt är ett problem, vilket kan bero på att hen är inne och nyttjar de automatiserade system som e-handlarna använder och menar att algoritmerna inte arbetar för att motverka just diversity issue. Informant 3 förklarar att den optimering som skulle kunna göras när det kommer till noggrannhet och mångfald vid produktrekommendationer i så fall sker manuellt, vilket även informant 2 redogör.

Stitini, Kaloun och Bencharef (2022) förklarar att överspecialisering främst är ett problem vid användning av innehållsbaserade rekommendationer. Det är något som stämmer överens med det som informant 1 redogör, då hen menar att överspecialisering blir ett problem om man endast baserar rekommendationerna på användarens tidigare historik och köpbeteende. Den produktguidetjänst som informant 1 arbetar med utgår från zero-party, vilket betyder att produktrekommendationerna är baserade på den filtrering användaren gör under en given session, där produkter rekommenderas utifrån de preferenser och behov användaren matat in. Rekommendationerna riskerar således inte att vara för överspecialiserat på användarens profil. Utifrån intervjun med informant 1 kan vi därmed konstatera att överspecialisering blir ett problem vid användningen av innehållsbaserad rekommendation, vilket är i linje med det som redogörs i litteraturen.

Informant 1 redogör att deras produktguidetjänst är bra när användaren har ett tydligt behov och letar efter en specifik produkt. Som tidigare nämnt i litteraturen är det något som Smith och Linden (2017) definierar som omedelbar avsikt, vilket innebär att det kan vara gynnsamt att rekommendera ett snävt urval av produkter till användaren eftersom hen har ett tydligt behov. Vi kan därför konstatera att mångfald vid produktrekommendationer inte blir lika viktigt när användaren själv filtrerar produkten utifrån de krav och preferenser användaren har på produkten. Som tidigare nämnt i diskussionen, utgår det RS som informant 1 arbetar med från denna typ av kunskapsbaserade rekommendationer, där användarens preferenser kombineras med attribut från en produkt (Singh, 2020). Genom att analysera litteraturen och

empirin kan vi därför konstatera att diversity issue inte blir en lika stor utmaning för de rekommendationssystem som baserar produktrekommendationerna på kunskapsbaserade algoritmer.

Eftersom det i intervjuerna framgår att informant 2 och 3 till större del arbetar med produktrekommendationer av visuella produkter, har inte användaren ett lika tydligt behov i form av funktionalitet. När inte användaren vet vad dem är ute efter blir det därför viktigare att införliva mångfald i rekommendationerna, då användaren vill se ett bredare utbud av produkter. Samtidigt menar Fayyaz et al. (2021) att ett system som enbart fokuserar på att rekommendera en större mångfald av produkter kan misslyckas med att tillgodose användarens behov och preferenser i samma utsträckning. Informant 2 förklarar att hen i många fall arbetar manuellt för att hantera den typen av utmaning, då algoritmen inte alltid kan identifiera produktattribut och koppla produkter till varandra. Vi kan därför konstatera att manuell hantering av kan vara nödvändigt för att säkerställa att användaren inte blir rekommenderad ett för stort urval av liknande produkter som användaren kollat på. Efter intervjun med informant 2 kan vi dock konstatera att det blir ett ytterligare ett problem om användaren inte interagerar med de produktrekommendationer som görs, och att företag därför behöver utvärdera huruvida produktrekommendationerna bör fokusera på noggrannhet eller mångfald.

Sammantaget kan vi konstatera att samtliga informanter är medvetna om den utmaning som diversity issue medför, men de arbetar olika för att hantera det. Trots att informant 1 redogör att det är ett problem som existerar när man arbetar med RS, är det inte något som hen arbetar med att för hantera i stor utsträckning. Det eftersom den produktguidetjänst som informant 1 arbetar med inte riskerar att leda till överspecialisering då systemet utgår från zero-party data. Informant 2 och 3 redogör för fler exempel där manuell hantering har använts för att motverka diversity issue, eftersom det inte är något som algoritmerna i e-handelsplattformen tar hänsyn till i hög utsträckning. Vidare är samtliga informanter eniga om att diversity issue blir en större utmaning för stora e-handelsföretag, där optimering av produktrekommendationer blir en mer kritisk aspekt för att användaren ska kunna navigera i det stora produktutbud som finns.

6 Slutsats

Vi har under uppsatsen gång fördjupat vår kunskap och fått många bra insikter inom det problemområde som undersöks i studien, och således fått en förståelse för huruvida forskningsfrågan ska analyseras och därefter besvaras. Utefter den studie som gjorts går det att konstatera att användningen av RS utgör en central del hos samtliga företag när det kommer till att göra relevanta produktrekommendationer inom e-handel. Vidare kan vi konstatera att olika algoritmer inom RS används för att utforma produktrekommendationer, där innehållsbaserad, kollaborativ och kunskapsbaserad rekommendation är algoritmer som samtliga företag arbetar med men i olika stor utsträckning och på olika sätt. Det ena företaget arbetar huvudsakligen med kunskapsbaserade algoritmer inom RS, medan det andra i större utsträckning arbetar med innehållsbaserad och kollaborativ produktrekommendation. Eftersom företagen till stor del baserar sina produktrekommendationer på den data e-handelskunderna besitter om sina användare, kan det i vissa fall resultera i en hybrid användning av algoritmerna hos samtliga företag.

Det är intressant att användningen av RS och dess olika algoritmer inte alltid är så automatiserat som man kan tro, utan att manuell hantering av produktrekommendationer kombineras med automatiserade system för att göra exakta och relevanta produktrekommendationer. Samtliga företag arbetar således med RS där automatiserade datatekniker som AI tillämpas för att göra relevanta produktrekommendationer, men de arbetar också manuellt för att utforma och optimera produktrekommendationer.

Vi kan konstatera att diversity issue är något som företag idag har hög kännedom kring, och till viss del tar i beaktning när det kommer till att utforma och optimera produktrekommendationer. Trots att företagen är eniga om att diversity issue är ett problem som existerar, arbetar de olika för att hantera utmaningen. Vi anser att det grundar sig i att företagen arbetar med olika algoritmer inom RS. Ett av företagen arbetar huvudsakligen med kunskapsbaserad algoritm vilket bidrar till att systemet inte blir överspecialiserat på användarens profil. Vidare arbetar företaget till största del med att rekommendera funktionella produkter, vilket gör att balansen mellan mångfald och noggrannhet inte blir lika viktig eftersom användaren inte köper produkten baserat på estetiska parametrar. Det andra företaget arbetar å andra sidan med mer visuella produkter, och det blir således mer väsentligt att hitta en balans mellan att rekommendera produkter som är i linje med vad användaren kollat på samtidigt som mångfald måste införlivas för att minimera risken att användaren blir uttråkad av de produkter som rekommenderas. Vi kan dock se att hantering av diversity issue ofta sköts manuellt, då det inte är något som algoritmerna i systemet tar hänsyn till i stor utsträckning.

Vidare kan vi konstatera att det i samtliga intervjuer framgår att man måste gå till stora e-handelsföretag för att det ska finnas personer som enbart arbetar med att optimera produktrekommendationer. Således blir diversity issue en större utmaning för större e-handelsföretag, där optimering av produktrekommendationer är kritiskt för att användaren ska kunna navigera i det stora produktutbud som finns. Anledningen till varför mindre

e-handelsföretag inte arbetar för att hantera utmaningen i lika hög grad grundar sig i att det finns många andra aspekter på en e-handelsplattform som måste hanteras innan diversity issue blir något som man aktivt arbetar med för att motverka.

6.1 Vidare forskning

Vi anser att RS är ett välutforskat område då tidigare forskning beskriver hur olika algoritmer kan användas för att rekommendera produkter inom e-handel på ett omfattande och detaljerat sätt. Utmaningen med diversity issue är å andra sidan mer begränsat i grad av forskning och vi anser därför att det finns ett behov att vidare studera området. Eftersom RS är så pass vanligt förekommande inom e-handel och något som användare dagligen möts av när de kollar på produkter online är det viktigt att företag är medvetna om den utmaning som diversity issue kan medföra. Brist på kunskap kan leda till att produktrekommendationer blir för överspecialiserade på användarens tidigare beteende, vilket i sin tur kan bidra till att användaren blir uttråkad av det produktutbud som rekommenderas. Vidare anser vi att framtida forskning bör involvera fler informanter som kan tillföra fler perspektiv på den utmaning som diversity issue medför. Vi tycker att det hade varit intressant att inte bara få intervjua de företag som tillhandahåller tekniska och strategiska lösningar inom RS åt e-handelsföretag, utan också undersöka hur e-handelsföretagen själva arbetar med RS och produktrekommendationer. Som tidigare nämnt i studien måste man gå till stora e-handelsjättar för att hitta någon som enbart arbetar för att optimera produktrekommendationer, men det hade varit intressant att undersöka möjligheterna för vidare forskning. En större variation på informanter gällande användningen av algoritmer och deras kännedom om den utmaning som diversity issue medför hade således bidragit med fler perspektiv och därmed till större giltighet i resultatet.

Appendix

Appendix A

Intervjuguide

Tema	Kategori	Frågor
Intro	Presentation av forskningsfråga Etik	<ul style="list-style-type: none"> - Presentera forskningsfråga och syftet med rapporten - Samtycke: fråga om ok att spela in intervju - Korrekt återgivning: Informera om att transkribering kommer ligga till grund för vårt resultat, intervjupersonen kommer få möjlighet att läsa igenom transkribering och ändra ordval, formulering et cetera om så önskas - Anonymitet: kommer publiceras på Lunds universitets uppsatshemsida
Om företaget och intervjupersonen	Intervjupersonens roll Företagets tjänst	<ul style="list-style-type: none"> - Vad är din roll på företaget? - Hur länge har du arbetat inom e-handel och med produktrekommendationer? - Vad är er tjänst? Vad säljer ni till kund?
Rekommendationssystem (RS)	Användningen av RS	<ul style="list-style-type: none"> - Hur arbetar ni med RS vid produktrekommendationer?

	<p>Tekniker bakom RS</p> <p>Framkallning av produktrekommendationer</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Vad är det för tekniker som ligger bakom era RS? - Hur samlar ni in data om användaren? - Framkallar ni rekommendationer genom explicit och/eller implicit feedback? <ul style="list-style-type: none"> - Explicit: användaren ger input om preferenser via betygsättning. - Implicit: data om användarnas beteende, historik och navigering används som underlag
<p>Algoritmer inom RS</p>	<p>Innehållsbaserad</p> <p>Kollaborativ</p> <p>Kunskapsbaserad</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Gör ni produktrekommendationer baserat på användarens tidigare köphistorik, beteenden och interaktion på sidan? - Utformar ni rekommendationer till en given användare baserat på vad användare som har kollat på liknande produkt gillar? - Utformar ni rekommendationer baserat på vilka produkter som köpts ihop? - Utformar rekommendationer baserat på vilka användare som konsumerat liknande produkter? - Rekommenderar ni produkter genom att matcha ihop en användarens preferenser med en produkts attribut? - Hur arbetar ni med produktrekommendationer för nya produkter? - Hur arbetar ni med produktrekommendationer när det handlar om nya användare? När det saknas historisk data om vad

	Hybridbaserad	<p>användaren tidigare kollat på eller köpt?</p> <ul style="list-style-type: none"> - Kombinerar ni olika algoritmer för att göra relevanta och bra rekommendationer?
Diversity-issue	<p>Medvetenhet</p> <p>Åtgärder</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Är ni medvetna om utmaningen som diversity issue medför? - Rekommenderar ni endast produkter baserat på vad som är i linje med användarens preferenser och intressen? - Rekommenderar ni produkter som användaren skulle kunna vara intresserad av, men som kanske skiljer sig från vad användaren kollat på tidigare eller deras angivna preferenser? - Hur arbetar ni för att hantera denna utmaning? - Hur gör ni för att rekommendera produkter som är i linje med användarens preferenser utan att det gör användaren uttråkad?

Appendix B

Transkribering av intervju med Dialogtrail

Organisation: Dialogtrail

Yrkesroll: CEO & Founder

Tid och plats: 13:00-13:45 02/05-2022. Microsoft Teams-möte, Sverige

Rad	Information
1	Vem är du och vad är din roll på Dialogtrail?
2	Jag har pluggat ekonomi från grunden och grundade Dialogtrail med min kollega för fyra år sedan. Idag är jag VD för bolaget.
3	Vad säljer ni till kund? Vad är er tjänst?
4	Vi säljer en produktguide-tjänst som e-handelsföretag kan använda som ett verktyg för att göra relevanta produktrekommendationer. Produktguiden utgår från användarens behov och preferenser, och på ett liknande sätt som ett filter, tar den fram produkter som matchar. Systemet ställer frågor till användaren och presenterar sedan produkter som matchar användarens preferenser och behov. Vi har alltså byggt ett verktyg för att e-handelsföretag ska kunna bygga guiden. Det är en form av "drag-and-drop" funktionalitet där e-handlaren ställer in vilka frågor de vill att användaren ska ge input om och samlar data kring denna. Det är e-handlaren själv som skriver in vilka frågor de vill att användaren ska ge feedback om, ofta produktexperter på företagen. Vi kan dock hjälpa dem på vägen kring vad de borde tänka på när de använder guiden, men det är e-handlaren själv som bestämmer vilka frågor som de faktiskt vill ställa till deras användare.
5	Hur länge har du arbetat e-handel och produktrekommendationer?
6	När vi grundade Dialogtrail för fyra år sedan arbetade vi inte med produktrekommendationer initialt utan det är något som växte fram. Vi började med arbeta med traditionella chatbotar till en början men insåg att vi ville ligga närmre konverteringen och produkterna. Vi insåg att vi var bra på att rekommendera produkter och släppte chatbot-konceptet, då det misstolkade det vi gjorde eftersom det förknippades med kundtjänst. Nu har tjänsten paketerats om till en form av guidetjänst, ett sätt att bygga interaktiva produktguider.
7	Arbetar ni endast med produktrekommendationer inom e-handel?

8	Ja, bara e-handel mot konsumenter. Vi får ibland förfrågningar om vi kan rekommendera andra saker utanför e-handel men det är utanför vår nisch idag.
9	Vad är det för tekniker som ligger bakom era lösningar?
10	AI kan man använda lite lösare medan machine learning (ML) måste vara just ML för att man ska kunna säga att man arbetar med det. Det är ett form av smart system, där algoritmer räknar på produkternas relevans utifrån ett antal kriterier som vi har tagit fram. Det viktigaste för rekommendationen är produktdata som man matar in i systemet; produktens attribut, dess olika egenskaper et cetera. Detta matas in i olika kolumner beroende på produktens egenskaper, med bilder, pris et cetera. Alltså liknande något som man matar in till Google Shopping, men matar man in det till oss gör man det med betydligt mer produktdata.
11	Vad är det för typ av kunder ni har?
12	När vi arbetade med chatbots hade vi ett brett urval av kunder men nu har vi gått mer mot funktionella produkter där funktion ofta överväger form. Vi har till exempel Outnorth som kund där vi fokuserar på att ta fram en guide för att hitta rätt friluftskläder. Vi har också Elon som kund där det handlar om att guida och hitta rätt tvättmaskin till exempel. Våra rekommendationer är bra när användaren har ett tydligt behov. Istället för att utgå från produkterna, utgår vår typ av rekommendation från användaren och mappar dessa preferenser mot tekniska attribut. Det eftersom de e-handlare vi jobbar med arbetar med försäljning av mer funktionella produkter och det kan därför vara svårt att bedöma vad som passar användaren bäst endast baserat på produktens utseende.
13	Hur samlar ni in information om användare för att utforma produktrekommendationer?
14	En användare klickar på olika alternativ i guiden, till exempel under olika frågor som dyker upp när användaren navigerar på sidan. Dessa svar kan man som e-handlare välja att spara ner och använda som personifieringsdata för framtiden om man har rätt "consent" från kunden. När en kund trycker på en knapp, till exempel om kunden vill få rekommendation om rätt kosttillskott kanske han/hon trycker på knappen "jag vill ha mer energi". Den knappen är då kopplad till flera produktattribut och det som händer i bakgrunden när kunden trycker i att de vill ha mer energi av kosttillskottet är att han/hon får rekommendationer om aminosyror som stämmer väl överens med de preferenser som angivits. När användaren sedan har fyllt i sina preferenser och krav på produkten kommer systemet göra produktrekommendationer baserat på alla de produktattribut som användaren matat in via knapparna.
15	Ni låter alltså användaren ge "feedback" på vad de vill ha ut av produkten?
16	Ja.
17	Baserar ni även era produktrekommendationer på användarens tidigare

	köpbeteende och historik?
18	Nej vi arbetar inte så mycket med det. Det vi brukar prata om är zero-party data. Det är sådant du får direkt av användaren. Det som ni beskriver är något som många andra produktrekommendationer jobbar utifrån, så kallad <i>second party</i> data som kollar på användarens tidigare beteenden. Ur ett GDPR perspektiv är det en fördel att arbeta med zero-party data då det är sådant som användaren faktiskt har uppgett, medan det andra är att dra slutsatser utifrån användarens beteende vilket kan vara känsligt. Det finns de i vår kundkrets som kikar på om man kan kombinera dessa två på något sätt, och kanske något som vi kommer att arbeta med framöver men idag arbetar vi utifrån vad användaren ger för input. Sedan arbetar vi med en viss nivå av slumpmässighet, om något blir väldigt populärt rangordnar vi det men i förhållandevis till användarens input är det en ganska liten del. Så även om vi inte använder tidigare köphistorik från användaren idag, är de möjligt att mata in den informationen till oss som ett ingångsvärde om e-handlaren har ett CRM med den datan kopplat till oss.
19	Använder ni olika metoder eller algoritmer för att utforma produktrekommendationer utifrån vad användaren har gett för input?
20	Ja det gör vi. Vi bygger i princip hur rekommendationen ska ske i vårt system. Om man vill göra en guide för löparskor, första frågan som användaren då ska svara på är kanske kön och då kan vi bestämma att det ska vara ett krav för rekommendationen. Nästa fråga kanske ber användaren ge feedback om vad det är för typ av löpning han/hon är intresserad av, men det ska inte vara ett krav för rekommendationen utan istället ha 80% vikt. Man ställer således in alla parametrar i rekommendationen allt eftersom man bygger guiden. Utöver det arbetar vi med en algoritm som kollar på hur vanligt ett visst produktattribut är i förhållande till andra, och andra parametrar för att få in smarthet i rekommendationsprocessen.
21	Bygger ni produktrekommendationer på vad flera användare har matat in för preferenser?
22	Det är alltid en person som får rekommendation i slutändan. Men det kan ha påverkats på vad andra användare har gjort. Låt säga att två användare har svarat exakt samma och valt "Produkt 3", då kommer vi ge den produkten en liten "push" till nästa användare då den var av hög relevans. På så sätt gör vi en liten rangordning. Risken med det kan vara att det blir ett självuppfyllande eftersom användaren tenderar att trycka på den första produkten. Därför måste systemet rotera produkterna lite för användaren, samtidigt som systemet kollar på den relevanspoängen som vi sätter.
23	Arbetar ni med algoritmer som kollar på vad användare som har kollat på liknande produkter gillar och rekommenderar produkter baserat på vad liknande användare är intresserad av? Så kallad "nära grannar"?
24	Nej, vi arbetar inte med det idag. Det är dock något vi kikar på att kombinera längre fram, att slutrekommendationen när vi har gjort en guide ska kunna bli

	mer kombinerad baserat på data som e-handlaren har från andra system. E-handlaren har ofta något system som kikar på det i rekommendationen och det finns de som vill att vi ska använda det som man redan känner till och berika guidens rekommendationer. Det är alltså inte något som vi arbetar med idag men som vi med stor sannolikt kommer arbeta med framtiden.
25	Arbetar ni med produktrekommendationer där man kopplar ihop produkter med varandra? Till exempel att man märker att vid köp av produkt A så köper även många produkt B då dessa är associerade med varandra, och att man då rekommenderar dessa produkter tillsammans?
26	Ja vi arbetar med att koppla produkter direkt till varandra men inte baserat på vad tidigare användare har köpt. När guiden byggs kan vi ställa in att systemet ska rekommendera matchande batterier i samband med att skruvdragare rekommenderas. Vi arbetar även med "bundles". Inom kosmetik arbetar vi med att guiden ska rekommendera produkter i en hel hudvårdsrutin, till exempel att vi definierar att det ska vara ett ansiktsvatten, ett serum et cetera. Om användaren ger feedback om att produkterna måste vara veganska kommer alla produkter i denna "bundle" att vara veganska. På det sätt arbetar vi med merförsäljning och "cross-försäljning", men inte baserat på användarens köphistorik.
27	Så det är mer baserat på vad användaren filtrerar?
28	Ja. Men det är också produktexperter som har koll på vad som borde rekommenderas utifrån kundens svar och feedback. Det är ofta produktexperter som bygger våra guider och de bestämmer att utifrån dessa svar från användaren ska det här och det här rekommenderas. Där gäller det att ställa användaren bra frågor, som om de skulle gå in i en butik och tala om vad de är intresserade av.
29	Då blir det lite mer manuell inmatning beroende på vad andra användare har svarat tidigare?
30	Ja precis. Det första steget när man bygger upp en guide är en manuell process där man tar fram frågor. Ibland händer det att man lägger ut en guide men inser efter några veckor att många kunder verka fastna på exempelvis fråga tre, och då får man gå in och justera det för att få ett bättre genomflöde genom guiden. Själva guiden i sig och vilka rekommendationer den ska generera är det en expert som sitter och arbetar med.
31	Rekommenderar ni produkter genom att matcha ihop en användares preferenser med en produkts attribut? Till exempel att ni kollar på en användares demografiska attribut för att länka samman det med en produkts egenskaper?
32	Ja, det beror dock på vad det är för frågor som är relevanta att ställa för att göra rekommendationerna. Ålder kan vara ett attribut som är relevant när man vill

	<p>rekommendera hudvårdsprodukter, men handlar det om löparskor är ålder inte lika relevant till exempel men då kan det finnas andra preferenser som är relevanta. Det kan således skilja sig lite beroende på vad det är för produkter man vill rekommendera och hur guiden ska utformas. Men ofta är det utifrån kundens behov och aktivitet, och ibland kan det handla om "mjukare" preferenser som vilken färg användaren föredrar.</p>
33	<p>Denna form av algoritm, som matchar ihop en användares preferenser med en produkts attribut, är mer fördelaktig när man vill rekommendera mer sällanköp och lyxvaror. Då vill användaren ha produkten "customized" utifrån specifika preferenser. Är det något ni arbetar med hos era kunder?</p>
34	<p>Ja det gör vi. Om det handlar om att rekommendera vandringskängor, vilket är något som man inte köper särskilt ofta men när man väl köper det måste det vara utifrån användarens exakta preferenser. Det är en väldigt hög grad av personalisering och customization. Samma sak gäller vid köp av exempel tvättmaskin, där det är viktigt för kunden att det ska bli rätt.</p>
35	<p>Hur skapar ni rekommendationer för nya användare där man har lite information om användarens tidigare köpbeteenden och historik? Du sa tidigare att ni inte arbetar med algoritmer som baserar produktrekommendationer på användarens tidigare köpbeteenden, men hur ser ni på det problemet?</p>
36	<p>Där tror jag att vår guide är väldigt bra då vi nästan inte behöver någon tidigare data utan vi går nästan alltid på vad som är "här och nu" och vad kunden ger för input under sessionen. Baserat på vad kunden sen svarar så får de olika följdfrågor och det blir därför inte samma upplevelse för varje kund. Om en kund har väldigt specifika preferenser eller behov får de kanske fler följdfrågor. En vanlig fråga kan vara erfarenhetsnivå. Vi har till exempel byggt en snowboardguide åt ett stort brand, och de första de frågar deras användare är erfarenhetsnivå. Om användaren säger att han/hon är nybörjare får de lite färre och lättare frågor, men säger användaren att deras nivå är avancerad får de istället svara på mer "nördiga frågor" och systemet går då in på specifika preferenser och behov för att göra mer personifierade produktrekommendationer.</p>
37	<p>I många fall rekommenderar man produkter som har fått bra betygsättning av användare. Hur rekommenderar ni nya produkter som ingen användare tidigare har gett betyg på?</p>
38	<p>I ursprungsläget tar vi inte någon beaktning till betygsättning eller hur nya produkter är, utan det är något e-handlare kan ställa in om de önskar utifrån den data de har tillgänglig. Man kan arbeta med många olika variabler när vi bygger vår guide. E-handlare kan själva ställa in vilka parametrar de vill vikta på. Något som är populärt att göra är att om man till exempel har två likadana brands, kan man vikta upp sig på det. Produktbetyg och liknande kan man använda för att vikta upp en produkt i en rekommendation för de som bygger</p>

	guiden ska kunna bestämma vilka parametrar som man ska kolla på. Man ställer i princip in guiden på hur man vill att den ska göra. Jag vet inte någon som går på denna produk feedbacken idag, men det är så man skulle göra det isåfall: när man rekommenderar produkten, prioritera de produkter som har höga betyg.
39	Kombinerar ni olika algoritmer för att göra produktrekommendationer? Och olika parametrar som era kunder vill ska finnas med i systemet?
40	Ja absolut. All data e-handelsföretagen kan få med i sitt produktunderlag som de skickar till oss kan användas, till exempel om de har produktbetyg eller någon form av "popularitetsscore" så kan dessa parametrar kombineras när vi utformar guiden. Det finns många bolag som är bra på att samla in data om användarens tidigare köpbeteenden et cetera. Vi tror därför inte vi kommer att bygga vår styrka där, men att det stället ska vara möjligt för e-handlare som har den data (tex kunders betygsättning på produkter) ska kunna inkludera den och utnyttja den i vårt system.
41	Som vi varit inne på tidigare vill man rekommendera produkter som är i linje med användarens preferenser och intressen men samtidigt finns det många studier som säger att det är viktigt med mångfald vid rekommendationer också. Det är något som benämns som diversity issue, en utmaning där företaget måste tillhandahålla relevanta rekommendationer baserat på användarens preferenser, samtidigt som det måste finnas en mångfald i det som rekommenderas. Är detta problem något ni är medvetna om?
42	Det blir nog ett större problem om man endast baserar produktrekommendationerna på kundens tidigare beteenden. Eftersom vi alltid kollar på användarens preferenser under den sessionen användaren är inne på sidan, där användaren filtrerar utefter behov och systemet gör sedan en beräkning och presenterar den mest relevanta produkten. Då användaren själv gör en form av filtrering blir det inte riktigt ett problem, att systemet blir för överspecialiserat på tidigare beteende. Jag vet dock med mig om att det är ett problem för de som baserar rekommendationer på användarens tidigare historik och köpbeteende då man riskerar att hamna i en loop där användaren bara blir rekommenderad liknande produkter som man tidigare köpt eller kollat på.
43	När användaren filtrerar vad hon/han är intresserad av i ert system, händer det då att ni rekommenderar produkter som skiljer sig lite från den feedback som användaren matar in? Till exempel om ni har en ny produkt som ni vill rekommendera eller att ni försöker rekommendera något som inte är exakt i linje med användarens preferens utifrån vad hon/han filtrerar?
44	Ja självklart. Det blir inte alltid en match på det användaren säger. Det som kan hända i slutändan när vår beräkning ska rekommendera en viss produkt, utefter den filtrering som användaren gjort, är att en viss produkt inte matchar på en viss preferens användaren matat in men att det matchar på all annan feedback som användaren har gett. Vi brukar väldigt tydligt koppla produktens

	<p>rekommendation till användarens svar. Användaren kan se vad dem har svarat och hur väl det stämmer in på produkterna. Produkterna är sedan rangordnade därefter. Ibland kan det hända att produkter hamnar på samma nivå, till exempel att två skor har exakt samma egenskaper som användaren har frågat efter. Här kan e-handlaren ställa in sina egna regler när det händer, till exempel att systemet då ska rekommendera de skor som har bäst reviews, den produkt som det finns mest i varulager av eller om det är e-handelsföretagets egna varumärke et cetera.</p>
45	<p>Vi har förstått att mindre e-handelsföretag inte arbetar med att få in mångfald i produktrekommendationerna eftersom det är många andra bitar av rekommendationssystemet som måste fungera först?</p>
46	<p>Ja. Det är stor skillnad beroende på vad det är för produkter som ska rekommenderas. En rekommendationsmotor som går på till exempel fashion eller liknande produkter som användaren köper baserat på estetiska parametrar, då är det väldigt viktigt att bli rekommenderad många olika alternativ. Det eftersom man köper det baserat på något visuellt, man vill kunna scrolla och se många olika bilder för inspiration. När det handlar om att rekommendera produkter som användaren köper i ett mer funktionellt syfte, till exempel tvättmaskin där användaren inte bryr sig lika mycket om hur produkten ser ut blir diveristy issue inte ett lika stort problem. Man vill istället att det ska vara rätt. De är mer tekniskt svåra produkter och användaren kanske istället spenderar tid på efterforskning kring funktion, genom att till exempel läsa artiklar och kolla Youtube-videos. Det finns därför en stor skillnad i köpmönster mellan visuella och funktionella produkter. Diveristy issue är nog något som är ett större problem för de e-handlare som arbetar med visuella produkter, där man behöver variation för att kunden ska hitta rätt.</p>
47	<p>Ja precis. En användare som kollar på en vit skjorta vill kanske bli rekommenderad ett par byxor som passar till skjortan utefter “people who bought this also bought”, snarare än att bli rekommenderad 10 liknande vita skjortor då det kan riskera att användaren blir uttråkad.</p>
48	<p>Ja precis.</p>

Appendix C

Transkribering av intervju 1 med Awelin

Organisation: Awelin

Yrkesroll: Head of E-commerce

Tid och plats: 13:30-14:15 28/04-2022. Microsoft Teams-möte, Sverige.

Rad	Information
1	Vem är du och vad är din roll på Awelin?
2	Jag heter Axel är Head of E-commerce på Awelin som är en digital marknadsföringsbyrå. Jag har varit på Awelin i 4 år. När jag kom in på Awelin började jag direkt arbeta med digital marknadsföring. Efter cirka ett år märkte jag att det dök upp allt fler kunder som behövde stöttning i de mer tekniska bitarna kring hur e-handel fungerar. Det handlade mycket om mätning och plattformar och eftersom jag hade erfarenhet av kodning från när jag gick Systemvetarprogrammet fick jag ansvar för de frågorna. I dagsläget har jag hjälpt uppemot sjuttio kunder under fyra år med diverse projekt vilket hjälpt mig att bygga upp en bas där jag vet vad problemet är, och om jag inte kan lösa ett visst problem förstår jag hur utvecklarna kan hjälpa till. Just nu har jag tillsammans med en partner på Awelin bildat en ny avdelning där vi kommer in och är operativa som e-handelschefer åt bolag. Det finns en brist för tillfället i Stockholm på specialister inom e-handel och då erbjuder vi att komma in och stötta bolag i det tekniska, strategi, projektledning och budget. De tekniska omfattar bland annat produktinformation, kravställning, plattform, vägledning och mätning. Vi blir således en e-handelschef som går in och stöttar bolag. Det kan också handla om bolag som har en specifik produkt de är måna om och specialiserade på, men vill sälja den online. Vi arbetar alltså med från start-up bolag, som är på ruta noll, till börsnoterade miljardbolag. Vi försöker ha fem stycken e-handelskunder åt gången.
3	Hur länge har du arbetat med e-handel och produktrekommendationer?
4	3 år
5	Vad säljer ni på Awelin?
6	Vi säljer vår erfarenhet

7	Hur arbetar ni med produktrekommendationer inom e-handel till användare?
8	<p>Det är mestadels när vi går in hos kunder som e-handelschefer som vi arbetar med produktrekommendationer på deras hemsidor. Jag har också erfarenhet av produktrekommendationer från när jag arbetat med digital marknadsföring hos andra kunder. Det som ska vara sagt är att det är inte så många företag som aktivt jobbar med produktrekommendationer som man kanske borde tro att det är, givet hur upplevelsen är för dig som användare som shoppar online. Exempelvis “andra köpte även” eller “lägg till det här”, det är väldigt sällan det finns djupa tankar bakom produktrekommendationerna. Vissa bolag har givetvis djupare tankar bakom, som Unicorns et cetera. De är inne och arbetar med det som kan ge det lilla extra, men för bolag som omsätter under 50 miljoner skulle produktrekommendationer på den detaljnivån inte vara största fokus. Företag som omsätter under 50 miljoner har spridda prioriteringar, som att få företaget att gå runt, vilket bidrar till att den detaljnivån som produktrekommendationer kräver är något man inte kommer till då det finns mycket annat att prioritera. Du måste omsätta mer och hamna på en högre nivå för att väva in de bitar som produktrekommendationer innebär, om du inte går till ett företag som som sköter de tekniska bitarna åt dig.</p>
9	Hur arbetar de företagen?
10	<p>De företag som tillhandahåller tekniska lösningar vet att folk är medvetna om produktrekommendationer men har inte tid att arbeta med detta själva, och därför skapar de en AI-lösning som är “plug-in play” och så sköter de bitarna. Så som situationen är nu hos de bolag som jag arbetar sätter man upp relationer manuellt eftersom bolaget inte erhåller en tillräckligt stor produktkatalog, exempelvis om en användare har köpt ett par kalsonger och bolaget vill att de också ska köpa strumpor. Då skapas relationen mellan kalsonger och strumpor i plattformen manuellt. Då visar produktsidan för kalsonger även strumpor. Ett annat tillvägagångssätt är att man använder det som är “out of the box” för plattformen, exempelvis på “Shopify” där det finns ett färdigt block, en algoritm, vilket resulterar i att man kan få upp i princip vad som helst. Ofta är det klick-baserat, produkten som har besökts mest är den som visas eller är det produktinformationsrelaterat, som samma färg eller liknande namn. Mindre bolag arbetar inte aktivt med algoritmen för hur detta ska funka utan det handlar mer om strateginivån som ska vi ha “cross- sell” eller “up-sell”.</p>
11	Hur samlar Awelin information från användare för att kunna utforma produktrekommendationer?
12	<p>Informationsinsamlingen är oftast baserat på cookies för att det är inte självklart att plattformar har “log- in” funktionen som bidrar med data i form av användares köphistorik. Det är således från cookies information hämtas. Cookies bidrar med “straightforward” information på vad en viss användare har besökt under en “session” (under tiden användaren är inne). En session på Awelin mäts i Google Analytics där trafiken på hemsidan och användarbeteenden mäts. Via cookies är det enkelt att veta vilka produkter en viss användare har besökt under en session,</p>

	<p>på så sätt kan man enkelt hitta tillbaka till vanliga fält av produktrekommendationer för en viss användares köpbeteende. Vidare används också “andra köpte även” manuellt, där det på en strategisk nivå endast innebär att “boxarna” fylls med produkter som bör säljas då det finns mycket på lager. Detta skapar en psykologisk trigger hos användare till att tänka “jag kanske också vill kanske ha den här”, men egentligen är det endast för att lagret behöver tömmas eller rekommendera nya produkter.</p>
13	<p>Baserar ni era rekommendationer på vilka produkter som haft hög försäljning i samband med att en viss produkt köpts? Tex “People who bought this also bought”?</p>
14	<p>Den typen av rekommendationer dyker vanligen upp vid varukorgen eller vid “check-out” eftersom man vet att detta är produkter som ofta köps tillsammans. Genom att lägga en produkt i varukorgen vet man då att det finns en relation till produkten och vid checkouten kanske det finns ett till fält som säger “andra köpte även” där fältet innehåller produkter som enkelt kan läggas till i varukorgen.</p>
15	<p>Rekommenderar ni produkter genom att matcha ihop en användares preferenser med en produkts attribut? Till exempel genom att kolla på en användares demografiska attribut för att länka samman det med en viss produkts egenskaper.</p>
16	<p>Denna typ av algoritm används inte specifikt vid produktrekommendationer utan snarare för att visa rätt valuta, antal varor på lager, rätt språk vilket i sig kan vara en form av produktrekommendation, men inte den klassiska där den boxen med produkter som är baserat just för den specifika användaren i det landet. Det mest är manuellt skött. Det grundar sig i att de bolag jag arbetar med är lite mindre och besitter inte den kunskapen av RS och har därmed inte den datainsamlingen eller datakvaliteten som man kanske förväntar sig att ett bolag har. Man tänker att bolag har stora mängder sparad data, egentligen är den kanske bara en person som lagt ett script på en e-handels hemsida och att således är det inte stora mängder data som bolaget har samlat in och har vetskap kring. Scriptet gör kanske inte så mycket men det finns där. Man överskattar därmed hur duktiga folk är. Det är få e-handlare som är väldigt duktiga på specifikt RS vilket leder till att man överskattar komplexiteten på hemsidorna. Ett exempel är ett av sveriges hetaste techbolag, som är begränsat insatta i vad användare faktiskt gör. De har inte koll på vad en användare klickat på i ett mail, de vet om användaren har öppnat mailet men ingenting om knappklick därefter i mailet.</p>
17	<p>Kombinerar ni de olika metoderna för att optimera produktrekommendationer?</p>
18	<p>Vi använder cookies i kombination med att vi manuellt kan föra in “andra köpte även”.</p>
19	<p>Som vi varit inne på tidigare vill man rekommendera produkter som är i linje med användarens preferenser och intressen men samtidigt finns det många studier som säger att det är viktigt med mångfald vid rekommendationer</p>

	också. Det är något som benämns som diversity issue, en utmaning där företaget måste tillhandahålla relevanta rekommendationer baserat på användarens preferenser, samtidigt som det måste finnas en mångfald i det som rekommenderas. Är detta problem något Awelin är medvetna om?
20	Jag är medveten om att problemet existerar. Jag vet själv att om man får upp en produktbaserad facebookkannons vill man inte få upp en produktrekommendation som visar samma skjorta i fem olika storlekar. Problemet finns alltså om produktstrukturen är uppbyggd för att skapa de problemen. Det är inget jag aktivt jobbar med och jag tror inte att produktrekommendations- algoritmen som är inbyggda i plattformen heller tar hänsyn till detta problem. Det är säkert så att andra företag skulle beskriva ett annat perspektiv eller andra tillvägagångssätt för att hantera diversity issue. Grunden till det hela är att e-handel är en så pass stor del av ett företag att diversity issue utgör är en så pass liten detalj för att det ska finnas en specifik person som tar hand om det. Du behöver gå till enorma e-handelsföretag för att man ens ska finna en person som ansvarar för bara produktrekommendationer. Det är det en bra funktion på en e-handelshemsida, men det är inget som mindre e-handelsföretag optimerar i lika hög utsträckning. Problemet är i princip omöjligt att behärska av de verktygen som jag använder då verktygen inte bidrar med underlag för att förstå problemet. Detta eftersom jag antingen manuellt förutbestämmer vilka produkter som ska visas eller så har jag överlåtit ansvaret till exempelvis Shopifys funktioner. Därmed har jag inte underlag för vilka produktrekommendationer som visas för användaren vid ett specifikt tillfälle. Det finns inget underlag för att veta eller ta beslut gällande vad problematiken diversity issue medför eftersom jag inte samlar in den datan. Datan finns säkert men då hade jag endast upptäckt detta när jag själv varit inne och testa kundens hemsidan. Alternativt det hade rapporterats till customer service.
21	Varför arbetar inte mindre e-handelsföretag med rekommendationssystem och produktrekommendationer?
22	Man måste ta hänsyn till att det är så många bitar som ska falla på plats för att e-handel ska gå runt att vissa saker låter man bara att vara eftersom det finns annat som måste prioriteras. Speciellt när det kommer till mindre e-handelshemsidor som omsätter under 100- 50 miljoner. Diversity issue är ett intressant område men i det stora hela är frågan hur mycket det påverkar köpresan, finns det ett värde att ta tag i problemet om det inte ger omsättning. Mindre bolag väljer kanske hellre att lägga resurserna på att utveckla produkter eller effektivisera hemsidan som kan leda till fler konverteringar. Det är en detaljfråga i ett stort system.
23	Har ni träffat kunder som varit medveten om diversity issue och velat hantera utmaningen?
24	De kunder jag arbetar med är inte medvetna om att diversity issue är något man kan arbeta med för att motverka. Om de skulle veta är det något de själva tagit inspiration från en annan e-handelshemsida. Den vetskapen är begränsad. Av den anledning har vi utvecklat vår avdelning där vi kan komma in och vara delaktig i de bitarna. Det finns enstaka fall där tanken dykt upp men då har det inte enbart handlat om produktrekommendationer utan också om sortering på kategorisidor.

	Exempelvis “det här är vår bästsäljare, när man klickar på klänningskategorin ska klänningen vara den första som dyker upp”. Denna typen av krav på rekommendationer har kunder efterfrågat. Ett annat företag som säljer underkläder hade som krav att exkludera presentkort från produktrekommendationer, men detta var en produkt som inte gick att exkludera då viss produktkategorier inte kan exkluderas från Shopify motor.
--	--

Appendix D

Transkribering av intervju 2 med Awelin

Organisation: Awelin

Yrkesroll: CEO & Founding Partner

Tid och plats: 10:00-10:20 06/05-2022. Telefonmöte, Sverige.

Rad	Information
1	Vem är du och vad är din roll på Awelin?
2	Jag heter Anton och är VD och grundare av Awelin som är en e-handel och digital marknadsföringsbyrå. Vi är 14 personer i Stockholm. Innan det var jag marknads och e-handelschef på Daniel Wellington i 5 år. Jag är också rådgivare till olika private equity bolag, främst vid köp av av direct-to-consumer bolag med e-handel som bas.
3	Är diversity issue ett problem ni på Awelin är medvetna om?
4	Ja. Det är en utmaning alla har när det kommer till kundresan på hemsidan, alltså hur vi lägger in flödesdynamik mellan produkterna. Vi ser inte diversity issue som ett stort problem men det är en utmaning som vi jobbar med hela tiden och som det laboreras mycket med. Det är så att desto större produktsortiment, desto större möjligheter men därmed också svårigheter. När vi arbetar med produktrekommendationer med en av våra kunder är det till exempel enkelt för en användare som kollat på en skjorta, att även lägga till en overshirt, eftersom man kan ha den över den vita skjortan. Det finns därför definitivt relaterade produkter som man kan rekommendera.
5	Vi har förstått det som att om man endast baserar rekommendationerna på

	vad användaren tidigare har kollat på eller köpt riskerar systemet att bli för överspecialiserat?
6	Ja så kan det absolut bli.
7	Vad gör ni för att hantera den utmaning som diversity issue medför? Hur arbetar ni för att det ska bli lite mer variation för kunden på hemsidan?
8	Jag tror att i de allra flesta plattformar som används, beroende på vilken kategori som man pratar om, så finns det olika plugins som man kan jobba med. Och dessa kan man slå av och på. Till exempel att du inte vill att systemet ska göra på ett speciellt sätt, utan du vill istället lägga in manuellt och se vad som händer, som en skicklig e-handelschef gör då och då. Då kan man manuellt ändra något som till exempel rubriksättning, vilket betyder att det då inte behöver vara någon automatiserad koppling i systemet överhuvudtaget utan det kan man då manuellt laborera med. Vi gjorde detta med en av våra kunder som säljer damkläder. De sålde väldigt mycket vid just en tid på året, nämligen blommiga klänningar på våren. Algoritmen kunde inte identifiera blommor eller mönster och göra produktrekommendationer därefter. Vi valde då att lägga en "split" manuellt där vi la in relaterade produkter. Vi döpte dock inte denna kategori till "relaterade produkter" eftersom det ändå inte var en algoritm som behövde hämta den kategorin. Istället döpte vi den till "mer blommor på våren" och la in allt som var blommigt under den och kopplade alla produkter som var blommiga. Det som vi dock behövde se över och utvärdera var att om en användare är på väg att köpa en blommig klänning, så kanske inte massa andra val av blommiga klänningar ska rekommenderas också eftersom det kan döda konverteringsgraden.
9	Kan du ge något mer exempel på detta?
10	Om jag som användare är inne på en sida och ska köpa en skjorta som finns i tre olika färger, då är det tre val. Jag som användare kanske gillar färgen grön mest och det blir ett enkelt val. Om skjortan istället hade funnits i fem olika nyanser av grönt hade detta valet inte blivit lika enkelt och jag hade med största sannolikhet inte köpt skjortan. Det finns därför en risk att systemet rekommenderar för många olika blommiga klänningar, bara för att användaren har varit inne och kollat på en. Vi ville utvärdera detta och gjorde ett test hos en kund i två olika länder. Vi skapade då en kategori med produkter som skulle passa till den klänning som användaren hade valt. Här måste du dock jobba manuellt för det finns ingen algoritm som kan hämta denna data och bygga rekommendationer av. I av länderna var det fler som köpte originalprodukten som de hade kollat på, men det var nästan ingen som köpte de produkter som var "relaterade produkter".
11	Det kan alltså bli tvärtom-effekt om man fokuserar för mycket på presentera många alternativ vid produktrekommendationer?
12	Ja det kan det absolut bli. Sen nu pratar vi om "related products" men sen kommer det ofta produktrekommendationer i kassan när användaren ska betala. Om detta tar för mycket plats i kassan blir det det bli fel. Det finns de som gör

	<p>detta bra, där det finns en dynamik av att om användaren köper en produkt för 1200 då får man bara relaterade produkter som kostar mindre. Det som jag tycker är utmaning är att användaren inte "rör det sen", till exempel att de inte trycker de relaterade produkterna som rekommenderas när de kollar på en produkt. Det är då det kan bli fel. Det jag menar är att man måste utmana det hela tiden. Är det verkligen smartast att rekommendera produkter som är väldigt likt det som användaren kollat på, jag är inte alls så säker på det.</p>
13	Hur arbetar ni med automatiserade produktrekommendationer?
14	<p>Awelin är konsultföretag, vi gör därför inget automatiserat själva men alla våra e-handelskunder använder olika system som är automatiserade. Vi nyttjar de system som finns och de automatiserade system som används är alla våra e-handelskunder som har Shopfiy till exempel. Där det finns en variant av "relaterade produkter", att man klickar på en t-shirt och så får man upp andra liknande t-shirts. Sen finns det även andra produktrekommendationer som "others have also looked at" - då kan man slänga in lite vad som helst och sen är det automatiskt. De flesta plattformar som vi arbetar med hos våra e-handelskunder har stöd för produktrekommendationer.</p>

Referenser

- Adamopoulos, P. & Tuzhilin, A. (2014). On Over-Specialization and Concentration Bias of Recommendations: Probabilistic Neighborhood Selection in Collaborative Filtering Systems, *Association for Computing Machinery*, Tillgänglig online: <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/2645710.2645752> [Hämtad 12 April]
- Aggarwal, C.C. (2016). Knowledge-Based Recommender Systems, *Recommender Systems*. Springer, Cham, Tillgänglig online: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-29659-3_5 [Hämtad 25 April 2022]
- Alamdari, P. M., Navimipour, N.J., Hosseinzadeh, M., Safaei, A. A., & Darwesh, A. (2020). A Systematic Study on the Recommender Systems in the E-Commerce, *IEEE Access*, vol. 8, ss. 115694-115716, Tillgänglig online: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9118884> [Hämtad 10 April 2022]
- Alvehus, J. (2019). Skriva uppsats med kvalitativ metod: en handbok, *2a upplagan*, Liber AB: Stockholm
- Bryman (2008). Samhällsvetenskapliga metoder, *2a upplagan*, Liber AB: Malmö
- Cai, X., Hu, Z., Zhao, P., Zhang, W.S., & Chen, J. (2020). A hybrid recommendation system with many-objective evolutionary algorithm, *Expert Systems with Applications*, vol. 159, Tillgänglig online: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417420304723?casa_token=hUfZwBwIjnwAAAAA:hwCzVN9cSi8yiFCYOFBjPOxxDpA2luUUsmneN8V7c3SZIS2A3eJdfQZHfDGHQvqtW15GG9bUhS8 [Hämtad 8 April 2022]
- Cheng, H., Chiang, R.H.L., & Storey, V.C. (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact, *MIS Quarterly*, vol. 36, no. 4, ss. 1165–88, Tillgänglig online: https://www.jstor.org/stable/41703503?casa_token=ae7m-vo3e3kAAAAA%3A-9DTA_u5I2-WZMdhUQvElCnvGV52_ufWCfxTQdRrU_CkLJgHenT1nZPXIAT0BzDjIRgxV79RWbbGJoew3-7s9Y1MqtxvUf7EWllsxxQUdijGBZsPanOoZ&seq=1 [Hämtad 10 Maj 2022]
- Dalal, E., & Singh, P. (2021). Comparative Analysis of Various Recommendation Systems, Kountchev, R., Mironov, R., Li, S. (eds) *New Approaches for Multidimensional Signal Processing. Smart Innovation, Systems and Technologies*, vol 216, ss. 187-193, Tillgänglig online: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-33-4676-5_14#citeas [Hämtad 6 April 2022]
- Fayyaz, Z., Ebrahimian, M., Nawara, D., Ibrahim, A., & Kashef, R. (2020). Recommendation Systems: Algorithms, Challenges, Metrics and Business Opportunities, *Applied*

- Sciences*, vol 10, no. 21, Tillgänglig online:
<https://www.mdpi.com/2076-3417/10/21/7748> [Hämtad 11 April 2022]
- Feng, S., Meng, J., & Zhang, J. (2021). News Recommendation System in the Era of Information Overload, *Journal of Web Engineering*, vol. 202, ss. 459–470, Tillgänglig online: <https://journals.riverpublishers.com/index.php/JWE/article/view/5969/5501> [Hämtad 15 April 2022]
- Hussien, F. T. A., Rahma, A.M.S., Wahab, H.B.A. (2021). Recommendation Systems For E-commerce Systems An Overview, *Journal of Physics: Conference Series*, Tillgänglig online:
<https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1897/1/012024/pdf> [Hämtad 15 April 2022]
- Isinkaye, F.O., Folajimi, Y.O., & Ojokoh, B.A. (2015). Recommendation systems: Principles, methods and evaluation, *Egyptian Informatics Journal*, vol. 16, no 3. Tillgänglig online: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1110866515000341> [Hämtad 13 April 2022]
- Javari, A., & Jalili, M. (2014). A probabilistic model to resolve diversity-accuracy challenge of recommendation systems. *Knowledge and Information Systems*, vol 44, ss 609-627, Tillgänglig online: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10115-014-0779-2> [Hämtad 13 April 2022]
- Jacobsen, D.I. (2002). Vad, hur och varför? Om metodval i företagsekonomi och andra samhällsvetenskapliga ämnen, Lund: Studentlitteratur
- Li, S.S & Karahanna, E. (2015). Online Recommendation Systems in a B2C E-Commerce Context: A Review and Future Directions, *Journal of the Association for Information Systems*, vol. 16, no. 2. Tillgänglig online: <https://aisel.aisnet.org/jais/vol16/iss2/2/> [Hämtad 10 April 2022]
- Ocón Palma, M.C., Seeger, AM., Heinzl, A. (2020). Mitigating Information Overload in e-Commerce Interactions with Conversational Agents, in F.D. Davis, R. Riedl, J. vom Brocke, P.M Léger, A. Randolph & T. Fischer (eds), *Information Systems and Neuroscience*, Switzerland: Springer Nature, ss. 221-228
- Shah, K., Salunke, A., Dongare, S., & Antala, K. (2017). Recommender systems: An overview of different approaches to recommendations. *International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS)*, ss. 1-4, Tillgänglig online:
<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8276172/authors#authors> [Hämtad 6 April 2022]
- Singh, S. (2020). Why Am I Seeing This? How Video and E-Commerce Platforms Use Recommendation Systems to Shape User Experiences, Open Technology Institute, Tillgänglig online:
<https://www.newamerica.org/oti/reports/why-am-i-seeing-this/> [Hämtad 7 April 2022]

- Smith, B., Linden, G. (2017). Two Decades of Recommender Systems at Amazon.com, *IEEE Internet Computing*, vol. 21, no. 3, ss. 12-18. Tillgänglig online: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7927889?casa_token=5uUKbchOVxkA AAAA:xbhMmuCR4G9tfJ1BcstbR-0usqGTHFakYRNjNw4xbVPRo7Y1FwhUGXPY XKodFRzKWYCugQrN3Kc [Hämtad 4 April 2022]
- Statista. (2022). E-commerce worldwide, Tillgänglig online: <https://www.statista.com/topics/871/online-shopping/> [Hämtad 18 April 2022]
- Statista. (2022). Retail e-commerce sales worldwide from 2014 to 2025, Tillgänglig online: <https://www.statista.com/statistics/379046/worldwide-retail-e-commerce-sales/> [Hämtad 5 Mars 2022]
- Statista. (2022). E-commerce as percentage of total retail sales worldwide from 2015 to 2025, Tillgänglig online: <https://www.statista.com/statistics/534123/e-commerce-share-of-retail-sales-worldwide/> [Hämtad 18 April 2022]
- Stitini, O., Kaloun, S., & Bencharef, O. (2022). An Improved Recommender System Solution to Mitigate the Over-Specialization Problem Using Genetic Algorithms, *Electronics*, vol. 11, no. 2, Tillgänglig online: <https://www.mdpi.com/2079-9292/11/2/242> [Hämtad 14 April 2022]
- Valcarce, D., Landin, A., Parapar, J., & Barreiro, A. (2019). Collaborative filtering embeddings for memory-based recommender systems, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 85, ss. 347-356, Tillgänglig online: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197619301599?casa_token=KCFRmdsA9cgAAAAA:ebG6WVJnKpCyP6cdjd-SQh2bjpQdn42DeuTosgUxEJjUYG3K_7OIVYM8Fg0rX8WomvUq6TV80w [Hämtad 20 April 2022]
- Xie, R., Liu, Q., Liu, S., Zhang, Z., Cui, P., Zhang, B., & Lin, L. (2015). A probabilistic model to resolve diversity–accuracy challenge of recommendation systems, in *IEEE Transactions on Big Data*, Tillgänglig online: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9512443> [Hämtad 13 April 2022]
- Zhang, Z., Xu, G., & Zhang, P. (2016). Research on E-commerce Platform-Based Personalized Recommendation Algorithm, *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, vol. 2016, Tillgänglig online: <https://www.hindawi.com/journals/acisc/2016/5160460/> [Hämtad 14 April 2022]
- Zhang, Q., Lu, J. & Jin, Y. (2020) Artificial intelligence in recommender systems. *Complex & Intelligent Systems*, vol. 7, ss. 439–457, Tillgänglig online: <https://link.springer.com/article/10.1007/s40747-020-00212-w> [Hämtad 10 Maj 2022]