

Riikka Sillanpää

**Haku- ja Suosittelevjärjestelmät; toiminta ja vaikutus
Amazonin verkkomarkkinoilla**

Tietotekniikan kandidaatintutkielma

29. huhtikuuta 2021

Jyväskylän yliopisto

Informaatioteknologian tiedekunta

Tekijä: Riikka Sillanpää

Yhteystiedot: riikka.k.sillanpaa@student.jyu.fi

Ohjaaja: Tuomo Rossi

Työn nimi: Haku- ja Suosittelevjärjestelmät; toiminta ja vaikutus Amazonin verkkomarkkinoilla

Title in English: Search and recommendation systems; usage and impact on Amazons eCommerce platform

Työ: Kandidaatintutkielma

Opintosuunta: Tietotekniikka

Sivumäärä: 26+0

Tiivistelmä: Kandidaatintutkielmassa tarkastellaan haku- ja suosittelujärjestelmiä ja niiden toimintaa. Järjestelmiä keskitytään tutkielmassa tarkastelemaan verkkokauppojen ja varsinkin Amazonin verkkokaupan kontekstissa. Myös haku- ja suosittelujärjestelmien mahdollista vaikutusta verkkokauppojen kilpailuun käsitellään.

Avainsanat: hakujärjestelmät, suosittelujärjestelmät, Amazonin verkkokauppa, kilpailu verkossa

Abstract: This bachelor's thesis aims to examine search and recommendation systems and their usage in eCommerce and especially in Amazons eCommerce platform. The systems possible part in impacting competition on eCommerce platforms is also examined.

Keywords: search systems, recommendation systems, Amazon eCommerce, competition online

Sisällys

1	JOHDANTO	1
2	HAKUJÄRJESTELMÄT	2
2.1	Kyselyn tulkinta	2
2.2	Tulosten hakeminen	3
2.3	Tulosten järjestäminen	3
3	SUOSITTELUJÄRJESTELMÄT	4
3.1	Sisältöperusteiset suosittelujärjestelmät	4
3.2	Yhteistoiminnalliset suosittelujärjestelmät	5
3.3	Demograafiset suosittelujärjestelmät	5
3.4	Hybridit suosittelujärjestelmät	6
3.5	Ongelmat ja haasteet	6
4	VERKKOMARKKINAT	8
4.1	Markkinamallit	8
4.1.1	Monisuuntainen markkina-alustamalli	8
4.1.2	Jälleenmyyntimalli	9
4.2	Verkkomarkkinoiden merkittävimmät kilpailuedut	9
4.2.1	Datan hyödyt	10
4.2.2	Näkyvyys	10
4.3	Esitetyt datankäsittelyn ongelmat verkkomarkkinoilla	11
5	AMAZONIN TOIMINTA	13
5.1	Historia	13
5.2	Lähihistoria ja nykypäivä	14
5.3	Tulevaisuus	16
6	YHTEENVETO	18
	LÄHTEET	19

1 Johdanto

Haku- ja suosittelujärjestelmien merkitys on noussut kaikkialla internetin tiedon määrän lisääntymisen takia (Jiang ym. 2019). Erityisesti verkkokaupoissa niiden käyttö on jopa pakollista, jotta käyttäjät löytävät itseään kiinnostavat tuotteet vaivattomasti joka näin johtaa todennäköisemmin ostotapahtumaan. Esimerkiksi (Lemon ja Verhoef 2016) mukaan asiakastapahtuman ostovaiheessa liiallinen tieto tai valinnanvara saattavat vaikuttaa negatiivisesti asiakkaan etsintä- ja ostohalukkuuteen.

Verkkomarkkinoiden osuus kaupasta on kasvanut vuosien saatossa ja erityistä kasvua nähtiin vuonna 2020 covid-19 pandemian takia (Maria 2020; Kim 2020). Amazon toimii yhtenä johtavista verkkomarkkina-alustoista, joten sen toimintaa ja teknologioiden käyttöä on relevanttia tutkia. Lisää mielenkiintoa Amazonin toimintaa kohtaan tuovat julkaisut, joissa tutkitaan muun muassa kysymyksiä yrityksen mahdollista kilpailuvastaisesta toiminnasta (Khan 2016; Tucker 2019; Katz 2019), sekä EU:n komission toimeenpaneva kysely aiheeseen 10.11.2020.

Tutkielma käsittelee haku- ja suosittelujärjestelmiä, niiden käyttöä Amazonin verkkokaupassa ja vaikutusta Amazonin fasilitoimien verkkomarkkinoiden toimivuuteen. Tutkimuskysymys johon tutkielma pyrkii löytämään vastauksen on ”Haku- ja suosittelujärjestelmien vaikutus Amazonin verkkomarkkinoilla”.

Tutkielmassa tutustutaan ensin luvuissa 2 ja 3 haku- ja suosittelujärjestelmiin kyseisessä järjestyksessä. Luvussa 4 taas käsitellään verkkomarkkinoita ja viimeiseksi ennen yhteenvetoa käsitellään luvussa 5 Amazonia. Kappaleet on jaettu niin että ennen Amazonin toimintaa käsittelevää lukua käytetyt konseptit ja käsitteet olisivat aikaisemmissa luvuissa tulleet jo tutuiksi.

2 Hakujärjestelmät

Luvussa käsitellään hakujärjestelmiä ja niiden yleistä toimintaprosessia, erityisesti verkkokauppojen näkökulmasta. Hakujärjestelmät hakevat annettuja hakusanoja vastaavia tuotteita sivuston datapankista. Ne kehitettiin auttamaan käyttäjiä löytämään hakemiaan asioita internetin jatkuvasti kasvavasta datamäärästä.

Hakujärjestelmät toimivat verkkokaupan kontekstissa yleensä luonnollisen kielen kyselyiden avulla, mutta muitakin kyselykäytänteitä löytyy. Kysely, eli hakusanat, syötetään hakukenttään, jolloin järjestelmä aloittaa hakuprosessinsa: kyselyn tulkinnan, vastausvaihtoehtojen hakemisen ja vastausten asettamisen paremmuusjärjestykseen (H. Zhang ym. 2020). Haun jälkeen käyttäjä reagoi vielä hakutuloksiin – esimerkiksi ostamalla haetun tuotteen, tekemällä uuden haun tai poistamalla sivustolta kokonaan –, jonka jälkeen järjestelmä ottaa huomioon käyttäjän syötteen ja tarvittaessa muuttaa tuotteiden järjestystä seuraavassa haussa (Hu ym. 2018).

Hakujärjestelmän laatua voidaan mitata esimerkiksi järjestelmän antamien tulosten tarkkuudella – eli vastasivatko haun tulokset odotettuja hakutuloksia –, haun ja tulosten esittämisen nopeudella, sekä tulosten ajankohtaisuudella/relevanssilla (eng. real-time relevance). Suorituskykyyn vaikuttavat muun muassa hakujärjestelmän hakualgoritmit, datan rakenne, laitteisto ja edellämainittujen laatu (Haucap ja Heimeshoff 2014).

2.1 Kyselyn tulkinta

Kyselyn tulkinnan vaiheessa luonnollisella kielellä annettu kysely muutetaan tietojärjestelmän ymmärtämään muotoon, jotta tietojärjestelmän dataa osattaisiin yhdistää hakusanoihin. Prosessiin kuuluu esimerkiksi annetun kyselyn kirjoitusvirheiden korjaaminen, turhien sanojen poistaminen, sanojen vaihtaminen toisiin ja kyselyn pilkonta hakutermeiksi (H. Zhang ym. 2020). Hakusanoja voidaan myös lisätä, jos alkuperäinen kysely ei tuota tuloksta (Hirsch ym. 2020).

2.2 Tulosten hakeminen

Tulosten haussa kysely on edellisessä vaiheessa muutettu tietojärjestelmän ymmärtämiin termeihin ja niiden perusteella tietojärjestelmästä haetaan samoja termejä omaavia alkioita. Vastaavat alkiot liitetään hakutulosten joukkoon (H. Zhang ym. 2020).

Vaiheen lopussa tuloksista ollaan siis karsittu turhat tuotteet ja haku on täten periaatteessa valmis. Hakuprosessi etenee seuraavaksi vielä tulosten järjestämiseen, jota kuvataan seuraavassa alaluvussa.

2.3 Tulosten järjestäminen

Ennen hakutulosten palautusta käyttäjälle ne järjestetään paremmuusjärjestykseen. Näin käyttäjä saa ensimmäisenä näkyviin hakua parhaiten vastaavat tulokset (Hu ym. 2018).

Tuloksia voidaan järjestää esimerkiksi hakutermien esiintymistiheyden tai samankaltaisuuden perusteella. Myös alkion uutuus ja klikkaus- eli interaktiomäärä voivat toimia järjestämistapoina. Erilaisia järjestämistapoja käytetään usein yhdessä (Yin ym. 2016). Verkkokäyttöön järjestämiseen käytetään myös yleensä käyttäjien asioinneista kerättyä dataa, kuten esimerkiksi tuotteen hakukertoja, arvosteluja, interaktion määrää ja myyntituloja (Karmaker Santu, Sondhi ja Zhai 2017).

3 Suosittelevat järjestelmät

Luvussa käsitellään suosittelujärjestelmiä, niiden toimintaa, eri alaluokkia ja yleisiä ongelmia. Suosittelevat järjestelmät perustuvat käyttäjistä kerättyyn tietoon. Tämän tiedon perusteella ne pyrkivät suosittamaan käyttäjälle häntä kiinnostavia tuloksia, kuten tuotteita tai palveluita, suuresta määrästä vaihtoehtoja (Lu ym. 2015; Isinkaye, Folajimi ja Ojokoh 2015). Järjestelmät pyrkivät mahdollisimman laadukkaisiin suosituksiin (Isinkaye, Folajimi ja Ojokoh 2015; Jiang ym. 2019). Suositusten laatua voidaan arvioida esimerkiksi mahdollisimman suuren osto- tai vuorovaikutusprosentin perusteella (Lu ym. 2015).

Tietoa käyttäjistä kerätään suorin ja epäsuorin keinoin. Tietoa kerätään suoraan käyttäjän itsestään ja kiinnostuksenkohteistaan jättämästä tiedosta ja esimerkkinä tästä ovat käyttäjän suorittamat arvioinnit joistain tuotteista. Epäsuoriin keinoihin kuuluvat käyttäjän toiminnan, kuten ostojen tai hakujen tarkkailu (Lu ym. 2015; Isinkaye, Folajimi ja Ojokoh 2015).

Suosittelujärjestelmät voidaan jakaa neljään ryhmään: sisältöperusteiset, yhteistoiminnalliset, demograafiset ja hybridit suosittelujärjestelmät (Lu ym. 2015). Näitä suosittelujärjestelmien muotoja ja niiden perinteisiä ongelmia käsitellään seuraavissa alaluvuissa.

3.1 Sisältöperusteiset suosittelujärjestelmät

Sisältöperusteiset suosittelujärjestelmät suosittelevat käyttäjälle tuotteita hänen aikaisemman toimintansa, kuten ostojen, mukaan siten, että suositellun tuotteen attribuutit muistuttavat mahdollisimman paljon käyttäjää aikaisemmin kiinnostaneiden tuotteiden attribuutteja (Lu ym. 2015; Fu ym. 2019). Toisin sanoen, jos käyttäjä on juuri ostanut keittokirjan, suosittelujärjestelmä ehdottaa tälle samankaltaisia keittokirjoja tai muita keittokirjaan liittyviä tuotteita. Toiminnaksi voidaan lukea esimerkiksi ostot, positiivisten arvostelujen antaminen, tuotteen haku tai tuotteen sivustolla käynti (Lu ym. 2015).

Tekniikalla on omat hyvät ja huonot puolensa. Hyviä puolia ovat a. suositusten nopea muovautuvuus käyttäjän preferenssien muuttuessa ja b. suositusten perusteena käytetään vain käyttäjän omaa profiilia, jolloin muita käyttäjiä ei prosessiin tarvita ja tällöin myös käyt-

täjien toiminta pysyy muilta salattuna. Huonoiksi puoliksi voidaan lukea tarve suureen datamäärään käyttäjän toiminnasta laadukkaiden suositusten muodostamiseksi. Toinen huono puoli on suositusten samankaltaisuus jo ostettuihin tai arvosteltuihin tuotteisiin, jolloin uusia käyttäjälle tuntemattomia tuotteita on vaikeampi löytää (Isinkaye, Folajimi ja Ojokoh 2015).

3.2 Yhteistoiminnalliset suosittelujärjestelmät

Yhteistoiminnalliset suosittelujärjestelmät toimivat rakentamalla käyttäjä- ja tuoteprofileita, jotka liitetään toisiinsa käyttäjien preferenssien avulla. Järjestelmä sitten vertaa käyttäjiä keskenään ja ryhmittää käyttäjiä samojen mieltymysten mukaan, niin sanotuiksi naapurustoiksi, ja suosittelee käyttäjälle ryhmän muidenkin jäsenten suosimia tuotteita (Isinkaye, Folajimi ja Ojokoh 2015; Rezaeimehr ym. 2018; Jiang ym. 2019). Tällöin tarjotut suositukset auttavat käyttäjää löytämään myös uusia, tälle ennen tuntemattomia tuotteita.

Tekniikan hyviä puolia ovat mahdollisuus uusien kiinnostavien tuotteiden esiintymiseen käyttäjän suosituksissa. Yksittäisestä käyttäjästä ei myöskään tarvitse kerätä suurta määrää dataa ennen kuin laadukkaita suosituksia pystytään tekemään. Huonoja puolia ovat kuitenkin järjestelmän tarve muihin profileihin suosituksia annettaessa ja suositusten muovautuvuuden hitaus vastaamaan muuttuneita preferenssejä. Lisäksi, jos samankaltaista makua ei löydy, on joitain käyttäjiä vaikeaa lisätä ryhmään. Ongelmaksi saattaa myös tulla käyttäjän datan leviäminen muiden tietoon suosituksien kautta (Isinkaye, Folajimi ja Ojokoh 2015).

3.3 Demograafiset suosittelujärjestelmät

Demograafisten suosittelujärjestelmien perustana on oletus siitä, että saman demografian – kuten ikä, sukupuoli tai maantieteellinen sijainti – ihmiset olisivat kiinnostuneita samankaltaisista asioista. Täten demograafisissa suosittelujärjestelmissä käyttäjät ryhmitellään heidän demografioidensa mukaan.

Demograafisten suosittelujärjestelmien toimintaperiaate on ryhmittelyä lukuun ottamatta täysin sama yhteistoiminnallisten suosittelujärjestelmien kanssa. Molemmista siis käyttäjälle suositellaan tuotteita käyttäjän omien sekä ryhmän muiden käyttäjien kiinnostuksen kohteiksi.

den mukaan (Lu ym. 2015).

3.4 Hybridit suosittelujärjestelmät

Jos kahta tai useampaa aikaisemmin mainittua tekniikkaa käytetään yhdessä, kutsutaan tätä metodia hybridiksi suosittelujärjestelmäksi (Lu ym. 2015). Hybridejä suosittelujärjestelmiä käytetään yleensä maksimoimaan yhdistettyjen tekniikoiden hyötyjä sekä minimoimaan niiden huonoja puolia (Isinkaye, Folajimi ja Ojokoh 2015).

Hybridi suosittelujärjestelmät voivat erota huomattavasti toisistaan rakenteellisesti. Hybridi suosittelujärjestelmät kun voivat rakentua usealla eri tavalla. Esimerkkejä ovat puhtaiden erillisten sisältöperusteisten ja yhteistoiminnallisten suosittelujärjestelmien käyttäminen ja niiden tuottamien tulosten yhdistäminen, sisältöperusteinen suosittelujärjestelmä, jossa on myös yhteistoiminnallisia piirteitä, sekä toisinpäin ja eri suosittelujärjestelmien rakentaminen yhtenäiseksi järjestelmäksi (Isinkaye, Folajimi ja Ojokoh 2015).

3.5 Ongelmat ja haasteet

Suosittelujärjestelmien perinteisiä ongelmia ovat esimerkiksi tiedon alustus, datan harvuus (eng. sparsity), skaalautuvuus ja synonyymiluettelot. Ongelmista tiedon alustus ja synonyymiluettelot vaikuttavat kaikissa suosittelujärjestelmien alalajeissa, kun taas skaalautuvuuden ja varsinkin datan harvuuden ongelmia esiintyy enimmäkseen vain yhteistoiminnallisesti toimivissa suosittelujärjestelmissä (Isinkaye, Folajimi ja Ojokoh 2015).

Alustus ongelma viittaa tiedon puute ongelmaan uuden käyttäjän tai tuotteen tapauksessa. Tällöin suosituksia ei voida antaa tarvittavien preferensseihin ja arvosteluihin perustuvien yhteyksien puutteen takia (Lu ym. 2015; Rezaeimehr ym. 2018).

Datan harvuus on myöskin tiedonpuute ongelma käyttäjien preferensseistä, joka esiintyy silloin, kun käyttäjä on arvostellut vain pienen osan mahdollisista datan alkioista (Rezaeimehr ym. 2018). Arviointeihin perustuva matriksi käyttäjistä ja tavaroista jää liian harvaksi ja vaikeuttaa laadukkaiden suositusten löytämistä (Natarajan ym. 2020).

Skaalautuvuusongelma esiintyy käyttäjä- tai tuotedatan määrän voimakkaasta kasvusta ja siitä johtuvien suositusten määrän lisääntymisestä. Suositusten generointiin käytettävät lineaariset menetelmät vievät tällöin liikaa aikaa. Ongelmaa pyritään usein korjaamaan yleistämällä pienemmällä datamäärällä tuotettuja suosituksia suurempaan kontekstiin tai poistamaan suositusten tuottamiseen käytettävästä datasta ääripäitä, eli hyvin suosittuja ja epäsuosittuja tuotteita. Tällaiset korjaukset kuitenkin heikentävät suositusten luotettavuutta, eivätkä täten ole kunnollisia vastauksia ongelmaan (Isinkaye, Folajimi ja Ojokoh 2015; Linden, Smith ja York 2003).

Synonyymiluettelo-ongelma taas muodostuu samankaltaisten, mutta eri nimisten, tuotteiden takia. Järjestelmät eivät tällöin välttämättä rekisteröi tuotetta samanlaiseksi ja täten suosittelavaksi jonkin toisen kanssa, vaikka ne olisivat käytännössä täysin identtiset (Abid, Ashraf ja Butt 2020).

4 Verkkomarkkinat

Luvussa käsitellään verkkomarkkinoiden malleja, kilpailuetuja verkkomarkkinoilla ja verkkomarkkinoilla vakiintuneen datankeräyksen herättämiä mahdollisia ongelmia. Samalla luodaan pohja verkkomarkkinoiden ja kilpailumekanismien ymmärrykselle ja sen avulla voidaan seuraavassa luvussa käsitellä Amazonin toimintaa.

4.1 Markkinamallit

Niin verkko kuin tavallisillakin markkinoilla toimivat yritykset käyttävät liiketoimintansa suunnitteluun erilaisia toimintamalleja. Malleja voidaan toteuttaa puhtaasti tai niitä voidaan sekoittaa, jolloin yritys päättyy tilanteenmukaisesti yhdistelmämalliin. Alaluvussa käsiteltävät mallit ovat monisuuntainen toimintamalli sekä jälleenmyyntimalli. Molempia käytetään Amazonin verkkokaupassa.

4.1.1 Monisuuntainen markkina-alustamalli

Monisuuntaiset alustat (eng. multi-sided platforms) tarkoittavat alustoja, joilla toimii kaksi tai useampia osapuolia. Esimerkkejä monisuuntaisista alustoista ovat muun muassa Uber ja Airbnb (Hagi ja Wright 2015b). Hagi ja Wrightin (2015b) mukaan myös Amazonin toimintamalli on muuttunut puhtaasta jälleenmyyjämallista monisuuntaisemmaksi vuosien aikana. Luvussa käsitellään monisuuntaisten markkina-alustojen mallia eli monisuuntaista alustaa, jolla tapahtuu markkinatoimintaa eli tuotteiden vaihtoa rahaa vastaan (Hagi ja Wright 2015a).

Monisuuntaisten alustojen pääpiirteitä ovat, että ne tarjoavat kahdelle tai useammalle eri toimijalle yhteisen ympäristön toistensa kanssa asioimiseen. Osapuolet päättävät yksilöllisesti toimintansa säännöt, kuten tarjoamansa palvelun hinnat, tuotteen suosinnan esimerkiksi eettisistä syistä tai tarjoamiensa vuokrausten pituudet. Toimijat myös valitsevat haluamansa toisen osapuolen ja alusta ei itse osallistu toimintaan (Hagi ja Wright 2015b). Amazonin esimerkissä yksityiset tuotteiden tarjoajat ja verkkokaupan asiakkaat löytävät toisensa alustan avulla. Jokainen osapuoli valitsee itsenäisesti kaupallisen interaktionsa säännöt ja kaup-

pakumppanin, eikä Amazon ole mukana transaktiossa muuten kuin osapuolten interaktion mahdollistajana.

Toinen pääpiirre on, että kaikki osapuolet ovat erikseen liitoksissa alustaan jonkinlaisen pienimuotoisen investoinnin myötä. Se on tehty, jotta päästäisiin käyttämään alustan tarjoamia palveluita (Hagiu ja Wright 2015b). Osapuolet ovat Amazonin esimerkissä siis verkkokauppa-alustan käyttäjiä, jotka ovat sidoksissa alustaan muun muassa antaneensa käyttäjätiedon, myyntituloosuutensa ja alustalla viettämänsä ajan perusteella.

Monisuuntaisen markkina-alustan heikkouksia voivat olla käyttäjien, eli ostajien ja myyjien, saaminen alustalle, pienemmät tuotot ostotapahtumaa kohden verrattuna jälleenmyyntimalliin sekä alustalla tarjottavien tuotteiden erillisen markkinoinnin puute. Hyviä puolia ovat laajan tarjoaman mahdollistaminen eri tuotekategorioista, pääsy perinteisesti vaikeasti päästävillä markkinoille kuten kosmetiikka (Hagiu ja Wright 2015a), ja datankeräys sekä sen uudelleenmyyntimahdollisuudet (Hagiu ja Wright 2015b).

4.1.2 Jälleenmyyntimalli

Jälleenmyynti on markkinoiden toimintamalli, jossa toimija myy tarjoamiaan tuotteita asiakkaille omien toimintamalliensa ja sääntöjensä mukaan (Hagiu ja Wright 2015a). Jälleenmyynti on perinteinen kaupankäynnin muoto. Amazon toimi alkuaikoinaan puhtaana jälleenmyyjä alustana (Hagiu ja Wright 2015b).

Jälleenmyynnin heikkouksia ovat uusien tuotekategorioiden integroimisen vaikeus ja hitaus, sillä tarjottavista tuotteista pitää hankkia paljon informaatiota. Muita heikkouksia ovat myös tietyille toimialoille pääsyn vaikeus, kuten aikaisemmin mainittu kosmetiikka. Hyviä puolia ovat tarjottavien tuotteiden koheesio, jolloin useita tuotteita on helppo markkinoida samalla sekä suuret voittomarginaalit myyntitapahtumaa kohden (Hagiu ja Wright 2015a).

4.2 Verkkomarkkinoiden merkittävimmät kilpailuedut

Luvussa käsitellään verkkomarkkinoille erityisiä kilpailuetuja datan keruu ja näkyvyys. Tietenkin perinteisemmätkin kilpailuedut kuten halvat hinnat, palvelun laatu ja laajat tuoteva-

likoimat ovat verkkomarkkinoillakin valideja, mutta niitä ei erikseen tässä luvussa käydä läpi. Palvelu näkyy esimerkiksi verkkomarkkinoilla usein apujärjestelmien, kuten haku- ja suosittelujärjestelmien, hyvänä ja tehokkaana toimintana, jota on käsitelty jo luvuissa 2 ja 3.

4.2.1 Datan hyödyt

Dataa kerätään usein käyttäjiltä sekä myös kilpailijoilta. Kilpailijoilta kerätyn datan avulla voidaan esimerkiksi määritellä omille tuotteille tasapainoinen markkinahinta (Khan 2016). Käyttäjiltä kerätty data taas antaa mahdollisuuden monenlaiseen, kerääjälle hyödylliseen toimintaan. Sitä voidaan myydä mainostajille suoraan tai kohdistetun mainonnan muodossa. Sitä voidaan myös käyttää parantamaan yrityksen toimintaa, kuten kehittämään suosittelu- ja hakujärjestelmien algoritmien tarkkuutta, toimivampia ja yksilöityjä hinnoittelustrategioita tai tarjoamaan käyttäjille kiinnostavimpia tuotteita (Katz 2019).

Täten saavutetaan voittoa suoraan datan myyntituloista sekä epäsuoraan toiminnan kehityksen tuottaman suuremman käyttäjä- ja ostosmäärän avulla. Suurempi käyttäjämäärä voidaan saavuttaa hinnoittelustrategioita kehittämällä. Transaktioiden määrää voidaan kasvattaa kehittämällä verkkokaupan apujärjestelmiä, kuten haku- ja suosittelujärjestelmiä, jolloin sivuston tehokas ja helppo toiminta johtaa parempiin asiakaskokemuksiin ja suurempiin ostomääriin. Tuotteiden kehittäminen käyttäjiä kiinnostavammiksi voisi johtaa myös molempien sekä käyttäjien että ostojen lisääntymiseen (Katz 2019).

4.2.2 Näkyvyys

Tuotteen tai palvelun näkyvyys on internetissä yhä tärkeämpää, sillä verkon tarjonta on usein niin suurta, ettei käyttäjä pysty mitenkään huomioimaan sitä kaikkea (Killoran 2013). Yleensä verkkokauppojen kontekstissa näkyvyys huomataan hakutuloksissa, kun asiakas hakee itselleen jotain. Hakutulosoptimoinnista, eli aikaisimman mahdollisen sijan ja näin ollen parhaan näkyvyyden saavuttamisesta haussa, onkin tehty useita tutkimuksia kuten (Killoran 2013), (Aswani ym. 2018) ja (Tsuei ym. 2020).

Aikaisen sijan hakutuloksissa, eli hyvä näkyvyys, on todettu lisäävän interaktiota tuotteen tai asian kanssa (Ghose, Ipeirotis ja Li 2014; Killoran 2013). Esimerkiksi (Ghose, Ipeirotis ja Li

2014) esitellyssä tutkimuksessa, jossa tutkittiin hotellihakujen järjestysten vaikutusta klikkaussuhteeseen, todettiin hotellin saavan keskiarvoisesti noin 10 prosenttia enemmän klikkauksia, ja noin 5.6 prosenttia enemmän ostoja, sen näkyessä yhden sijan ylempänä hakutuloksissa. Tutkimuksessa todettiin myös yläkulmassa olevan sijan ja aiemman hakusivun, eli paremman näkyvyyden, vaikuttavan positiivisesti klikkauksien määrään. Tämä voidaan selittää sillä, että hakijan täytyy tehdä vähemmän työtä, kuten sivun alaosaan rullaamista tai sivun vaihtamista, löytääkseen hakutuloksen ja vuorovaikuttaakseen sen kanssa.

4.3 Esitetyt datankäsittelyn ongelmat verkkomarkkinoilla

Datan kerääminen ja sen hyväksikäyttö markkinoilla on huolettanut tutkijoita, sillä se voi johtaa epäreiluun tai kilpailunvastaiseen toimintaan varsinkin markkinoiden suurimpien datankerääjien ollessa kyseessä (Katz 2019; Khan 2016). Vaikkakin on myös vastakkaisia näkemyksiä datan tärkeydestä kilpailutilanteessa, kuten (Tucker 2019), on hyvä käsitellä näiden mahdollisia riskejä.

Yritykset, joilla on suuri markkinaosa tietyntyyppisestä datasta, saattavat myös pyrkiä heikentämään kilpailijoidensa asemaa markkinoilla nostamalla niiden kuluja oman datansa kohtuuttoman kalliilla hinnoittelulla tai kieltäytymällä myymästä heille dataansa lainkaan. Palvelunkäyttäjien datan monopolisointi ja sen luovuttamisesta kieltäytyminen jopa tilanteessa, jossa käyttäjä haluaisi vaihtaa palveluntarjoajaa, voisivat vaikeuttaa käyttäjän lähtöä palveluympäristöstä ja haitata kilpailua. Käyttäjän tiedon ollessa saavuttamattomissa, alkuperäisen palveluntarjoajan kanssa kilpailevat yritykset eivät voisi tarjota käyttäjälle yhtä laadukkaasti kohdistettuja tuotteita ja palveluita, jolloin palvelunkäyttäjät ja kilpailijat kärsivät. Myös erityisdatan oston yksinoikeussopimukset heikentävät kilpailua (Katz 2019).

Alalle pääsyn esteiden määrä nousee, jos alan suuret yritykset eivät suostu jakamaan relevanttia ja laadukasta dataansa alalle pyrkivien uusien tulokkaiden kanssa (Khan 2016). Tämä johtuu jo osiossa 4.1.1 esitellystä vaikeudesta saada käyttäjiä uudelle alustalle. Jos tulokas ei saa relevanttia dataa apujärjestelmiensä, kuten algoritmien kehittämiseen niiden laatu kärsii ja pääsy asiakasmarkkinoille on entistä haastavampaa.

Muihin datan väärinkäytön ongelmiin kuuluu kohtuuton hinnoittelu (eng. predatory pricing).

Tämä tarkoittaa tilannetta, jossa yritys seuraa kilpailijoidensa tuotehintoja ja tahallaan hinnoittelee tuotteensa alhaiselle tai negatiiviselle katteelle näin vetäen hintatason alhaiseksi haitatakseen kilpailijoidensa toimintaa (Khan 2016).

5 Amazonin toiminta

Luvussa käsitellään Amazonin käyttämiä haku- ja suosittelujärjestelmiä sekä markkinakäyt-
täytymistä menneen, nykytilan ja tulevaisuuden ennusteiden ja trendien valossa. Tarkastelu
tehdään historiasta tulevaisuuteen, mikä auttaa huomaamaan muutokset ja kehitykset aikaja-
nalla.

5.1 Historia

Amazon toimi alkuvuosinaan enimmäkseen kirjojen jälleenmyyjänä. Vuoteen 2015 mennen-
sä Amazon oli vaihtanut markkinastrategiansa puhtaasta jälleenmyyjästä myös monisuuntai-
seksi markkina-alustaksi (Smith ja Linden 2017; Hagi ja Wright 2015b).

Amazonilla ei käytetä puhtaita yhteistoiminnallisia tai sisältöperusteisia suosittelujärjestel-
miä niiden ominaisten ongelmien takia. Perinteinen yhteistoiminnallinen suosittelu käytiin
luvussa 3.2. Se johtaa kuitenkin Amazonin skaalassa hitauteen ja suunnattomaan muistin ja
laskentatehon kulutukseen. Skaalautumisen ongelmaa voidaan yrittää minimoida pienentä-
mällä datan määrää, kuten poistamalla henkilökohtaisista suosituksista kaikista suosituim-
mat ja epäsuosituimmat tuotteet. Tämä johtaa kuitenkin epätarkempiin suosituksiin, sillä
kaikkea relevanttia dataa ei käytetä ja suosittelujärjestelmän laatu kärsii. Sisältöperusteisten
suositusten ongelmana taas on Amazonin tapauksessa jo 3.1 luvussa käsitelty vaikeus tuottaa
käyttäjälle uusia suosituksia hänelle aikaisemmin tuntemattomista tuotteista.

Amazonin käyttämää suosittelujärjestelmää kuvailtiin vuoden 2003 julkaisussa ”Amazon.com
recommendations: item-to-item collaborative filtering” (Linden, Smith ja York 2003). Sen
mukaan Amazon räätälöi jokaisen käyttäjänsä näkymän hänelle kohdistetuilla tuotteilla, käyt-
tämällä tuotteita ryhmittelevää yhteistoiminnallista suosittelua. Suosittelujärjestelmä kehitettiin
tuottamaan luotettavia suosituksia Amazonin suuresta tuoteskaalasta, siten että käyttäjälle
suositellaan hänen ostamansa tuotteen kanssa usein ostettuja tuotteita.

Tuotteille muodostetaan eniten samankaltaisten tuotteiden taulukko matriisiin sijaan, sillä
joillekin tuotteille ei löydy yhteisiä ostajia. Tällöin näitä tuotteita ei voida käyttää suosit-

teluun, ja matriisin muodostaminen on tehotonta turhaan käytetyn laskentatehon ja muistin takia. Samankaltaisuus lasketaan iteroimalla läpi tuotteet, niitä ostaneet asiakkaat ja heidän ostamansa muut tuotteet. Alkuperäisille ja asiakkaan ostamille muille tuotteille merkitään sitten, että niitä on ostettu yhdessä ja samankaltaisuusluku lasketaan tuotevektorien cosinin avulla. Tässä vektorit siis vastaavat tuotetta, ja sen M avaruus tuotteen ostanutta asiakasta.

Tuote A :n ja B :n cosini lasketaan yleensä kaavan

$$\cos(\vec{A}, \vec{B}) = \frac{(\vec{A} \cdot \vec{B})}{(\|\vec{A}\| * \|\vec{B}\|)}$$

avulla. Vaikka tällaiseen samankaltaisuuden laskemiseen menisi laskennallisesti heikoimmassa tapauksessa $O(N^2M)$, käytännössä asiakkaiden pienten ostosmäärien ansiosta aika-vaativuus on yleensä paljon tehokkaampi $O(NM)$.

Amazon alkoi vuonna 2003 käyttää omaa A9 hakujärjestelmäänsä, joka pyrki käyttäjätietojen avulla tuottamaan asiakkaalle laadukkaampia hakutuloksia. Tämä tapahtuu ottamalla asiakkaan aikaisemmat osto- ja hakutottumuksensa huomioon hakutuloksissa sekä niiden järjestämisessä. Aikaisemmassa järjestelmässä hakutulosten järjestämisen pääpainona käytettiin tuotteiden klikkausmääriä. Tällöin eniten klikkauksia, ja täten mitattuna kiinnostusta, saaneet tuotteet sijoitettiin järjestyksessä ensimmäisiksi. Järjestelmä ei kuitenkaan ymmärtänyt erotella eri kategorioiden välillä tai ottaa huomioon asiakkaan aikaisempaa toimintaa hakuprosessissaan (Hall 2016).

5.2 Lähihistoria ja nykypäivä

Lähivuosina Amazonin markkinamalli on edelleen monisuuntainen markkina-alusta ja sen tarjonta, esimerkiksi uusiin tuotekategorioihin, on vain laajennut. Amazon on kuitenkin myös lisännyt jälleenmyyntiään alkamalla valmistaa kaupan omaa merkkisiä (eng. private label) tuotteita useista tuotteista (Gielens ym. 2021). Suosittelevjärjestelmissä on myöskin tapahtunut parannuksia uusien tuotekategorioiden ja samankaltaisuuden tiimoilta ja hakujärjestelmien tärkeimmäksi lajittelumuuttujaksi on noussut BSR (eng. best sellers rank).

Suosittelujärjestelmien runko on vuoden 2003 raportin jälkeen pysynyt samana, mutta muutamia parannuksia on tehty vuoden 2017 raportin ”Two Decades of Recommender Systems

at Amazon.com” mukaan (Smith ja Linden 2017). Amazonin tuotevalikoiman laajentuessa voimakkaasti eri kategorioihin, oli samankaltaisuuden ja samankaltaisen tuotteen käsitettä ja laskentaa katsottava uudelleen. Myös suositusten ajankohtaisuutta on pyritty enemmän ottamaan huomioon.

Suosittelujärjestelmän aikaisemmassa iteraatiossa laskettiin kaikilla asiakkailta olevan samanlainen todennäköisyys ostaa tuotetta Y, mikäli he olivat ostaneet samankaltaiseksi markatun tuotteen X. Se ei kuitenkaan ole totta kaikkien asiakkaiden kohdalla, sillä heidän ostomääränsä voivat vaihdella rajusti. Tämä seikka antaa joillekin ostajille käytännössä suuremman ja toisille pienemmän mahdollisuuden ostaa tuotetta Y.

Täten asiakkaiden mahdollisuus ostaa tuotetta Y ostojen, jotka eivät ole X, määrästä c lasketaan ennemminkin kaavalla

$$1 - (1 - P_Y)^{|c|}, \text{ jossa } P_Y = \frac{(|Y_{ostot}|)}{(|kaikkiostot|)}$$

Mahdollisuus ostaa sekä tuotetta X ja Y lasketaan kaikille X-tuotteen ostajille, jonka jälkeen ne summataan ja avataan mahdollisuuden kaava binomilauseen avulla, jotta saataisiin selville molempia tuotteita ostaneiden asiakkaiden määrä E_{XY} . Täten kaavassa päädytään muotoon:

$$E_{XY} = \sum_{k=1}^{\infty} P_Y^k \cdot \sum_{C \in X} - (1)^{k+1} \binom{|c|}{k}, \text{ jossa } C \in X$$

tarkoittaa C asiakkaiden määrää, jotka ovat ostaneet X tuotteen

Käytännössä P_Y :t ovat pieniä, joten käytettävät E_{XY} likiarvot saadaan rajatulla k :lla. Lisäksi P_Y ja X :n summa voidaan laskea kaikille tuotteille etukäteen, jolloin E_{XY} saadaan likiarvona tuotepareille niiden etukäteen lasketut arvot yhdistämällä.

Laskennallista E_{XY} :tä voidaan sitten verrata N_{XY} :n, eli reaali maailmassa havaittujen X ja Y tuotteiden ostajien määrää, samankaltaisuusluvun saamiseksi. Erilainen vertailu tuottaa suurempia tai pienempiä samankaltaisuuslukuja: $N_{XY} - E_{XY}$, kertoo onko X:n ja Y:n ostaneiden asiakkaiden määrä suurempi kuin laskennallisen todennäköisyyden määrä ja suosii yleisesti suosittuja tuotteita. $\frac{(N_{XY} - E_{XY})}{E_{XY}}$ taas kertoo prosentuaalisen eron todennäköisyydestä ja tuottaa vähänostetuille tuotteille liikaa painoarvoa. Koska niin suosittuja kuin oudompiakin tuotteita halutaan suositusten listaan, samankaltaisuusluku määritetään kaavalla $\frac{(N_{XY} - E_{XY})}{(\sqrt{E_{XY}})}$.

BSR on Amazonin jokaiselle tuotteelle laskema arvo, joka muodostetaan tuotteelle sen tämänhetkisen menekin ja historiallisen liikevaihdon perusteella. Laskennassa painotetaan kuitenkin enemmän lähiaikojen menekkiä ja ostomäärien lisääntyminen vaikuttaa enemmän pienemmän kuin suuremman BSR arvon tuotteeseen. BSR kertoo tuotteen sijoituksen muihin saman kategorian tuotteisiin verratessa ja vaikuttaa tuotteen sijoitukseen hakutuloksissa. Tuotteen BSR arvoon vaikuttavat positiivisesti myös arvostelut (Sharma, Liu ja Liu 2020).

5.3 Tulevaisuus

Verkkomarkkinoiden kasvu näyttäisi vain jatkuvan, joten Amazoninkin pitäisi yhtenä maailman johtavista markkina-alustoista jatkaa kasvua (Kim 2020). Kaupan omien tuotteiden kasvu näyttäisi kuitenkin kasvavan ja sen mukana Amazonin osuus myös jälleenmyyjänä (Gielens ym. 2021).

Vuoden 2017 raportin mukaan, Amazon pyrki tulevaisuudessa lisäämään järjestelmiinsä vuorovaikutteisuutta ja tekoälyä (Smith ja Linden 2017). Vuorovaikutteisuutta halutaan lisätä niin haku- kuin suosittelujärjestelmiin, sillä se auttaa käyttäjiä luontaisempaan toimintaan järjestelmien kanssa ja auttaa järjestelmiä selvittämään käyttäjän päämääriä esimerkiksi lisäkysymyksillä. Laadukkaamman vuorovaikutteisuuden implementointiin ja käyttäjän ymmärtämiseen sekä tarpeiden ennakointiin tarvitaan kuitenkin aikaista parempaa koneoppimista ja tekoälyä. Myös ääniohjausta on implementoitu järjestelmiin, esimerkiksi Alexan avulla, ja niiden kehitys luultavasti jatkuu tulevaisuudessakin (Y. Zhang ym. 2018; Sun ja Zhang 2018).

Vuorovaikutteisissa haku- ja suosittelujärjestelmissä käyttäjä kertoo luonnollisella kielellä keskustelevasti järjestelmälle mitä siltä haluaisi. Järjestelmä sitten esittää käyttäjälle tarkentavia kysymyksiä saadakseen tarkemman kuvan käyttäjän tarpeesta ja mieltymyksistä. Kun järjestelmä arvioi ymmärtävänsä käyttäjän tarpeen ja löytäneen sille sopivia vasteita hakutulosten tai suositusten muodossa, esittää järjestelmä saamansa tulokset käyttäjälle. Jos tulokset eivät kuitenkaan täytä käyttäjän tarvetta, järjestelmä esittää lisäkysymyksiä ja toistaa aikaisemman vaiheen kunnes asiakas on löytänyt tarvitsemansa tuotteen ja on tyytyväinen (Y. Zhang ym. 2018).

Järjestelmät ymmärtävät vuorovaikutteisuuden avulla helpommin minkälaisia tuotteita niiltä halutaan, sillä tarkentavia kysymyksiä voidaan esittää. Käyttäjistä ja hänen preferensseistään saadaan keskustelun aikana myös helposti paljon dataa, jota voidaan käyttää parempien hakujen ja suositusten tuottamiseen tulevaisuudessa. Sopivien kysymysten esittäminen oikeassa kohdassa ja epämuodollisen kielen ymmärrys saattavat kuitenkin osoittautua ongelmiksi vuorovaikutteisia järjestelmiä implementoidessa (Y. Zhang ym. 2018).

6 Yhteenveto

Tutkielmassa käsiteltiin kirjallisuuskatsauksen keinoin haku- ja suosittelujärjestelmiä sekä niiden käyttöä ja toimintaa Amazonin verkkokaupassa vuosien varrella. Verkkomarkkinoiden toimintaa ja kilpailuetuja, joihin järjestelmät saattaisivat vaikuttaa, tuotiin myös esiin ja selvitettiin voivatko haku- ja suosittelujärjestelmät vaikuttaa verkkokaupan kilpailuun. Haku- ja suositusjärjestelmien toimintaa käsitellään täten verkkokaupan näkökulmasta ja käsiteltäviksi kilpailueduiksi valikoituivat näkyvyys ja markkina- ja asiakasdata.

Tutkimuksessa käsiteltyjen faktojen pohjalta voidaan todeta haku- ja suosittelujärjestelmien vaikuttavan kilpailuun verkkomarkkinoilla ja ne voivat tuottaa joillekin tuotteille kilpailuetua. Se, kuinka suuri järjestelmien vaikutus on, riippuu suuriltaosin hakujärjestelmän järjestelyparametreista ja niiden painotuksista sekä suosittelujärjestelmän tyypistä ja sen antamasta painoarvosta yleisesti suosituille tuotteille. Ne kun ovat käyttäjän miltei ainoita välineitä löytää haluamiaan tuotteita verkkokaupoista ja täten vaikuttavat hänen löytämiinsä tuotteisiin. Esimerkiksi Amazonin nykykontekstissa hakujärjestelmän järjestelyn tapahtuessa tuotteen menekkiin perustuen, on uusien tuotteiden hankala tulla löydetyiksi ja jakauma yleisesti suosittujen sekä vähemmän suosittujen tuotteiden välillä kasvaa.

Tutkielma toteutettiin siis kirjallisuuskartoituksena, tieteellisten vertausarvioitujen artikkeleiden ja tutkimusten perusteella sekä konferenssipapereihin viittaamalla. Tutkielman lähteiden valinnassa priorisoitiin suurilta osin julkaisujen tuoreutta sekä viittausten määrää ja tutkielmaan valittiin vähintään kymmenen viittausta vuodessa omaavia julkaisuja. Poikkeuksena vuoden 2020 ja tuoreemmat julkaisut, jotka eivät uutuutensa takia olleet välttämättä tarvittavaan viittaustasuaan ylittäneet. Lähteet ovat englanninkielisiä.

Vaikka Amazonin toimintaa ja järjestelmiä on jo tutkittu laajasti, kehittyvät ne jatkuvasti ja tarjoavat uutta tutkittavaa tuleviinkin tutkimuksiin. Esimerkiksi Amazonin uuden hakujärjestelmän toiminnan täsmällisempään mallintamiseen voitaisiin vielä tutkia .

Lähteet

- Abid, U., M. U. Ashraf ja M. U. butt. 2020. “A Critical Survey On Privacy Prevelling In Collaborative Filtring Recomender System: Challenges, State-Of-The-Art Methods And Future Directions”. Teoksessa *2020 International Conference on Engineering and Emerging Technologies (ICEET)*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/ICEET48479.2020.9048206>.
- Aswani, Reema, Arpan Kumar Kar, P. Vigneswara Ilavarasan ja Yogesh K. Dwivedi. 2018. “Search engine marketing is not all gold: Insights from Twitter and SEOClerks”. *International Journal of Information Management* 38 (1): 107–116. ISSN: 0268-4012. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.07.005>.
- Fu, M., H. Qu, Z. Yi, L. Lu ja Y. Liu. 2019. “A Novel Deep Learning-Based Collaborative Filtering Model for Recommendation System”. *IEEE Transactions on Cybernetics* 49 (3): 1084–1096. <https://doi.org/10.1109/TCYB.2018.2795041>.
- Ghose, Anindya, Panagiotis G. Ipeirotis ja Beibei Li. 2014. “Examining the Impact of Ranking on Consumer Behavior and Search Engine Revenue”. *Management Science* 60 (7): 1632–1654. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2013.1828>.
- Gielens, Katrijn, Yu Ma, Aidin Namin, Raj Sethuraman, Ronn J. Smith, Robert C. Bachtel ja Suzanne Jervis. 2021. “The Future of Private Labels: Towards a Smart Private Label Strategy”. Re-Strategizing Retailing in a Technology Based Era, *Journal of Retailing* 97 (1): 99–115. ISSN: 0022-4359. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2020.10.007>.
- Hagiu, Andrei, ja Julian Wright. 2015a. “Marketplace or Reseller?” *Management Science* 61 (1): 184–203. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2014.2042>.
- . 2015b. “Multi-sided platforms”. *International Journal of Industrial Organization* 43:162–174. ISSN: 0167-7187. <https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2015.03.003>.
- Hall, Andrea M. 2016. “Standing the Test of Time: Likelihood of Confusion in Multi Time Machine v. Amazon”. *Berkeley Technology Law Journal* 31 (2): 815–850. ISSN: 10863818, 23804742. <https://www.jstor.org/stable/26377773>.

Haucap, Justus, ja Ulrich Heimeshoff. 2014. “Google, Facebook, Amazon, eBay: Is the Internet driving competition or market monopolization?” *International Economics and Economic Policy* 11 (1): 49–61. ISSN: 1612-4812. <https://doi.org/10.1007/s10368-013-0247-6>.

Hirsch, Sharon, Ido Guy, Alexander Nus, Arnon Dagan ja Oren Kurland. 2020. “Query Reformulation in E-Commerce Search”. Teoksessa *Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 1319–1328. SIGIR '20. Virtual Event, China: Association for Computing Machinery. ISBN: 9781450380164. <https://doi.org/10.1145/3397271.3401065>.

Hu, Yujing, Qing Da, Anxiang Zeng, Yang Yu ja Yinghui Xu. 2018. “Reinforcement Learning to Rank in E-Commerce Search Engine: Formalization, Analysis, and Application”. Teoksessa *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 368–377. KDD '18. London, United Kingdom: Association for Computing Machinery. ISBN: 9781450355520. <https://doi.org/10.1145/3219819.3219846>.

Isinkaye, F.O., Y.O. Folajimi ja B.A. Ojokoh. 2015. “Recommendation systems: Principles, methods and evaluation”. *Egyptian Informatics Journal* 16 (3): 261–273. ISSN: 1110-8665. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2015.06.005>.

Jiang, Liaoliang, Yuting Cheng, Li Yang, Jing Li, Hongyang Yan ja Xiaoqin Wang. 2019. “A trust-based collaborative filtering algorithm for E-commerce recommendation system”. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing* 10 (8): 3023–3034. <https://doi.org/10.1007/s12652-018-0928-7>.

Karmaker Santu, Shubhra Kanti, Parikshit Sondhi ja ChengXiang Zhai. 2017. “On Application of Learning to Rank for E-Commerce Search”. Teoksessa *Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 475–484. SIGIR '17. Shinjuku, Tokyo, Japan: Association for Computing Machinery. ISBN: 9781450350228. <https://doi.org/10.1145/3077136.3080838>.

Katz, Michael L. 2019. “Multisided platforms, big data, and a little antitrust policy”. *Review of Industrial Organization* 54 (4): 695–716. <https://doi.org/10.1007/s11151-019-09683-9>.

- Khan, Lina M. 2016. "Amazon's antitrust paradox". *Yale IJ* 126:710. <https://digitalcommons.law.yale.edu/cgi/viewcontent.cgi?referer=https://scholar-google-com.ezproxy.jyu.fi/&httpsredir=1&article=5785&context=ylj>.
- Killoran, J. B. 2013. "How to Use Search Engine Optimization Techniques to Increase Website Visibility". *IEEE Transactions on Professional Communication* 56 (1): 50–66. <https://doi.org/10.1109/TPC.2012.2237255>.
- Kim, R. Y. 2020. "The Impact of COVID-19 on Consumers: Preparing for Digital Sales". *IEEE Engineering Management Review* 48 (3): 212–218. <https://doi.org/10.1109/EMR.2020.2990115>.
- Lemon, Katherine N., ja Peter C. Verhoef. 2016. "Understanding Customer Experience Throughout the Customer Journey". *Journal of Marketing* 80 (6): 69–96. <https://doi.org/10.1509/jm.15.0420>.
- Linden, G., B. Smith ja J. York. 2003. "Amazon.com recommendations: item-to-item collaborative filtering". *IEEE Internet Computing* 7 (1): 76–80. <https://doi.org/10.1109/MIC.2003.1167344>.
- Lu, Jie, Dianshuang Wu, Mingsong Mao, Wei Wang ja Guangquan Zhang. 2015. "Recommender system application developments: A survey". *Decision Support Systems* 74:12–32. ISSN: 0167-9236. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2015.03.008>.
- Maria, Chirieac Roxana. 2020. "Considerations on exclusivity clauses". *Technium Social Sciences Journal* 14, numero 1 (joulukuu): 286–292. <https://doi.org/10.47577/tssj.v14i1.2229>.
- Natarajan, Senthilselvan, Subramaniaswamy Vairavasundaram, Sivaramakrishnan Natarajan ja Amir H. Gandomi. 2020. "Resolving data sparsity and cold start problem in collaborative filtering recommender system using Linked Open Data". *Expert Systems with Applications* 149:113248. ISSN: 0957-4174. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113248>.

Rezaeimehr, Fatemeh, Parham Moradi, Sajad Ahmadian, Nooruldeen Nasih Qader ja Mahdi Jalili. 2018. “TCARS: Time- and Community-Aware Recommendation System”. *Future Generation Computer Systems* 78:419–429. ISSN: 0167-739X. <https://doi.org/10.1016/j.future.2017.04.003>.

Sharma, A., H. Liu ja H. Liu. 2020. “Best Seller Rank (BSR) to Sales: An empirical look at Amazon.com”. Teoksessa *2020 IEEE 20th International Conference on Software Quality, Reliability and Security Companion (QRS-C)*, 609–615. <https://doi.org/10.1109/QRS-C51114.2020.00104>.

Smith, B., ja G. Linden. 2017. “Two Decades of Recommender Systems at Amazon.com”. *IEEE Internet Computing* 21 (3): 12–18. <https://doi.org/10.1109/MIC.2017.72>.

Sun, Yueming, ja Yi Zhang. 2018. “Conversational Recommender System”. Teoksessa *The 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval*, 235–244. SIGIR '18. Ann Arbor, MI, USA: Association for Computing Machinery. ISBN: 9781450356572. <https://doi.org/10.1145/3209978.3210002>.

Tsuei, Hung-Jia, Wei-Ho Tsai, Fu-Te Pan ja Gwo-Hshiung Tzeng. 2020. “Improving search engine optimization (SEO) by using hybrid modified MCDM models”. *Artificial Intelligence Review* 53 (1): 1–16. ISSN: 1573-7462. <https://doi.org/10.1007/s10462-018-9644-0>.

Tucker, Catherine. 2019. “Digital data, platforms and the usual [antitrust] suspects: Network effects, switching costs, essential facility”. *Review of Industrial Organization* 54 (4): 683–694. <https://doi.org/10.1007/s11151-019-09693-7>.

Yin, Dawei, Yuening Hu, Jiliang Tang, Tim Daly, Mianwei Zhou, Hua Ouyang, Jianhui Chen ym. 2016. “Ranking Relevance in Yahoo Search”. Teoksessa *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 323–332. KDD '16. San Francisco, California, USA: Association for Computing Machinery. ISBN: 9781450342322. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939677>.

Zhang, Han, Songlin Wang, Kang Zhang, Zhiling Tang, Yunjiang Jiang, Yun Xiao, Weipeng Yan ja Wen-Yun Yang. 2020. “Towards Personalized and Semantic Retrieval: An End-to-End Solution for E-Commerce Search via Embedding Learning”. Teoksessa *Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 2407–2416. SIGIR '20. Virtual Event, China: Association for Computing Machinery. ISBN: 9781450380164. <https://doi.org/10.1145/3397271.3401446>.

Zhang, Yongfeng, Xu Chen, Qingyao Ai, Liu Yang ja W. Bruce Croft. 2018. “Towards Conversational Search and Recommendation: System Ask, User Respond”. Teoksessa *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, 177–186. CIKM '18. Torino, Italy: Association for Computing Machinery. ISBN: 9781450360142. <https://doi.org/10.1145/3269206.3271776>.