

Eveliina Lahdenvesi

**SUOSITTELUJÄRJESTELMIEN VAIKUTUS KULUTTA-  
JAKÄYTTÄYTYMISEEN SUORATOISTOPALVELUIS-  
SA**



JYVÄSKYLÄN YLIOPISTO  
INFORMAATIOTEKNOLOGIAN TIEDEKUNTA  
2024

# TIIVISTELMÄ

Lahdenvesi, Eveliina

Suosittelujärjestelmien vaikutus kuluttajakäyttäytymiseen suoratoistopalveluissa

Jyväskylä: Jyväskylän yliopisto, 2024, 35 s.

Tietojärjestelmätiede, Kandidaatintutkielma

Ohjaaja(t): Vuorinen, Jukka

Suosittelujärjestelmien käyttö on yleistynyt suoratoistopalveluiden laajentuessa eri media-aloilla, ja ne ovat suurina vaikuttajina määrittämässä millaista mediaa kulutamme päivittäin. Suosittelujärjestelmät ovat keskeinen osa suoratoistopalveluiden toimintaa ja ne tarjoavat palveluiden käyttäjille personoituja suosituksia keräämällä käyttäjätietoa perusteella. Tässä kandidaatintutkielmassa pyritään selvittämään, miten suosittelujärjestelmät vaikuttavat kuluttajakäyttäytymiseen suoratoistopalveluissa. Suosittelujärjestelmien yleisyys ja niiden vaikutus, sekä kuluttajakäyttäytymisen ymmärtämisen tärkeys tekevät aiheesta tutkimuksen arvoisen. Tämä kandidaatintutkielma toteutettiin kuvailevana kirjallisuuskatsauksena ja tutkimuskysymykseen pyrittiin vastaamaan käyttämällä lähteinä artikkeleita, tieteellisiä tutkimuksia ja blogitekstejä. Tutkimuksen tulokset osoittavat, että suosittelujärjestelmät vaikuttavat kuluttajien käyttäytymiseen eri tavoin. Ne auttavat käyttäjiä löytämään heitä kiinnostavia sisältöjä helpommin, lisäksi heidän kuluttamansa sisällön määrää ja pitäen heidät palvelun parissa pidempiä aikoja. Lisäämällä käyttäjien kuluttaman sisällön määrää ja luomalla asiakastyytyväisyyttä ne voivat myös sitouttaa käyttäjiä palveluihin. Ne voivat vaikuttaa myös käyttäjien kuluttaman sisällön monipuolisuuteen, laajentaen tai supistaen sitä, sekä ne voivat johdattaa käyttäjät kaikukammioon (eng. echo chamber). Suosittelujärjestelmät voivat aiheuttaa myös suoratoistopalveluiden liiallista käyttöä, niiden pidentäessä käyttäjien kuluttamaa aikaa palvelun parissa.

Asiasanat: suosittelujärjestelmä, suoratoistopalvelu, kuluttajakäyttäytyminen

## ABSTRACT

Lahdenvesi, Eveliina

The effect of recommendation systems on consumer behavior on streaming services

Jyväskylä: University of Jyväskylä, 2024, 35 pp.

Information Systems, Bachelor's Thesis

Supervisor(s): Vuorinen, Jukka

As streaming services become more prevalent, the use of recommendation systems has become widespread across various media industries, and they play a significant role in determining the type of media content we consume daily. Recommendation systems are a central part of the operation of streaming services, providing users with personalized recommendations based on the data they collect from users. This bachelor's thesis aims to investigate how recommendation systems influence consumer behavior in streaming services. The prevalence and impact of recommendation systems and the importance of understanding consumer behavior make this topic worthy of studying. This bachelor's thesis was conducted as a descriptive literature review and the research question was addressed using articles, scientific studies, and blog posts as sources. The results of the study indicate that recommender systems influence consumer behavior in various ways. They help users find content that interests them more easily, thereby increasing the amount of content they consume, keeping them engaged with the service for longer periods. They can also affect the diversity of content consumed by users, either expanding or narrowing it, and they may lead users into echo chambers. Furthermore, recommendation systems can contribute to excessive use of streaming services by prolonging users' time spent on the platform.

Keywords: recommender system, streaming service, consumer behavior

## KUVIO

Kuvio 1 Suoratoistopalvelun rakenne, muokattu lähteestä Zhang, Yin & Lu (2014) .....	20
--	----

## TAULUKOT

Taulukko 1 Hybridisaatiomenetelmiä, muokattu lähteestä Burke (2002).....	13
Taulukko 2 Suosittelevjärjestelmätutkimuksia kuluttajanäkökulmasta .....	16

# SISÄLLYS

TIIVISTELMÄ

ABSTRACT

KUVIOT JA TAULUKOT

1	JOHDANTO.....	6
2	SUOSITTELUJÄRJESTELMÄT .....	9
	2.1 Suosittelevjärjestelmän määrittely .....	9
	2.2 Suosittelevjärjestelmän toiminta .....	10
	2.3 Suosittelevjärjestelmien suodatusmenetelmiä ja niiden teoriaa.....	11
	2.4 Suosittelevjärjestelmien haasteet.....	13
	2.5 Suosittelevjärjestelmätutkimuksen kuluttajanäkökulma .....	15
3	SUORATOISTOPALVELUT.....	18
	3.1 Suoratoistopalvelun määrittely .....	18
	3.2 Suoratoistopalvelun rakenne ja toiminta .....	19
4	SUOSITTELUJÄRJESTELMÄT JA SUORATOISTOPALVELUT.....	21
	4.1 NRS - Netflixin suosittelujärjestelmä .....	21
	4.2 Musiikin suosittelujärjestelmät.....	23
	4.3 YouTuben suosittelujärjestelmä .....	24
5	SUOSITTELUJÄRJESTELMIEN VAIKUTUS KULUTTAJAKÄYTTÄYTYMISEEN .....	27
	5.1 Kuluttajakäyttäytyminen ja valinnat .....	27
	5.2 Kuluttajan sitoutuminen ja liiallinen käyttö .....	29
6	YHTEENVETO .....	31
	LÄHTEET .....	33

# 1 JOHDANTO

Suosittelujärjestelmät luotiin internetin käytön laajan yleistymisen vuoksi auttamaan käyttäjiä selviämään suuresta tietotulvasta. Ne ovat mullistaneet kaupan ja sisällön tarjonnan markkinointia, tarjotessaan käyttäjille henkilökohtaisia suosituksia ja ennusteita tuotevalikoimien joukosta (Konstan & Riedl, 2012). Suosittelujärjestelmät ovat suurina vaikuttajina määrittämässä, millaista tietoa me sisäistämme päivittäin. Ne suosittelevat meille katsottavia, luettavia ja kuunneltavia sisältöjä. Petridiksen ym. (2022) mukaan suosittelujärjestelmät ovatkin merkittävä osa nykyistä digitaalista maailmaamme, ja niitä voidaan hyödyntää auttamaan käyttäjiä laajentamaan sekä kehittämään omia henkilökohtaisia mieltymyksiään.

Suosittelujärjestelmät ovat keskeinen osa Netflixin ja muiden suoratoistopalveluiden toimintaa. Ne tarjoavat käyttäjilleen personoituja suosituksia keräämässä käyttäjätietoa perusteella. Carlosin, Gomez-Uriben ja Huntin (2015) mukaan Netflixin suosittelualgoritmit, kuten *Personalized Video Ranker* ja *Top-N Video Ranker*, yhdistyvät generointialgoritmin avulla palvelun etusivulla. Myös musiikin suoratoistopalvelut hyödyntävät erilaisia suosittelualgoritmeja, kuten karuselleja tai soittolistagenerointia, suositteluissaan. Myös YouTuben suosittelujärjestelmä kerää dataa käyttäjistä ja heidän antamastaan palautteesta, luoden käyttäjille korkealaatuisia suosituksia (Goodcrow, 2021). Lisäksi se vertailee käyttäjätietoa muiden käyttäjien datan kanssa, ennustaen käyttäjälle suosituksia (Schedl, Zaman, Chen, 2018).

Herbertin, Lotzin ja Marshallin (2015) mukaan ”suoratoisto” tarkoittaa teknistä prosessia, jossa mediaa toimitetaan käyttäjälle reaaliajassa, ilman tiedoston latausta tai tallennusta paikalliselle levyille. Käyttäjä ei siis omista tiedostoja, vaan ne toimitetaan käyttäjälle tarpeen mukaan ja poistetaan kulutuksen jälkeen (Herbert, Lotz & Marshall, 2015). Suoratoistopalveluilla viitataan mediapalveluihin, jotka toimittavat käyttäjilleen mediaa tällä tavalla. Ne tarjoavat käyttäjille sisältöjä, kuten elokuvia, videoita ja musiikkia (Colbjornsen, 2020). Niitä voi käyttää verkkoselainten tai sovellusten kautta (Wright, 2023). Suoratoistopalvelut ovatkin yleistyneet merkittävästi media-alalla ja niistä on muotoutunut merkittävä osa yhteiskuntaa, etenkin musiikin, elokuvien sekä sarjojen

kulutuksen näkökulmasta. Lisäksi Herbertin, Lotzin ja Marshallin (2015) mukaan suoratoistopalvelut ovat vallanneet merkittävän osan markkinoista, ja jopa muuttaneet aloja.

Suoratoistopalveluiden ja niiden suosittelujärjestelmien yleisyys ja asema yhteiskunnassa, sekä kuluttajakäyttäytymisen ymmärtämisen tärkeys tekevät aiheesta tutkimuksen arvoisen. Tutkielmassa on tavoitteena tutkia suosittelujärjestelmien vaikutusta kuluttajan käyttäytymiseen ja valintoihin suoratoistopalveluissa, vastaamalla seuraavaan tutkimuskysymykseen:

- Miten suosittelujärjestelmät vaikuttavat kuluttajakäyttäytymiseen suoratoistopalveluissa?

Tässä kuvailevassa kirjallisuuskatsauksessa tutkimuskysymykseen vastataan käyttämällä lähteenä 31 artikkelia, tieteellistä tutkimusta ja blogitekstiä. Lähteet on haettu tietokannoista kuten Google Scholar, ScienceDirect, JYKDOK, Scopus ja ACM Digital Library. Haussa on käytetty hakusanoina muun muassa sanoja *recommender system*, *recommendation algorithm*, *consumer behavior*, *streaming service*. Lähteiden luotettavuus on pyritty tarkistamaan esimerkiksi Julkaisufoorumin luokituksella. Osa lähteistä on kuitenkin blogitekstejä tai verkkosivujulkaisuja, joiden luotettavuutta on oletettu muiden tietojen, kuten julkaisuvuoden ja julkaisijan perusteella. Lähteinä käytettyjen blogitekstien tarkoitus tutkielmassa on kuitenkin pätevä, sillä niitä käytetään suosittelualgoritmien toiminnan ja rakenteen ymmärtämiseksi.

Tutkielmassa tehdään omaa pohdintaa, käyttäen tukena kerättyjä lähteitä. Tehdyn tutkimuksen tuloksena selviää, että suosittelujärjestelmillä on vaikutusta kuluttajien käyttäytymiseen suoratoistopalveluissa. Ne voivat lisätä käyttäjän kuluttaman sisällön määrää ja pitää heidät palvelun parissa pidempiä aikoja. Ne voivat myös vaikuttaa käyttäjän kuluttaman sisällön monipuolisuuteen, laajentaen tai supistaen sitä. Suosittelujärjestelmät voivat laajentaa käyttäjien kuluttaman sisällön monipuolisuutta muun muassa lisäämällä heidän genrejen tutkimustaan, ohjaten heitä uusien kiinnostavien sisältöjen luo. Ne voivat supistaa käyttäjien kuluttamaa sisältöä suosittelemalla heille vain samankaltaisia sisältöjä ja ääripäässä johdattaa heidät kaikukammioon (eng. echo chamber). Suosittelujärjestelmät voivat myös olla tapa sitouttaa käyttäjiä palveluun, lisäämällä asiakastyytyväisyyttä ja sitä kautta heidän lojaaliuttaan. Ne voivat aiheuttaa myös suoratoistopalveluiden liiallista käyttöä, niiden pidentäessä käyttäjän kuluttamaa aikaa palvelun parissa. Tehdyn kirjallisuuskatsauksen tuloksena on siis, että suoratoistopalvelut vaikuttavat kuluttajakäyttäytymiseen eri tavoin.

Tässä tutkielmassa seuraavassa luvussa määritellään suosittelujärjestelmä, sen toiminta, suodatusmenetelmät, haasteet ja siitä tehtyjen tutkimusten kuluttajanäkökulma. Kolmannessa luvussa määritellään suoratoistopalvelut, niiden rakenne ja toiminta. Sen jälkeen neljännessä luvussa tutkitaan suoratoistopalveluiden suosittelujärjestelmiä ja esitellään Netflixin, musiikin suoratoistopalveluiden ja YouTube'n suosittelujärjestelmät. Sitten viidennessä luvussa pyritään vastaamaan annettuun tutkimuskysymykseen, tutkimalla suosittelujärjestel-

mien vaikutusta kuluttajan käyttäytymiseen, kuten valintoihin, sitoutumiseen ja liialliseen käyttöön. Viimeiseksi kuudennessa luvussa on yhteenveto, jossa käydään läpi tutkielman sisältö. Tässä viimeisessä luvussa käydään läpi tärkeimmät löydökset, annetaan kritiikkiä lähteitä ja tutkielmaa kohtaan, sekä annetaan suuntaa tulevaisuuden tutkimuksille.



## 2 SUOSITTELUJÄRJESTELMÄT

Luvussa 2.1 esitellään, mitä suosittelujärjestelmät ovat ja luvussa 2.2 kuvaillaan miten ne toimivat. Luvussa 2.3. eritellään erityyppisiä suosittelujärjestelmien suodatusmenetelmiä ja luvussa 2.4. kerrotaan suosittelujärjestelmien haasteista. Viimeiseksi luvussa 2.5 tarkastellaan suosittelujärjestelmätutkimusten kuluttajanäkökulmaa.

### 2.1 Suosittelujärjestelmän määrittely

Suosittelujärjestelmät toimivat datan suodattajina, jotka suosittelevat käyttäjille heille sopivia ja personoituja sisältöjä. Royn ja Dutan (2022) mukaan niiden tarkoituksena on vähentää käyttäjän näkemää vaivaa hänelle tarpeellisen sisällön etsimisessä. Suosittelujärjestelmät käyttävät saatavilla olevaa tietoa käyttäjän mahdollisista käyttäytymistavoista ja luovat näiden avulla suositteluja (Jayalakshmi ym. 2022). Suosittelujärjestelmien määritelmä on muuttunut vuosien varrella, mutta Burken (2002) määritelmän mukaan ne ovat järjestelmiä, jotka tuottavat yksilöllisiä suosituksia käyttäjille, tai jotka ohjaavat käyttäjät heitä kiinnostavien vaihtoehtojen luo. Niiden voidaan siis ajatella olevan tapa parantaa käyttäjien kokemusta palvelussa, vähentämällä heidän taakkaansa etsimällä heille kiinnostavia sisältöjä heidän puolestaan.

Burke, Felfernig ja Göker (2011) kuvaavat, miten Adomavicius ja Tuzhilin ovat yksinkertaistaneet suosittelujärjestelmän määritelmän yhtälöllä. Tässä yhtälössä  $C$  tarkoittaa kaikkia käyttäjiä ja  $S$  kaikkia mahdollisia suosituksia.  $U$  tarkoittaa hyötyfunktioita, joka mittaa kohteen  $s$  hyödyllisyyttä käyttäjälle. Yhtälö on siis:  $u: C \times S \rightarrow R$ , jossa  $R$  on järjestetty joukko suosituksia. Jokaiselle käyttäjälle  $c \in C$  halutaan sellainen kohde  $s' \in S$ , joka maksimoi käyttäjän hyödyn. Artikkelin mukaan suosittelujärjestelmille voidaan kuvailla kaksi peruseriaa-tetta, joista ensimmäinen on, että suosittelujärjestelmät ovat personoituja. Niiden luomat suosittelut ovat tarkoitettu parantamaan yksittäisten henkilöiden kokemusta. Toinen peruseriaate on se, että suosittelujärjestelmien tarkoituk-

senä on auttaa käyttäjää valitsemaan sisällöstä häntä kiinnostava kohde (Burke, Felfernig & Göker. 2011).

Suosittelualgoritmit keräävät tietoa käyttäjistä eri tavoin. Tämä algoritmien tiedonkeruu voidaan Burken, Felfernigin ja Gökerin (2011) mukaan jakaa kolmeen eri tyyppiin. Tietoa kerätään yleisesti kaikista käyttäjistä, yhdestä tietystä käyttäjästä kenelle sisältöä halutaan suositella sekä tavoitteista, joita suosittelujen tulisi täyttää. Tietoa kerätään myös tuotteista ja sisällöistä, joita suositellaan. Kerätty tieto voi olla yleinen listaus, tai sitten tarkempaa ontologista tietoa, joka tarjoaa tietoa käyttäjän tarpeista (Burke, Felfernig & Göker. 2011). Suosittelujärjestelmät keräävät siis suuren määrän tietoa käyttäjistä ja tuotteista, joita se hyödyntää suosituksissaan. Käyttäjätietoa voivat olla esimerkiksi käyttäjän toiminta palvelussa, kuten katseluhistoria ja tykkäämiset.

Lün ym. (2012) mukaan suosittelujärjestelmät auttavat valitsemaan mitä tuotteita tarjota käyttäjälle, sekä lisäävät ristiin myyntiä ehdottamalla asiakkaalle lisätuotteita. Kaikki suosittelumenetelmät eivät kuitenkaan palvele kaikkien käyttäjien tarpeita, joten suuret sivustot sisältävät yleensä useita eri suositustekniikoita (Lü ym., 2012). Suosittelujärjestelmät voidaan jakaa perinteisesti kolmeen eri luokkaan niiden suodatusmenetelmien perusteella. Nämä luokat ovat sisältöperusteiset, yhteistoiminnalliset ja hybridimalliset suosittelujärjestelmät (Burke, Felfernig & Göker, 2011). Voidaan siis ajatella, että näitä erilaisia suodatusmenetelmiä käytetään, jotta luotaisiin hyötyä mahdollisimman monelle käyttäjälle, luomalla heille sopivia ja personoituja suosituksia. Tätä suosittelujärjestelmien luokittelua kuvataan tarkemmin luvussa 2.3.

## 2.2 Suosittelujärjestelmän toiminta

Arkadiuszen (2023) mukaan suosittelujärjestelmien toiminta voidaan jakaa yleisimmin neljään vaiheeseen. Hänen mukaansa suosittelujärjestelmä aloittaa toimintansa datan keräämisellä. Se kerää dataa käyttäjän toiminnasta, kuten klikkauksista, katseluhistoriasta tai ostoista eri tavoin, mutta yksi keino on käyttää automaattisia ohjelmistoja, jotka keräävät dataa eri sivustoilta. Käyttäjätietoja kerätään myös sivustojen evästeiden avulla, kun suosittelujärjestelmä pyrkii ymmärtämään käyttäjän käyttäytymistä. Dataa, jota suosittelujärjestelmät keräävät käyttäjästä ovat käyttäjän henkilökohtaiset tiedot sekä käyttäytyminen. Järjestelmä kerää dataa myös mahdollisista suositeltavista sisällöistä sekä ympäristöstä, jossa käyttäjä on, sekä asiakaspalautedataa, jota käyttäjät ovat sisällöille antaneet (Arkadiusz, 2023). Suosittelujärjestelmän ensimmäinen vaihe perustuu siis datan keräämiseen, jota suoritetaan monella eri tavalla. Dataa voidaan kerätä käyttäjän henkilökohtaisista ominaisuuksista ja hänen toiminnastaan palvelussa, sekä sisällöistä, joita hänelle saatetaan suositella. Näitä tietoja tarvitaan suosittelujen luomiseen myöhemmissä vaiheissa.

Arkadiuszen (2023) mukaan toinen vaihe on datan prosessointi. Tässä vaiheessa dataa puhdistetaan poistamalla siitä tarpeeton tai keskeneräinen informaatio. Tämän jälkeen data muunnetaan raakadatasta järjestetyksi dataksi,

joka on sopiva analyysia varten. Dataa normalisoidaan, kategorisoidaan ja luodaan käyttäjille sekä tuotteille profiileja. Tätä eri lähteistä saatua dataa yhdistetään laajemmaksi datanäkymäksi. Käyttäjistä yhdistetään demograafinen ja käyttäytymiseen liittyvä data ja prosessoinnilla muunnetaan järjestäytymätön raakadata järjestetyksi dataksi, jolla mahdollistetaan suosittelujärjestelmän toiminta (Arkadiusz, 2023). Datan prosessoinnin vaiheessa data siis muunnetaan muotoon, jota on mahdollista analysoida seuraavissa vaiheissa.

Kolmas Arkadiuszen (2023) kuvaama vaihe on suodattaminen. Hänen mukaansa tässä vaiheessa käytetään menetelmiä kuten matriisifaktorointia (eng. matrix factorization). Matriisifaktorointi on matemaattinen tekniikka, joka ennustaa käyttäjien mieltymyksiä. Se jakaa suuren käyttäjän ja tuotteen vuorovaikutusmatriisin pienempiin, hallittavimpiin matriiseihin. Näitä pienempiä matriiseja hyödynnetään tunnistamaan tekijöitä, jotka vaikuttavat käyttäjien mieltymyksiin. Käyttämällä tietynlaisia matemaattisia suosittelualgoritmeja, järjestelmä voi ennustaa kuinka todennäköisesti käyttäjä suosii tuotetta, vaikka käyttäjä ei olisi aiemmin ollut vuorovaikutuksessa tuotteen kanssa (Arkadiusz, 2023). Kolmannen vaiheen tarkoituksena on siis tunnistaa käyttäjien mieltymyksiä ja ennustaa tuotteiden joukosta häntä mahdollisesti kiinnostavia sisältöjä.

Neljännessä vaiheessa Arkadiuszen (2023) mukaan luodaan suosituksia aiemmissa vaiheissa kerätyn ja muunnetun datan avulla. Hänen mukaansa tässä vaiheessa järjestelmä käyttää algoritmeja ennustaakseen ja yhdistääkseen käyttäjän mieltymyksiä tuotteiden kanssa, tuottaakseen personoituja ja sopivia suosituksia käyttäjälle. Palvelut tarjoavat erityyppisiä suosituksia asiakkailleen. Nämä suositukset voivat olla personoituja, eli ne ovat muokattu yksittäisen käyttäjän mieltymysten ja käyttöhistorian mukaan. Ne voivat olla luotu myös alustan suosituimmista sisällöistä, jotka määräytyvät sen mukaan mikä on sillä hetkellä suosiossa. Suosituksia voidaan luoda myös vastaavien tuotteiden mukaan. Nämä ovat suosituksia tuotteista, joita muut käyttäjät ovat tarkastelleet tietyn tuotteen lisäksi. Suosittelujärjestelmä saattaa suositella käyttäjille myös palveluun lisättyjä uusia sisältöjä (Arkadiusz, 2023). Viimeisessä vaiheessa siis konkreettisesti luodaan käyttäjille suosituksia, jotka ovat muodostuneet aiempien vaiheiden aikana saatujen ja muokattujen tietojen avulla.

### 2.3 Suosittelujärjestelmien suodatusmenetelmiä ja niiden teoriaa

Suosittelujärjestelmät voidaan jakaa luokkiin sen mukaan, miten ne suodattavat ehdotuksia käyttäjille. Lün ym. (2012) mukaan luokat, joihin suosittelujärjestelmät yleensä jaetaan, ovat sisältöperusteiset, yhteistoiminnalliset, sekä hybridimalliset järjestelmät. Seuraavaksi tutustumme näihin suosittelujärjestelmien luokituksiin.

Ensimmäisenä käsitellään sisältöperusteiset suosittelujärjestelmät. Pazzanin ja Billsuksen (2007) mukaan sisältöperusteiset suosittelujärjestelmät perustuvat suositteluun käyttäjän mielenkiinnon kohteiden ja tuotteiden kuvausten

perusteella. Järjestelmä luo käyttäjästä profiilin, jossa kuvataan hänen mielenkiinnon kohteitaan, ja tarjolla olevia tuotteita vertaillaan tähän profiiliin, jotta voidaan määritellä mitä suositella. Sisältöpohjaiset suosittelujärjestelmät siis analysoivat tuotteiden kuvauksia tunnistaakseen tuotteita, jotka sopivat käyttäjän kiinnostuksen kohteisiin (Pazzani & Billsus, 2007). Lisäksi Pasqualen ym. (2010) mukaan sisältöpohjaiset järjestelmät suosittelevat käyttäjälle kohteita, jotka ovat samankaltaisia kuin ne, joista käyttäjä on aiemmin pitänyt. Tässä sisältöpohjaisessa menetelmässä siis yhdistetään käyttäjäprofiili ja kohteen ominaisuudet, suodattaen mitä kohteita käyttäjälle suositellaan.

Seuraavaksi tarkastellaan yhteistoiminnallisia suosittelujärjestelmiä. Yhteistoiminnalliset suodatusmenetelmät perustuvat Shin, Larsonin ja Hanjalicin (2014) mukaan siihen, että käyttäjät, jotka ovat osoittaneet samankaltaisia kiinnostuksenkohteita toisen käyttäjän kanssa aiemmin, omaavat samoja kiinnostuksenkohteita myös tulevaisuudessa. He kuvaavat yhteistoiminnallisen suodatusmenetelmän mallia, jossa käyttäjien mieltymyksiä voidaan kuvailla U-I-matriisilla. Mallin mukaan meillä on joukko käyttäjiä (M) ja joukko kohteita (N). Käyttäjien mieltymykset näihin kohteisiin voidaan ilmaista U-I-matriisilla R, jossa  $R_{ij}$  tarkoittaa käyttäjän  $i$  mieltymystä kohteeseen  $j$ . Käyttäjien mieltymykset voidaan selvittää joko suorina palautteina käyttäjiltä, tai epäsuorasti heidän käyttäytymisensä mukaan, esimerkiksi klikkausten tai tehtyjen ostosten perusteella. U-I-matriisi R siis edustaa käyttäjän M mieltymyksiä kohteeseen N ja suosittelee käyttäjälle listan kohteita, jotka ovat järjestetty käyttäjän kiinnostuksen mukaan. Järjestelmä suosittelee käyttäjälle mahdollisia uusia kohteita, eikä käyttäjän jo kuluttamia sisältöjä (Shi, Larson & Hanjalic, 2014). Yhteistoiminnalliset suodatusmenetelmät eroavat sisältökohtaisista suodatusmenetelmistä siis tavalla, joilla ne keskittyvät käyttäjiin. Sisältöperusteiset menetelmät keskittyvät yksittäisiin henkilöihin ja heidän mielenkiinnonkohteisiinsa, kun taas yhteistoiminnalliset menetelmät tarkastelevat useamman käyttäjän välisiä yhteisiä mielenkiinnonkohteita.

Lisäksi yhteistoiminnalliset suodatusmenetelmät voidaan jakaa muisti- ja mallipohjaisiin menetelmiin. Shin, Larsonin ja Hanjalicin (2014) mukaan muistipohjaiset suodatusmenetelmät ennustavat käyttäjän antaman arvostelun suositellulle kohteelle, yhdistämällä muiden samankaltaisten käyttäjien arvostelut, joita he ovat antaneet kohteelle aiemmin. Heidän mukaansa samankaltaisten käyttäjien tunnistamiseksi käytetään samankaltaisuusmittaria, kuten Pearsonin korrelaatiota. Nämä samankaltaisuudet muodostavat järjestelmän "muistin", jota hyödynnetään suositusten tuottamiseen. Heidän mukaansa mallipohjaiset suodatusmenetelmät taas perustuvat ennustemalleihin, jotka pohjautuvat U-I-matriisiin. Näitä ennustemalleja käytetään suositusten suodattamiseen käyttäjille. Esimerkki mallipohjaisesta suodatuksesta on Bayesin verkostomalli, joka mallintaa todennäköisyyttä kohteiden välillä (Shi, Larson & Hanjalic, 2014). Mallipohjaiset suodatusmallit siis käyttävät U-I-matriisin tietoja käyttäjistä ja kohteista ennustaakseen yhtäläisyyksiä käyttäjien ja suositeltavien kohteiden välillä.

Viimeisenä tarkastellaan hybridimallista suosittelujärjestelmää. Gunawardanan ja Meekin (2009) mukaan hybridimallinen suodatusmenetelmä yhdistää yhteistoiminnalliset ja sisältökohtaiset suodatusjärjestelmät. Heidän mukaansa tämä menetelmä on luotu tekemään parempia suosituksia käyttäjille sekä vastaamaan ongelmiin, joita kohdataan käyttämällä pelkästään yhteistoiminnallista tai sisältökohtaista suodatusta. Hybridimalliset suosittelumenetelmät yhdistävät kaksi tai useamman suosittelumenetelmän, yleisimmin yhdistetään yhteistoiminnallinen menetelmä toisen menetelmän kanssa (Gunawardana & Meek, 2009). Hybridimalliset suosittelumenetelmät siis yhdistävät suosittelutekniikoita eri tavoin. Nämä suosittelutekniikoiden yhdistelmät on kuvattu Taulukossa 1.

Taulukko 1 Hybridisaatiomenetelmiä, muokattu lähteestä Burke (2002)

Hybridisaatiomenetelmä	Kuvaus
Punnittu (weighed)	Eri suosittelutekniikoiden tiedot yhdistetään ja luodaan yksi suositus
Vaihto (switching)	Järjestelmä vaihtaa suosittelutekniikkaa tilanteen mukaan
Sekoitettu (mixed)	Näytetään eri suosituksia eri suosittelijoilta samaan aikaan
Ominaisuusyhdistelmä (feature combination)	Eri suosituslähteiden ominaisuudet yhdistetään yhdeksi suositusalgoritmiksi
Ryöpytys (cascade)	Menetelmä noudattaa toisen menetelmän antamia suosituksia
Ominaisuuden lisäys (feature augmentation)	Yhden tekniikan tulosta käytetään toisen tiedonlähteenä
Metataso (meta-level)	Suosittelumenetelmä käyttää toisen järjestelmän oppimaa mallia syötteenään

## 2.4 Suosittelujärjestelmien haasteet

Nykypäivänä suosittelujärjestelmät käsittelevät suurta datamäärää, joka muotoutuu käyttäjistä, tuotteista ja niiden välisestä vuorovaikutuksesta. Tämä suuri datamäärä voi aiheuttaa suosittelujärjestelmille haasteita. Esimerkkinä tästä suuren datamäärän aiheuttamasta haasteesta Kumarin ja Sharman (2016) mukaan on skaalautuvuusongelma. Heidän mukaansa suuren datan määrän käsittely on haastavaa ja osa suosittelualgoritmeista suoriutuukin parhaiten pienten

datamäärien kohdalla, mutta voivat suoriutua huonosti suurta dataa käsitellessään. Heidän mukaansa toinen suosittelujärjestelmille ominainen ongelma on tietosuojongelma. Tuottaakseen laadullisia personoituja suosituksia, on järjestelmän kerättävä käyttäjädataa ja hyödynnettävä sitä mahdollisuuksien mukaan. Tämä tiedonkeruu ja sen käyttö voi aiheuttaa negatiivisia mielipiteitä käyttäjille heidän tietosuojastaan, kun järjestelmällä on heistä niin laajasti tietoa (Kumar & Sharma, 2016). Tästä voidaan päätellä, että käyttäjien epätietoisuus siitä, miten palvelu kerää heistä tietoa, mitä tietoa se ylipäättään on ja kuinka kauan sitä säilytetään, voi aiheuttaa heissä tietosuojaan liittyviä huolia. Käyttäjät eivät voi myöskään olla varmoja, mihin heidän tietojansa jaetaan ja miten niitä käytetään. Tämän epätietoisuuden ja huolen voidaan ajatella vähentävän käyttäjän luottamusta palvelua kohtaan ja näin vähentää heidän mielenkiintoaan käyttää palvelua.

Haasteena suosittelujärjestelmille on myös cold start -ongelma, joka Jayalakshmin ym. (2022) mukaan liittyy uusiin palvelun käyttäjiin. Cold start -ongelma johtuu siitä, että järjestelmällä on uusista käyttäjistä liian vähän tietoa, joka vaikeuttaa järjestelmän arviointia ja ennusteita heitä kiinnostavista sisällöistä (Jayalakshmi ym., 2022). Likan ym. (2014) mukaan cold start -ongelmat voidaan jakaa kolmeen luokkaan riippuen siitä, mikä on uutta. Cold start -ongelma voi johtua uusista käyttäjistä, uusista tuotteista tai uusista käyttäjistä sekä tuotteista (Lika ym., 2014). Haasteena suosittelujärjestelmille on myös datan vähäisyys, joka Kumarin ja Sharman (2016) mukaan johtuu siitä, ettei suurin osa käyttäjistä arvostele palvelun sisältöjä, joka harventaa arvostelumatriisia. Tämä aiheuttaa harvuusongelmaa datassa, joka vähentää mahdollisuutta löytää samankaltaisia käyttäjiä, jotka antaisivat samanlaisia arvosteluita kohteille (Kumar & Sharma, 2016). Datan vähäisyys aiheuttaa siis monenlaisia ongelmia suositusjärjestelmien toiminnalle. Se voi aiheutua käyttäjistä tai tuotteista puuttuvasta datasta tai siitä, miten käyttäjät toimivat palvelussa.

Haasteena suosittelujärjestelmille on myös käyttäjien luottamuksen säilyttäminen. Batmazin, Yureklin ja Kalelin (2018) mukaan tämä luottamus riippuu suosittelujärjestelmien tarjoamien suositusten laadusta, eli siitä ovatko ne käyttäjälle mieluisia. Jos suositukset ovat käyttäjän mielestä puutteellisia, niiden voidaan ajatella aiheuttavan asiakastyytyväisyyden vähenemistä. Suosittelujärjestelmien haasteeksi luokitellaan myös niiden monimuotoisuuden puute. IT Convergencen (2023) mukaan suosittelujärjestelmät saattavat suosittelua vain suosittuja kohteita käyttäjälle, joka vähentää suositusten monimuotoisuutta. Tämä monimuotoisuuden puute voi vähentää käyttäjien tyytyväisyyttä silloin, kun he haluaisivat löytää täysin uusia sisältöjä (IT Convergence, 2023). Suosittelujärjestelmien voidaan siis ajatella olevan osana asiakaskokemuksen muodostumista ja sen vaikuttaessa tähän negatiivisesti, se heikentää asiakastyytyväisyyttä. Asiakastyytyväisyyden ja luottamuksen puute voi ajaa käyttäjän pois palvelun luota, ja näin ajatellen vähentää palvelun mainetta ja tuloja.

## 2.5 Suosittelujärjestelmätutkimuksen kuluttajanäkökulma

Suosittelujärjestelmistä kirjoitettuja artikkeleita on laajasti eri tietokannoissa. Nämä artikkelit keskittyvät yleisesti joko kuvailemaan tai arvostelemaan suosittelujärjestelmiä, esittämään suoritettua tutkimusta tai tarjoamaan uusia keinoja ja toimintamenetelmiä suosittelujärjestelmien toimintaan liittyen. Kuluttajan näkökulmasta on tehty useita tutkimuksia, joissa yleisimmin keskitytään kuluttajakokemukseen. Tässä alaluvussa tarkastellaan suosittelujärjestelmiin liittyvien artikkeleiden tutkimusmenetelmiä ja tutkimuskysymyksiä, vertaillen niitä keskenään keskittyen erityisesti kuluttajan näkökulmaan. Luvussa käsiteltävät artikkelit on kuvattu taulukossa 2 ja osaa niistä hyödynnetään luvussa 5 kuluttajakäyttäytymisen analysoinnissa.

Artikkelissa *TastePaths: Enabling Deeper Exploration and Understanding of Personal Preferences in Recommender Systems* (Petridis ym., 2022) tutkitaan personoinnin roolia auttamassa käyttäjiä tutkimaan ja ymmärtämään omia mielenkiinnonkohteitaan. Tutkijat käyttivät vertailevassa käyttäjätutkimuksessaan luomaansa verkkotyökalua, TastePathia, ymmärtääkseen personoinnin merkitystä käyttäjien genrejen tutkimuksessa. Tutkimuksen tavoitteena oli myös ymmärtää, miten käyttäjien tietämys ja oppiminen omista musiikkimielityksistään voivat auttaa heitä. Tämä tutkimus keskittyy siis käyttäjien mieltymyksiin ja genrejen tuntemiseen. Myös artikkelissa *The role of preference consistency, defaults and musical expertise in users' exploration behavior in a genre exploration recommender* (Liang & Willemsen, 2021) keskitytään käyttäjien mieltymyksiin ja genrejen tutkintaan. Tässä artikkelissa kuitenkin keskitytään soittolistoihin ja siihen, miten käyttäjän musiikkitietämys vaikuttaa genrejen personointiin ja siihen, miten personoituja he haluavat listojen olevan. Molempien tarkoituksena on siis tutkia käyttäjien genretutkintaa ja voidaan ajatella niiden pyrkivän parantamaan käyttäjäkokemusta etsimällä keinoja kehittää tätä prosessia.

Artikkelissa *User Technology Adoption Issues in Recommender Systems* (Jones & Pu, 2007) taas käsitellään tutkijoiden suorittamaa käyttäjätutkimusta, jonka tavoitteena oli selvittää mitkä tekijät vaikuttavat suosittelujärjestelmien kykyyn houkutella uusia käyttäjiä ja motivoida heitä pysymään sivustolla. Artikkelissa tarkastellaan suosittelujärjestelmän käytettävyyttä ja käyttäjien kannalta suunnittelun kannalta merkittäviä ominaisuuksia. Artikkelissa *Diversity in the Music Listening Experience: Insights from Focus Group Interviews* (Porcaro, Gómez & Castillo, 2022) taas keskitytään käyttäjien kuluttaman sisällön monipuolisuuteen käyttäjätutkimuksella. Tutkimus suoritettiin haastattelemalla käyttäjiä monimuotoisuuden roolista heidän kuuntelukokemuksessaan ja artikkelin tarkoituksena on ymmärtää, miten käyttäjät ovat vuorovaikutuksessa suosittelujen kanssa. Molemmat artikkelit siis keskittyvät käyttäjäkokemukseen. Jonesin ja Pun artikkeli keskittyy käyttäjäkokemukseen suosittelujärjestelmien käytettävyyden ja suunnittelun kannalta, kun taas Porcaron, Gómezin ja Castillon artikkeli keskittyy käyttäjien havaitsemaan monimuotoisuuteen ja sen vaikutusta käyttäjäkokemukseen.

Seuraavaksi käsitellään artikkelia, joka käsittelee kuluttajien käyttäytymistä kuluttajakokemuksen sijaan. Tämä artikkeli on *Excessive use of online video streaming services: Impact of recommender system use, psychological factors, and motives* (Hasan, Jha & Liu, 2018), jossa suoritettiin kyselytutkimus ja selvitettiin, mitkä tekijät vaikuttavat kuluttajan käyttäytymiseen suoratoistopalveluissa ja mitkä tekijät johtavat palveluiden liialliseen käyttöön. Yksi liialliseen käyttöön vaikuttavista tekijöistä oli suosittelujärjestelmät. Tämä artikkeli on yksi ainoista artikkeleista, jonka löysin käsittelevän suoranaisesti kuluttajan käyttäytymistä, eikä kokemusta. Artikkelin ei kuitenkaan keskitytä täysin suosittelujärjestelmiin, vaan tutkimuksen avulla selvisi suosittelujärjestelmien vaikutus kuluttajakäyttäytymiseen.

Tarkastelemalla suosittelujärjestelmätutkimuksia, joissa käsitellään käyttäjien näkökulmaa, voidaan huomata niiden keskittyvän yleisesti käyttäjän kokemukseen ja mieltymyksiin. Käyttäjien kuluttaman sisällön monipuolisuus ja heidän kokemuksensa monipuolisuudesta on myös tutkittu aihe alalla. Tutkimusten tavoitteena on tunnistaa suosittelujärjestelmien käyttöön liittyviä haasteita ja löytää niihin ratkaisuja. Kuluttajakokemukseen keskittyminen on yleistä, mutta kuluttajakäyttäytymisen tutkimus on suosittelujärjestelmätutkimuksessa puutteellinen, joka vaatii tulevaisuudessa tutkijoilta tarkempaa huomiota.

Taulukko 2 Suosittelujärjestelmätutkimuksia kuluttajanäkökulmasta

Artikkeli	Tutkimusmenetelmä	Tutkimuskysymys
TastePaths: Enabling Deeper Exploration and Understanding of Personal Preferences in Recommender Systems (Petridis, Daskalova, Mennicken, ym., 2022).	Kuvaileva käyttäjätutkimus	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Mikä on personoinnin rooli käyttäjien auttamisessa tutkia ja ymmärtää kuuntelemaan musiikkigenrejä?</li> <li>- Jos lineaarinen rajoite poistetaan musiikin tiedonhakuprosessista, miten käyttäjät tutkivat heitä kiinnostavia genrejä, ja miten tätä tutkimusprosessia voidaan tukea paremmin?</li> <li>- Miten käyttäjien tieto omista musiikkimieltymyksistään on heille avuksi? Mitä he haluaisivat oppia musiikkimieltymyksistään?</li> </ul>
The role of preference consistency, defaults and musical expertise in users' exploration behavior in a genre exploration recommender (Liang & Willemsen, 2021)	Kokeellinen käyttäjätutkimus	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Ehdottamalla käyttäjille heidän mieltymyksistään eroavia genrejä, saako se heidät tutkimaan niitä?</li> <li>- Miten personoituja käyttäjät haluavat soitto-listojen olevan heidän tutkiessaan genrejä ja vaikuttaako liukusäätimen oletusasetus ja etäisyys siihen, kuinka personoituja he haluavat soitto-listojen olevan?</li> <li>- Vaikuttaako musiikillinen asiantuntemus</li> </ul>



		käyttäjien valmiuteen tutkia genren valintaa ja sitä, miten personoiduksi he asettavat soittolistan genrejen tutkimisen ajaksi?
User Technology Adoption Issues in Recommender Systems (Jones & Pu, 2007)	Kyselytutkimus	- Päätaivoite tutkia käyttäjien motivaatiota liittyä suosittelusivustolle ja mikä motivoi heitä pysymään palvelussa ja jatkamaan suositusten vastaanottamista
Diversity in the Music Listening Experience: Insights from Focus Group Interviews (Porcaro, Gómez & Castillo, 2022)	Kyselytutkimus	- Mikä voi vaikuttaa kappaleiden ja artistien musiikkilistojen monimuotoisuuden arviointiin? - Mitkä tekijät voivat selittää kuuntelijoiden vuorovaikutusta musiikin suosittelun monimuotoisuuden kanssa?
Excessive use of online video streaming services: Impact of recommender system use, psychological factors, and motives (Hasan, Jha & Liu 2018)	Kyselytutkimus	- Miten yksittäiset tekijät ja suosittelujärjestelmät IT-artefakteina vaikuttavat suoratoistopalvelun käyttäjien käyttäytymiseen ja johtavat liialliseen käyttöön?

## 3 SUORATOISTOPALVELUT

Tässä luvussa määritellään suoratoistopalvelut. Luvussa 3.1 määritellään suoratoistopalveluiden merkitys ja luvussa 3.2 tarkastellaan niiden rakennetta ja toimintaa.

### 3.1 Suoratoistopalvelun määrittely

Suoratoistopalvelut ovat yleistyneet merkittävästi eri media-alustoilla. Colbjornsen (2020) kuvailee Amanda Lotzin (2017) määritelmää, jonka mukaan ”suoratoisto” tarkoittaa mediaa, jota käyttäjä vastaanottaa samaan aikaan kuin tarjoaja sitä toimittaa. Määritelmän mukaan käyttäjän pyynnöstä tarjoaja lähettää tiedostoja käyttäjän laitteelle, jotka poistetaan kulutuksen jälkeen. Käyttäjä ei siis omista tiedostoja tai tallenna niitä itselleen, vaan niitä toimitetaan käyttäjän tarpeen mukaan. Colbjornsenin mukaan suoratoistopalvelut voivat tarjota käyttäjälle myös mahdollisuuden ladata sisältöä tilapäisesti laitteelleen, offline-ominaisuutta varten. Hän viittaa suoratoistopalveluilla mediapalveluihin, jotka tarjoavat tällä edellä mainitulla tavalla käyttäjille esimerkiksi musiikkia, videoita ja elokuvia (Colbjornsen, 2020). Suoratoistopalveluiden voidaan ajatella muuttaneen tapaa, joilla kulutamme mediaa, sillä ne ovat näkyvästi vieneet ihmiset perinteisen television katselun tai radion kuuntelun parista kohti modernimpaa tapaa kuluttaa eri sisältöjä.

Liiketoiminnaltaan suoratoistopalvelut perustuvat niiden laajaan sisältöön, jonka on tarkoituksena houkuttaa käyttäjää. Herbertin, Lotzin ja Marshallin (2018) mukaan käyttäjä saa suoratoistopalveluiden sisällöt käyttöönsä ilmaiseksi, tai kuukausittaisella tilauksella, jolla hän saa rajoittamattoman oikeuden tarjoajan sisältöihin. Esimerkkinä palvelusta, jonka sisällön saa käyttöön kuukausittaisella tilauksella, on Netflix (Herbert, Lotz & Marshall, 2018). Suoratoistopalveluita on luotu eri tarkoituksiin. Esimerkiksi Netflix tarjoaa käyttäjälleen elokuvia ja sarjoja, Spotify musiikkia ja podcasteja ja YouTube videoita sekä musiikkisisältöjä. Wrightin (2023) mukaan suoratoistopalveluita voi käyttää verkkoselaimen tai

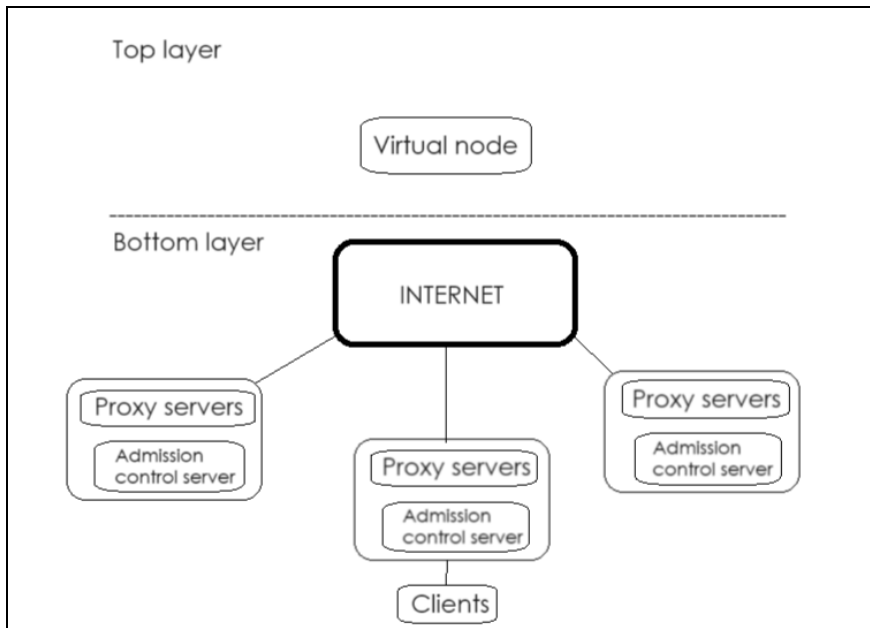
sovelluksen kautta. Hän kertoo myös palveluiden tarjoamasta laitteistotuesta, jota tarjotaan useille laitteille, kuten televisioille, mediavastaanottimille, tietokoneille, tableteille sekä älypuhelimille. Suurin osa suoratoistopalveluista on siis saatavilla kaikilla alustoilla, jotta tavoitetaan mahdollisimman paljon potentiaalisia asiakkaita. Tästä esimerkkinä hän mainitsee suoratoistopalvelun Apple TV+, jota asiakas voi katsoa Android-puhelimellakin verkkoselaimen kautta, vaikka se on Applen tarjoama palvelu (Wright, 2023). Suoratoistopalvelut ovat siis olennainen osa nykypäivän viihdettä tarjoten käyttäjille helpon tavan päästä käsiksi monipuoliseen sisältöön eri laitteilla ja milloin tahansa.

Suoratoistopalveluita on siis nykypäivänä laaja valikoima markkinoilla, josta voidaan päätellä kilpailun muodostuminen alalla. Tämän voidaan ajatella olevan osasy sille, miksi suoratoistopalvelut ovat yleisimmin saatavilla lähes kaikille laitteille. Kilpailu saattaa vaikuttaa myös palveluiden sisällön määrään ja laatuun, kun palvelut pyrkivät luomaan itselleen kilpailuetua. Tämän voi huomata muun muassa siitä, kun ne lisäävät sillä hetkellä suosittuja elokuvia ja sarjoja valikoimiinsa, pyrkien houkuttelemaan käyttäjiä käyttämään palvelua muiden palveluiden sijasta.

## 3.2 Suoratoistopalvelun rakenne ja toiminta

Zhangin, Yinin ja Lun (2014) mukaan suoratoistopalvelut koostuvat palvelimista ja asiakkaiden laitteista, joilla he käyttävät suoratoistopalvelua. Heidän mukaansa suoratoistopalveluiden palvelimilla on erilaisia tehtäviä, kuten hallintaa, sisällön tarjoamista sekä välittämistä. Asiakkaat lähettävät palvelimille pyyntöjä saadakseen sisällön käyttöönsä, ja nämä palvelimet joko hyväksyvät, hylkäävät tai välittävät pyyntöjä eteenpäin. Suoratoistopalvelun järjestelmää voidaan kuvailla kaksikerroksisena verkostona, jossa sen ylempi kerros sisältää VN:iä (Virtual Node), jotka ovat paikallisverkkojen abstraktioita. Alempi kerros sisältää välityspalvelimia (Zhang, Yin & Lu, 2014). Tätä suoratoistopalvelun rakennetta ja toimintaa kuvataan Kuviossa 1.

Kuviossa 1 on Zhangin, Yinin ja Lun (2014) kuvaama pääsynvalvontajärjestelmä (eng. admission control system), joka vastaa hakemusten hyväksymisestä. Pääsynvalvontajärjestelmän päätökset voivat olla joko hyväksyntä, hylkääminen tai siirto. Välityspalvelimet (eng. proxy servers) tarjoavat asiakkaille palveluita ja ne sijaitsevat lähellä samassa lähiverkossa olevia asiakkaita. Välityspalvelinten kapasiteetin rajoitukset johtavat pyyntöjen hylkäämiseen tai eteenpäin lähettämiseen. Pääsynvalvontajärjestelmästä ja välityspalvelimista muodostuva palveluverkko (eng. Virtual Node), vastaanottaa asiakkaiden pyyntöjä. Asiakkaat lähettävät pyyntönsä palveluverkon paikalliseen järjestelmään ja saavat palvelun tarjonnan käyttöönsä, jos pyynnöt hyväksytään (Zhang, Yin & Lu, 2014).



Kuvio 1 Suoratoistopalvelun rakenne, muokattu lähteestä Zhang, Yin & Lu (2014)

## 4 SUOSITTELUJÄRJESTELMÄT JA SUORATOISTOPALVELUT

Tässä luvussa esitellään suoratoistopalveluissa käytettyjä suosittelujärjestelmiä. Luvussa 4.1 tarkastellaan elokuvia ja sarjoja tarjoavan Netflixin suosittelujärjestelmää, luvussa 4.2 musiikkia tarjoavien palveluiden suosittelujärjestelmät sekä luvussa 4.3 videoita tarjoavan YouTuben suosittelujärjestelmä.

### 4.1 NRS - Netflixin suosittelujärjestelmä

Suosittelualgoritmit ovat suoratoistopalvelu Netflixin ydin. Netflix Researching (2018) mukaan niillä tarjotaan käyttäjälle personoituja suosituksia, joita pyritään jatkuvasti parantamaan käyttäjätietojen, kuten katseluhistorian, avulla. Netflixin suosittelujärjestelmä koostuu kokoelmasta eri algoritmeja, joilla on eri käyttötapauksia. Nämä algoritmit yhdistyvät Netflixin etusivulla, joka on ensimmäinen sivu, jonka käyttäjä näkee. Lisäksi Carlosin, Gomez-Uriben ja Huntin (2015) mukaan Netflixin suosittelujärjestelmä määrittelee noin 80 prosenttia katsotuisista tunneista käyttäjien tekemien valintojen suhteen. Tästä voidaan päätellä suosittelualgoritmien olevan keskeinen osa Netflixin toimintaa ja käyttäjäkokemuksen parantamista, sillä ne vaikuttavat merkittävästi siihen mitä käyttäjät valitsevat katsottavakseen.

Carlosin, Gomez-Uriben & Huntin (2015) mukaan *Personalized Video Ranker* (PVR) kategorisoi ja järjestää Netflixin etusivulla esitettyjä sisältöjä jokaisen käyttäjän profiilille personoidusti, jonka vuoksi eri käyttäjille näkyy eri videoita samoista genreluokituksista huolimatta. Lisäksi PVR näyttää käyttäjän etusivulla personoidun sisällön lisäksi personoimatonta sisältöä, esimerkiksi ehdottamalla käyttäjälle tämän hetken suosituimpia sisältöjä (Carlos, Gomez-Urbe & Hunt, 2015). PVR on siis sekoitus personoitua ja personoimatonta sisältöä, mikä voi lisätä käyttäjien kokemaa sisällön monipuolisuutta.

*Top-N Video Ranker* on Carlosin, Gomez-Uriben ja Huntin (2015) mukaan suosittelujärjestelmä, joka suosittelee Netflixin suosituimpien sisältöjen joukosta

käyttäjälle sopivimmat sisällöt. Top-N on samankaltainen Personalized Video Rankerin kanssa siten, että ne molemmat yhdistävät personoitujen ja personoimattomien suositusten käytön, yhdistämällä henkilökohtaiset suositukset suositujen sisältöjen kanssa. Top-N keskittyy kuitenkin vain tarjonnan suosituimpiin sisältöihin koko tarjonnan sijaan, toisin kuin PVR. Artikkelin mukaan Netflix ennustaa katsojensa kiinnostuksen kohteita myös trendien avulla. Nämä trendien avulla tehdyt ennustukset sijoittuvat *Nyt Trendaavat* (Now Trending) kohdalle. *Nyt Trendaavat* -kohdassa hyödynnetään kahdenlaisia trendejä; trendejä, jotka toistuvat kuukausittain tai vuosittain, kuten ystävänpäivän aikaan katsottavat romanttiset sisällöt, tai trendit, jotka tapahtuvat kertaluonteisesti ja joilla on lyhytaikainen vaikutus. Esimerkiksi hurrikaani on kertaluontoinen trendi, joka aiheuttaa hetkeksi kiinnostusta dokumentteja kohtaan (Carlos, Gomez-Uribe & Hunt, 2015). Esimerkkinä toistuvasta trendistä voi olla myös joulun aikana katsottavat jouluelokuvat. Joulun alla Netflixiä selatessa voi huomata, miten etusivu on täynnä erilaisia jouluelokuvia, uusia julkaisuja tai vanhoja klassikoita.

Carlosin, Gomez-Uriben ja Huntin (2015) mukaan *Jatka Katsomista* (Continue Watching) on Netflixin suosittelualgoritmi, joka keskittyy käyttäjän jo aiemmin katsomiin sisältöihin. Heidän mukaansa tämä suosittelujärjestelmä järjestää videot, joita käyttäjä on äskettäin katsonut tai jättänyt kesken. Algoritmi tarkastelee näitä sisältöjä ja pyrkii arvioimaan, haluaako käyttäjä jatkaa katselua vai onko hän hylännyt sisällön. Algoritmi käyttää arviointiin aikaa, joka on kulunut siitä, kun käyttäjä on viimeksi katsonut sisältöä, sekä kohtaa, jossa katselu on keskeytetty. *Koska Katsoit* (Because You Watched) on Netflixin suosittelualgoritmi, joka luo jokaiselle sisällölle samankaltaisia suosituksia. Nämä yksittäisille elokuville ja sarjoille luodut suositukset eivät ole personoituja, mutta suositukset, jotka näytetään samankaltaisten sisältöjen joukosta käyttäjälle perustuvat personoidusti hänen katseluhistoriaansa (Carlos, Gomez-Uribe & Hunt, 2015). Suosittelualgoritmit *Jatka Katsomista* ja *Koska Katsoit* perustuvat siis käyttäjän katseluhistoriaan. Ne eroavat toisistaan kuitenkin siten, että *Jatka Katsomista* ehdottaa käyttäjälle täysin samoja sisältöjä, kuin jotka hän on jo aiemmin katsonut, muun muassa jättämällä elokuvan tai sarjan siihen kohtaan, johon käyttäjä on lopettanut sen katsomisen. *Koska Katsoit* taas ehdottaa käyttäjälle uutta sisältöä, joka on samankaltainen hänen aiemmin katsomansa kohteen kanssa.

Carlosin, Gomez-Uriben ja Huntin (2015) mukaan Netflixin etusivun generointialgoritmi käyttää edellä mainittujen algoritmien tuottamia suosituksia, muodostaakseen niistä käyttäjälle sopivan ja monipuolisen etusivun. Generointialgoritmi on personalisoitu ja matemaattinen, joka valitsee ja järjestää etusivulla esitetyt sisältörivit kaiken sisällön joukosta. Algoritmi ei käytä generoinnissaan tiettyä kaavaa, vaan voi optimoida etusivun täysin vapaasti suositusten pohjalta, esimerkiksi jättämällä tiettyjä algoritmien luomia suositusrivejä pois etusivulta (Carlos, Gomez-Uribe & Hunt, 2015). Tästä voidaan päätellä, että Netflixin etusivun sisältö on lähes täysin käyttäjästä johtuvaa. Tässä etusivun personoinnissa voidaan kuitenkin ajatella piilevän ongelma. Etusivun perso-

nointi voi olla puutteellista silloin, kun eri henkilöt katsovat Netflixiä samalla profiililla. Tällöin käyttäjien mieltymykset voivat sekoittua ja suosittelun tulokset eivät ole osuvia kaikille sen käyttäjille. Tätä varten Netflix kuitenkin tarjoaa ratkaisun, antaessa mahdollisuuden luoda samalle käyttäjälle monta profiilia, joille jokaiselle luodaan omat suositukset.

## 4.2 Musiikin suosittelujärjestelmät

Musiikin suosittelujärjestelmät ovat yleistyneet musiikin suoratoistopalveluiden menestymisen myötä. Musiikkia tarjoavat suoratoistopalvelut, kuten Spotify tai Apple Music, tarjoavat käyttäjille pääsyn kuuntelemaan niiden sisältämiä miljoonia kappaleita. Schedlin, Zamanin ja Chenin (2018) mukaan musiikin suosittelujärjestelmät suosittelevat käyttäjilleen heidän mieltymyksiinsä sopivia sisältöjä, suodattaen niitä musiikkipalveluiden tarjoamasta laajasta sisältövalikoimasta. Afcharin (2022) mukaan musiikin suosittelujärjestelmät ovat monimutkaisia ja ne ovat optimoitu tarkkoihin suosituksiin, rakentuen useista osista, jotka yleisimmin perustuvat yhteistoiminnallisiin ja sisältöperusteisiin suodatusmenetelmiin. Musiikin suosittelualgoritmit yhdistävät siis käyttäjiä ja musiikkisisältöjä käyttäjien mieltymysten perusteella, helpottaen käyttäjien palvelun käyttöä.

Musiikin suosittelujärjestelmiä on erilaisia, jotka keskittyvät eri tehtäviin. Afcharin (2022) mukaan tärkeimmät suosittelujärjestelmät ovat palveluiden etusivuilla, jotka suosittelevat käyttäjälle musiikkikokoelmia teeman mukaan. Tärkeitä suosittelumenetelmiä ovat myös musiikkia haettaessa esitettävät suositukset, jotka perustuvat kappaleiden samankaltaisuuteen esimerkiksi melodian mukaan, sekä automaattinen soittolistan luonti, joka luo käyttäjälle soittolistoja tämän mieltymyksiin perustuen. Musiikin suosittelujärjestelmät myös jatkavat käyttäjän soittolistoja ehdottamalla käyttäjälle mahdollisia samankaltaisia sisältöjä (Afchar ym., 2022). Musiikin suoratoistopalvelut siis hyödyntävät monenlaisia suosittelualgoritmeja, lähes jokaisella palvelun osa-alueella.

Ripenkon ja Hasiukin (2022) mukaan sisältöpohjaiset musiikin suosittelujärjestelmät perustuvat kahden kappaleen ominaisuuksien samankaltaisuuteen. Heidän mukaansa musiikkipalvelua kuunnellessaan, käyttäjä pitää tai ei pidä kappaleesta, luoden pidetyistä kappaleista soittolistoja. Heidän mukaansa sisältöpohjaisten musiikin suosittelujärjestelmien ideana on tunnistaa avainsanoja käyttäjän pitämien kappaleiden kuvauksista, vertaillen näitä muiden kappaleiden avainsanoihin ja tämän perusteella suositella käyttäjälle kappaleita. Musiikkialustojen yhteistoiminnalliset suosittelujärjestelmät taas perustuvat käyttäjien yhteisiin mieltymyksiin ja kappaleiden arvosteluihin. Kun kaksi käyttäjää jakavat samat mieltymykset, heille voidaan suositella samanlaisia kappaleita. Yhteistoiminnalliset musiikin suosittelujärjestelmät nähdään tarkempina, sillä ne perustuvat suoraan käyttäjien vuorovaikutukseen järjestelmän kanssa (Ripenko & Hasiuk, 2022). Sisältöpohjaiset musiikin suosittelujärjestelmät keskit-

tyvät siis yksittäiseen ihmiseen ja tämän mieltymyksiin, yhteistoiminnalliset suosittelujärjestelmät taas vertailevat käyttäjien välisiä mielenkiinnonkohteita.

Pastukhovin (2022) mukaan musiikkipalvelu Spotify tarkastelee käyttäjiensä mieltymyksiä muun muassa käyttäjän antamasta aktiivisesta palautteesta, jota tarkastellaan käyttäjän toiminnasta palvelussa. Hänen mukaansa tällaista käyttäytymistietoa on muun muassa käyttäjän tallentamat kappaleet, artistien sivujen ja albumien selailu tai artistien seuraaminen. Mieltymyksiä tarkastellaan myös implisiittisistä ja passiivisista palautteista, kuten kuunteluistuntojen pituudesta tai toistuvasta kappaleen kuuntelusta (Pastukhov, 2022). Spotifyn kyky analysoida käyttäjiensä käyttäytymistä on tapa kerätä arvokasta tietoa, jolla voidaan mahdollistaa suosittelujärjestelmän kehitys ja näin parantaa käyttäjäkokemusta.

Bendaban (2020) mukaan musiikkipalvelut hyödyntävät karuselleja etusivuillaan. Nämä karusellit sisältävät järjesteltyjä listoja (kortteja) albumeista, artisteista tai soittolistoista. Hänen mukaansa karusellissa on yleensä muutama kortti, joita käyttäjä voi painaa nähdäkseen niiden sisällön tai pyyhkäistä saadaakseen toisen kortin näkyviin. Karusellin personointi tapahtuu käyttäjän mieltymysten ja palautteen avulla (Bendaba, 2020). Afcharin ym. (2022) mukaan näitä kortteja nimetään niiden sisällön perusteella, esimerkiksi "Top 10", joka selventää kortin sisällön valintaperusteet. Kortteja nimetään myös niiden ominaisuuksia selittäen, kuten "Rock-musiikki", tai esimerkkejä käyttämällä kuten "Koska kuuntelit albumia Y" (Afchar ym., 2022). Musiikin suoratoistopalveluita, jotka hyödyntävät näitä karuselleja ovat esimerkiksi Spotify ja Apple Music.

### 4.3 YouTuben suosittelujärjestelmä

Goodrown (2021) mukaan YouTuben suosittelujärjestelmä on rakennettu ajatuksella siitä, että käyttäjille annetaan arvoa sillä, että he löytävät sisältöä, jota he haluavat katsoa. Hänen mukaansa YouTuben suosittelujärjestelmä suodattaa käyttäjälle suositeltavaa sisältöä biljoonien videoiden joukosta. Konkreettisesti YouTuben suosittelujärjestelmän voi nähdä palvelun etusivulla, joka on ensimmäinen asia, joka tulee näkyviin palvelun avautuessa. Etusivu esittää käyttäjälle sekoituksen personoituja videoita, käyttäjän tilaamien kanavien sisältöjä sekä uusimpia uutisia ja informaatiota sisältäviä videoita. Suosittelujärjestelmän toimintaa voi nähdä myös videota katsoessa, kun se suosittelee katsottavan videon perusteella videoita, joita käyttäjä voisi katsoa seuraavaksi (Goodrow, 2021). Voidaan siis ajatella suosittelujärjestelmän olevan merkittävä osa YouTuben käyttäjäkokemusta, sillä suosittelujärjestelmä on vahvasti läsnä jo heti palvelun avautuessa.

YouTuben suosittelujärjestelmä perustuu Goodrown (2021) mukaan tietoon siitä, että jokaisella käyttäjällä on omat katsomistottumuksensa. Hänen mukaansa järjestelmä vertailee käyttäjien katsomistottumuksia toisten samankaltaisia katsomistottumuksia omaavien käyttäjien kanssa suositellakseen käyt-



täjälle sisältöä, joka häntä kiinnostaa. Esimerkkinä hän kuvaili tilannetta, jossa käyttäjä katsoo tennikseen liittyviä videoita ja muut, tennikseen liittyvien videoiden katsojat ovat näiden videoiden lisäksi katsoneet jazz-musiikkiin liittyviä videoita. Tälle käyttäjälle suositellaan siis todennäköisesti jazziin liittyvää sisältöä (Goodrow, 2021). YouTuben suosittelujärjestelmän voidaan päätellä olevan yhteistoiminnallinen järjestelmä, joka tarkastelee samoja mielenkiinnonkohteita omaavia käyttäjiä ja luo suosituksensa sen mukaan.

Lisäksi Goodrown (2021) mukaan YouTuben suosittelujärjestelmä kerää tietoa käyttäjän mieltymyksistä tämän katselemien videoiden, katsomisajan ja antaman palautteen avulla. Käyttäjän klikkaaman videon katsomisaikaa mittaamalla järjestelmä saa tietoa siitä, millaista sisältöä käyttäjä haluaa katsoa. Lisäksi kyselyillä YouTube varmistaa käyttäjiltä, ovatko he tyytyväisiä heille suositeltuihin sisältöihin, pyytämällä käyttäjiä arvioimaan niitä asteikolla yhdestä viiteen. YouTube määrittelee käyttäjän tyytyväisyydeksi ainoastaan arvosanat neljä tai viisi. Kaikki käyttäjät eivät kuitenkaan täytä kyselyä jokaisesta katsomastaan videosta, jonka vuoksi YouTube käyttää koneoppimismallia ennustukseen kyselyvastauksia kaikille käyttäjille saatujen vastausten perusteella (Goodrow, 2021).

Goodrown (2021) mukaan käyttäjädataa kerätään myös käyttäjän jakamien, tykkäämien tai ei tykkäämien videoiden avulla. Tämä perustuu ajatukseen siitä, että käyttäjät ovat todennäköisimmin tyytyväisiä videoihin, joille he antavat tykkäyksen. Käyttäjän antaessa alapeukun videolle, järjestelmä saa merkin siitä, että käyttäjä ei luultavasti ollut tyytyväinen katsomaansa videoon. Hänen mukaansa järjestelmä käyttää tietoa näistä käyttäjän toimintatavoista ja ennustaa videoita, joita hän todennäköisesti voisi jakaa ja tykätä tulevaisuudessa. YouTube kuitenkin tarjoaa käyttäjilleen mahdollisuuden vaikuttaa tähän dataan, jota YouTube saa heistä selville. Käyttäjä voi muokata tätä datan yksityisyyttä YouTuben asetuksista, esimerkiksi poistamalla oman katseluhistoriansa, estämällä katselu- tai hakuhistorian tallentumisen ja valitsemalla, haluaako hän YouTubelta personoituja suosituksia vai ei (Goodrow, 2021).

Goodrown (2021) mukaan YouTube hyödyntää suosituksia myös säilyttääkseen alustansa vastuullisena, suosittelemalla käyttäjille vain korkealaatuista sisältöä. Tämä rajoittaa käyttäjän mahdollisuutta nähdä ongelmallisia videoita, kuten videoita, jotka esittävät väitteitä maapallon litteydestä. Hänen mukaansa näiden ongelmallisten videoiden suosittelua rajoitetaan tunnistamalla sisällöstä epäasialliset videot ja estämällä niiden suositus. YouTube luokittelee videoita ”uskottaviksi” tai ”rajatapauksiksi”, tunnistukseen ongelmalliset sisällöt. Koulutetut henkilöt tarkastavat videoiden luokkia tarkkojen ohjeiden mukaan, tarkastaen muun muassa täyttääkö video antamansa lupauksen, millainen maine videon tekijällä on sekä mikä videon aihe on. Näiden sekä muiden ominaisuuksien perusteella arvioija määrittelee, mikä videon arvoluokka on. Mitä paremman tuloksen video saa, sitä enemmän sitä mainostetaan, ja rajatapauksiksi luokiteltuja sisältöjä ei suositella käyttäjille lainkaan (Goodrow, 2021). YouTube pyrkii siis rajoittamaan sisältöä, jota käyttäjille suositellaan. Tämän voidaan ajatella johtuvan myös siitä, että kuka tahansa käyttäjä voi julkaista alustalla sisäl-

töä, toisin kuin esimerkiksi Netflixissä, jossa käyttäjät voivat ainoastaan katsella sisältöä.

## 5 SUOSITTELUJÄRJESTELMIEN VAIKUTUS KULUTTAJAKÄYTTÄYTYMISEEN

Tässä luvussa pyritään vastaamaan tutkielman tutkimuskysymykseen. Luvussa tutkitaan suosittelujärjestelmän vaikutusta kuluttajan käyttäytymiseen, kuten hänen tekemiinsä valintoihin, niiden monipuolisuuteen ja monotonisuuteen, sekä kuluttajan sitoutumiseen ja suoratoistopalveluiden liialliseen käyttöön.

### 5.1 Kuluttajakäyttäytyminen ja valinnat

Etsiessäni tutkimuksia liittyen suosittelujärjestelmien vaikutuksesta kuluttajiin, kuluttajakäyttäytymiseen liittyviä artikkeleita ja tutkimuksia oli vähän. Alan tutkimukset liittyvät suurimmalta osalta käyttäjäkokemukseen. Löytämieni kuluttajakäyttäytymiseen ja -kokemukseen liittyvien artikkeleiden tuella suoritan omaa pohdintaa, heijastaen löytämäni tietoa kuluttajakäyttäytymiseen suoratoistopalveluissa.

Petridisiksen ym. (2022) järjestämän tutkimuksen mukaan, personoinnin avulla suurin osa tutkimusjoukon osallistujista löysi heitä miellyttäviä sisältöjä, joita he lisäsivät soittolistoihinsa. Myös Carlosin, Gomez-Uriben ja Huntin (2015) mukaan Netflixin suosittelujärjestelmä saa käyttäjät löytämään heitä kiinnostavaa sisältöä jopa sekunneissa aloittaessaan alustan käytön, ennaltaehkäisten alustan hylkäämistä. Personoinnin voidaan siis nähdä lisäävän käyttäjien kuluttamaa sisältöä, lisäämällä heidän palvelun käyttöään ja pidentämällä heidän istuntoaan palvelun parissa. Voidaan siis päätellä personoinnin olevan tehokas keino käyttäjien sitoutumisen ja aktiivisuuden lisäämiseen. Käyttäjien löytäessä heitä kiinnostavaa sisältöä helposti, he todennäköisesti viettävät enemmän aikaa palvelun parissa ja kuluttavat sen myötä enemmän sisältöä. Tämä pidentää heidän istuntoaan ja saattaa myös lisätä heidän palvelun käyttöään pidemmäläkin aikavälillä.

Liangin ja Willemsenin (2021) mukaan suosittelujärjestelmiä voidaan käyttää ”tönäisemään” kuluttajia tekemään oikeita valintoja. Heidän mukaansa suo-

situkset eivät ole aina personoituja, vaan ne voivat olla esimerkiksi luotu palvelun suosituista sisällöistä. Tönäisemällä kuluttajaa kohti näitä haluttuja sisältöjä on siis mahdollista laajentaa tämän kuluttaman sisällön monipuolisuutta, sillä artikkelissa esitetyn tutkimuksen tulokset osoittavat, että ehdottamalla käyttäjille ensimmäisenä heille uusia genrejä, he tutustuivat genren sisältöön ja löysivät sieltä heitä kiinnostavia kohteita. Lisäksi Porcaron ym. (2022) mukaan, algoritmin tarjoamien suositusten avulla voidaan saada käyttäjät löytämään uusia positiivisia puolia genreistä, joista he eivät aiemmin pitäneet. Suosittelevjärjestelmät voivat siis olla tapa saada kuluttajia tutustumaan uusiin tai heille jo aiemmin tuttuihin genreihin paremmin, antaen heille mahdollisuuden laajentaa heidän kuluttamansa sisällön monipuolisuutta, vähentämällä ennakkoluuloja tiettyjä genrejä kohtaan.

Suosittelujärjestelmät voivat myös vähentää käyttäjän kuluttaman sisällön monipuolisuutta. Esimerkiksi Porcaron ym. (2022) mukaan, suosittelujärjestelmien ehdottamalla kuluttajalle vain samankaltaista sisältöä, kuin jota hän on aiemmin kuluttanut, monipuolisuus vähenee ja käyttäjä kuluttaa jatkuvasti vain samanlaista sisältöä. Tämä voi siis vähentää käyttäjän mahdollisuutta tutustua uusiin sisältöihin ja näin heikentää kuluttajien löytämän sisällön monipuolisuutta. Jonesin ja Pun (2007) mukaan, alhainen suositusten monipuolisuus saattaa olla pettymys asiakkaille ja vähentää heidän varmuuttaan päätöksenteossa. Suositusten samankaltaisuuden aiheuttama sisällön monotonisuus voi siis aiheuttaa heissä negatiivisia mielipiteitä ja vähentää heidän mielenkiintoaan palvelua kohtaan. Tällainen samankaltaisten sisältöjen ehdottaminen voi ääripäässä johdattaa kuluttajan kaikukammioon (eng. echo chamber). Seuraavaksi pohditaan, mikä kaikukammio on ja miten se voi muodostua.

Kaikukammio on Cinellin ym. (2021) mukaan ympäristö, jossa ihmisen mielipiteet, poliittiset taipumukset tai uskot vahvistuvat, kun hän on jatkuvasti vuorovaikutuksessa vain sellaisten ihmisten tai sisältöjen kanssa, jotka jakavat samankaltaisia taipumuksia ja asenteita hänen kanssaan. Kaikukammioita on huomattu muodostuvan mediapalveluissa, kuten blogeissa, forumeilla ja sosiaalisessa mediassa (Cinelli ym., 2021). Alatawin ym. (2021) mukaan sosiaalisessa mediassa on kolme ominaisuutta, jotka tekevät siitä täydellisen ympäristön kaikukammion muodostumiselle. Heidän mukaansa ensimmäinen ominaisuus on se, että sosiaalisen median käytöllä ei ole maantieteellisiä rajoituksia, vaan sitä voi käyttää missä tahansa maapallolla. Toinen ominaisuus on se, ettei omien näkemysten jakamisessa ole riskejä ja kolmantena se, että on todennäköistä löytää ihmisiä, joiden kanssa jakaa samat näkemykset (Alataw ym., 2021). Nämä kaikki kolme ominaisuutta, jotka tekevät sosiaalisesta mediasta täydellisen alustan kaikukammion muodostumiselle, pätevät myös osassa suoratoistopalveluissa, kuten YouTubessa. Kaikukammio on siis sosiaalisessa mediassa muodostuva ilmiö, mutta voidaan kuitenkin ajatella, että sen muodostuminen on mahdollista myös suoratoistopalveluissa. Seuraavaksi tarkastellaan, miten tämä muodostuminen voi tapahtua suoratoistopalveluissa.

YouTubessa yhteisöjen muodostuminen on mahdollista käyttäjien julkaisessa omia videoita ja kommenttejaan. Kun ajatellaan aiemmin mainitse-

maani suosittelujärjestelmän aiheuttamaa sisällön monotonisuutta, voidaan se heijastaa YouTubeissa kaikukammion muodostumiseen. Kun kuluttajalle suositellaan vain hänen katseluhistoriansa perusteella sisältöjä, on mahdollisuus, että hänen mielipiteensä tai poliittinen taipumuksensa voivat vahvistua hänen ollessaan vuorovaikutuksessa vain hänen taipumuksiaan myötäilevien sisältöjen kanssa. Voidaan myös ajatella, että samankaltaisista sisällöistä kiinnostuneille ja katsoville ihmisille suositellaan samankaltaisia ja jopa täysin samoja sisältöjä. Kun nämä käyttäjät kuluttavat palvelussa samaa sisältöä, heille on näkyvissä samat videot ja sitä kautta kommenttikentät, joissa he voivat olla vuorovaikutuksessa samoja ajatuksia jakavien ihmisten kanssa. Näistä kommenttikentistä voi muodostua kaikukammioita, jossa näkemyksen, poliittisen taipumuksen tai uskon vahvistuminen on mahdollista.

## 5.2 Kuluttajan sitoutuminen ja liiallinen käyttö

Lehmannin ym. (2012) mukaan, käyttäjien sitoutuminen on osa käyttäjän kokemusta palvelussa, joka korostaa sen myönteisiä puolia. Heidän mukaansa se sisältää käyttäjän kiinnostuksen alustaa kohtaan sekä hänen motivaationsa jatkaa sen käyttöä. Heidän mukaansa lojaaliuus on yksi piirre, joka liittyy käyttäjän sitoutumiseen. Tätä lojaaliuutta voidaan tarkastella muun muassa siitä, miten usein käyttäjä palaa käyttämään palvelua (Lehmann, ym., 2012). Tarjoajan personoinnilla on vaikutusta asiakkaiden lojaaliuteen, mutta vaikutus ei varsinaisesti ole suoranaista. Nimittäin Ballin ym. (2006) mukaan, personointi parantaa asiakastyytyvääsiä sekä luottamusta, jonka kautta sen nähdään vaikuttavan kuluttajien lojaaliuteen. Lisäksi Leen ja Watermanin (2012) mukaan personointi on tärkeää käyttäjille ja se vaikuttaa positiivisesti heidän näkemykseensä palvelusta, koska automaattinen algoritmi tekee heidän työnsä heidän puolestaan. Personoinnin voidaan siis ajatella edistävän asiakastyytyvääsiä ja sitä kautta lojaaliuutta, edistäen asiakkaiden sitoutumista suoratoistopalveluihin. Käyttäjien sitoutuminen voidaan heijastaa kuluttajakäyttäytymiseen ajatellen, että kuluttaja jatkaa sen vuoksi palvelun käyttöä, muiden palveluiden tarjonnasta huolimatta. Suoratoistopalveluissa kuluttajan sitoutumista voidaan tarkastella myös siten, että käyttäjä jatkaa kuukausitilaustaan palvelussa, tai palaa aina uudelleen käyttämään palvelua.

Hasan ym. (2018) määrittelevät internetin liiallisen kulutuksen tilaksi, jossa kuluttaja menettää hallinnan internetin käytöstään ja jatkaa sen käyttöä sen negatiivisista vaikutuksista huolimatta. Heidän mukaansa liialliselle käytölle ominaista on henkilön pakonomainen toiminta palvelun parissa ja se voi vaikuttaa negatiivisesti käyttäjän psykososiaaliseen hyvinvointiin ja elämään. Tällaisia negatiivisia vaikutuksia ovat muun muassa konfliktit muiden ihmisten kanssa, tai kun internetin käyttö alkaa vaikuttaa negatiivisesti työhön tai koulunkäyntiin (Hasan, ym., 2018). Seuraavaksi tarkastellaan tämän liiallisen kulutuksen aiheutumista suoratoistopalveluissa.

Petridisiksen ym. (2022) suorittaman tutkimuksen mukaan personointi auttoi käyttäjiä löytämään enemmän heitä miellyttäviä sisältöjä, kuin personoimaton versio. Suosittelevjärjestelmien tarjotessa käyttäjille mahdollisuuden löytää uusia sisältöjä (Petridis ym., 2022; Carlos, Gomez-Urbe, & Hunt, 2015) ja laajentaa kuluttamansa sisällön monipuolisuutta (Liang & Willemsen, 2021), niiden voidaan ajatella pidentävän käyttäjän kuluttamaa aikaa suoratoistopalveluiden parissa. Lisäksi Freemanin, Gibbsin & Nansenin (2022) mukaan suosittelujärjestelmät voivat saada käyttäjät tutkimaan palvelun tarjontaa enemmän ja jopa löytämään valikoiman outoja sisältöjä. Löytämällä jatkuvasti lisää kulutettavaa sisältöä suosittelujärjestelmän avulla, käyttäjä jatkaa palvelun käyttöä jopa tahtomattaan, aiheuttaen kyvyttömyyttä lopettaa. Voidaan siis ajatella, että suosittelujärjestelmillä voi olla negatiivinen vaikutus kuluttajakäyttäytymiseen, aiheuttaen liiallista suoratoistopalveluiden käyttöä pitämällä käyttäjät pidempää aikoja palvelun parissa. Liiallisen käytön voidaan ajatella olevan riski myös palveluntarjoajalle, sillä se vaikuttaa haitallisesti käyttäjien terveyteen ja jaksamiseen, ja tätä kautta kiinnostukseen palvelua kohtaan. Tämän voidaan ajatella aiheuttavan käyttäjissä tyytymättömyyttä ja jopa ajaa heitä pois palvelun luota.

## 6 YHTEENVETO

Tässä tutkielmassa pyrittiin tutkimaan suosittelujärjestelmien vaikutusta kuluttajakäyttäytymiseen suoratoistopalveluissa. Suosittelujärjestelmien rooli on kasvanut merkittävästi internetin käytön laajentumisen ja valtaviin datamäärien kasvun myötä. Ne ovat järjestelmiä, jotka tarjoavat käyttäjille personoituja suosituksia ja ohjaavat käyttäjiä kohti heitä kiinnostavaa sisältöä. Näiden järjestelmien avulla pyritään parantamaan käyttäjän kokemusta palvelussa, vähentämällä heidän näkemäänsä vaivaa sisällön etsimisessä. Suosittelujärjestelmät toimivat keräämällä ja analysoimalla dataa käyttäjistä sekä palvelun sisällöstä, hyödyntäen sitä suositusten muodostamisessa. Suosittelujärjestelmät voidaan jakaa luokkiin sen mukaan, miten ne suodattavat dataa suosituksissaan. Nämä luokat ovat sisältöperusteiset, yhteistoiminnalliset ja hybridimalliset suosittelujärjestelmät.

Suoratoistopalveluiden käyttö on laajentunut merkittävästi eri mediapalvelualustoilla, ja ne ovatkin vieneet ihmiset television katselun ja radion kuuntelun parista kohti modernimpaa tapaa kuluttaa sisältöjä. Suoratoistopalveluiden laajan sisällön vuoksi niissä hyödynnetään suosittelujärjestelmiä, jotka suodattavat niiden dataa, suositellen käyttäjille personoituja sisältöjä ja näin vähentäen heidän näkemäänsä vaivaa. Tunnettuja esimerkkejä suosittelujärjestelmiä hyödyntävistä suoratoistopalveluista ovat muun muassa Netflix, Spotify ja YouTube, jotka hyödyntävät suosituksia palveluissaan eri tavoin.

Tutkielmassa pyrittiin vastaamaan tutkimuskysymykseen: Miten suosittelujärjestelmät vaikuttavat kuluttajakäyttäytymiseen suoratoistopalveluissa? Tutkielma toteutettiin kuvailevana kirjallisuuskatsauksena. Asetettuun tutkimuskysymykseen pyrittiin vastaamaan hyödyntämällä 31 artikkelia, tieteellistä tutkimusta ja blogitekstiä. Lähteet haettiin tietokannoista kuten Google Scholar, ScienceDirect, JYKDOK, Scopus ja ACM Digital Library. Haussa käytettiin hakusanoja *recommender system*, *recommendation algorithm*, *consumer behavior*, *streaming service*. Lähteiden luotettavuus pyrittiin tarkistamaan muun muassa Julkaisufoorumien luokituksella. Osa käytetyistä lähteistä on kuitenkin blogitekstejä tai verkkosivujulkaisuja, joiden luokitusta ei voitu tarkistaa tällä luoki-

tuksella, joten luotettavuus oletettiin muiden tietojen kuten julkaisijan ja julkaisuvuoden perusteella.

Tutkimalla suosittelujärjestelmien vaikutusta kuluttajakäyttäytymiseen, lähteiden löytäminen oli haastavaa. Tutkielmassa pyrittiin kuitenkin heijastamaan kuluttajakokemuksesta löydettyjä tutkimuksia kuluttajakäyttäytymiseen. Tutkimuksen tulokset osoittavat, että suosittelujärjestelmillä on vaikutusta kuluttajien käyttäytymiseen suoratoistopalveluissa monin tavoin. Suosittelujärjestelmät voivat lisätä käyttäjien kuluttaman sisällön määrää ja pitää heidät palvelun parissa pidempiä aikoja. Ne voivat myös vaikuttaa käyttäjien kuluttaman sisällön monipuolisuuteen, joko laajentamalla tai supistamalla sitä. Ne voivat laajentaa käyttäjien kuluttaman sisällön monipuolisuutta lisäämällä heidän genrejen tutkimustaan ja näin ohjata heidät uusien kiinnostavien sisältöjen luo. Ne saattavat myös supistaa käyttäjien kuluttamaa sisältöä ehdottamalla heille vain samankaltaista sisältöä ja ääripäässä johdattaa heidät kaikukammioon (eng. echo chamber). Suosittelujärjestelmät voivat myös olla tapa sitouttaa käyttäjiä palveluun, niiden lisäämällä asiakastyytyväisyyttä ja sitä kautta heidän lojaaliuttaan palvelua kohtaan. Ne voivat aiheuttaa myös suoratoistopalveluiden liiallista käyttöä, niiden pidentäessä käyttäjän kuluttamaa aikaa palvelun parissa. Voidaan siis todeta, että suosittelujärjestelmien vaikutus kuluttajakäyttäytymiseen on merkittävä ja ne ovat suoratoistopalveluille tehokas tapa luoda arvoa kuluttajille, sekä ohjata heidän käyttäytymistään palvelussa.

Tutkielmassa käytetyt artikkelit eivät suoraan vastaa tutkielmassa asetettuun tutkimuskysymykseen. Tutkimuskysymykseen vastatessa jouduttiin pääosin turvautumaan omaan pohdintaan, toki tukena kuluttajakokemukseen liittyviä tutkimuksia. On kuitenkin huomioitava, että osa käytetyistä lähteistä ei ole tieteellisiä, vaan esimerkiksi blogitekstejä, joiden luotettavuutta ei voitu vahvistaa Julkaisufoorumin luokituksella ja tämä heikentää niiden luotettavuutta. On kuitenkin tärkeä ymmärtää näiden blogitekstien hyödyllisyys tutkimuksessa, sillä niillä pyrittiin syventämään ymmärrystä suosittelualgoritmien rakenteesta ja toiminnasta.

Tulevaisuudessa olisi tärkeää, että tutkijat syventyisivät laajemmin suosittelujärjestelmien vaikutukseen kuluttajien käyttäytymiseen suoratoistopalveluissa. Tällä hetkellä tutkimukset keskittyvät pääasiassa kuluttajakokemukseen ja kuluttajien käyttäytymisen tutkiminen on jäänyt vähäiseksi. Lisäksi alan tutkimukset, jotka keskittyvät kuluttajakäyttäytymiseen, ovat usein rajoittuneet verkkokauppoihin ja asiakkaiden ostopäätöksiin, kun taas suoratoistopalveluihin liittyvä tutkimus on vähäistä. Erityisesti suosittelujärjestelmien vaikutus käyttäjien liialliseen sisällönkulutukseen on näkökulma, joka ansaitsisi enemmän tutkimusta. Sitä tutkimalla voitaisiin saada arvokasta tietoa muun muassa käyttäjien hyvinvoinnista ja asiakastyytyväisyydestä. Syventämällä ymmärrystä suosittelujärjestelmien vaikutuksesta kuluttajakäyttäytymiseen suoratoistopalveluissa voidaan siis hankkia merkityksellistä tietoa kuluttajista, jota voitaisiin hyödyntää suoratoistopalveluiden ja niiden suosittelujärjestelmien kehittämisessä.



## LÄHTEET

- Afchar, D., Melchiorre, A., Schedl, M., Hennequin, R., Epure, E. & Moussallam, M. (2022). Explainability in Music Recommender Systems. *AI Magazine*.  
<https://doi.org/10.1002/aaai.12056>
- Arkadiusz, K. (2023) How to Build Recommendation System: Explained Step by Step. *Strato Flow*. <https://stratoflow.com/how-to-build-recommendation-system/>
- Batmaz, Z., Yurekli, A. & Kaleli, C. (2018). A review on deep learning for recommender systems: challenges and remedies. *Springler Link, Artif Intell Rec*, s. 1-37. <https://doi.org/10.1007/s10462-018-9654-y>
- Burke, R., Felfernig, A., & Göker, M. H. (2011). Recommender Systems: An Overview. *AI Magazine*. <https://doi.org/10.1609/aimag.v32i3.2361>
- Burke, R. (2002). Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. *Teoksessa User Modeling and User-Adapted Interaction* (s. 331-370).  
<https://doi.org/10.1023/A:1021240730564>
- Carlos, A., Gomez-Uribe. & Hunt, N. (2015). The Netflix Recommender System: Algorithms, Business Value, and Innovation.  
<http://dx.doi.org/10.1145/2843948>
- Cinelli, M., Morales, G., Galeazzi, A. & Starnini, M. (2021). The echo chamber effect on social media. *Proceedings of the National Academy of Sciences*.  
<https://doi.org/10.1073/pnas.2023301118>
- Challenges and Solutions for Building Effective Recommendation Systems. (2023). *IT Convergence, AI & Machine Learning Blog*.  
<https://www.itconvergence.com/blog/challenges-and-solutions-for-building-effective-recommendation-systems/#:~:text=Scalability,make%20recommendations%20in%20real%20Dtime>.
- Colbjornsen, Terje. (2020). Conceptualization distribution economy, technology, and power in streaming media services. *SageJournals*.  
<https://doi.org/10.1177/1354856520966911>
- Faisal, A., Cheng, L., Tahir, A., Karami, M., Jiang, B., Black, T. & Liu, H. (2021). A Survet on Echo Chambers on Social Media: Description, Detection and Mitigation. *Cornell University*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.05084>
- Freeman, S., Gibbs, M., & Nansen, B. (2022). ‘Don’t mess with my algorithm’: Exploring the relationship between listeners and automated curation and recommendation on music streaming services. *First Monday*.  
<https://doi.org/10.5210/fm.v27i1.11783>

- Goodrow, C. (2021). On YouTube's recommendation system. *YouTube's Official Blog, Inside YouTube*. <https://blog.youtube/inside-youtube/on-youtubes-recommendation-system/>
- Gunawardana, A. & Meek, C. (2009). A Unified Approach to Building Hybrid Recommender Systems. *Association for Computing Machinery*. <https://doi.org/10.1145/1639714.1639735>
- Hasan, M., Jha, A. & Liu, Y. (2018). Excessive use of online video streaming services: Impact of recommender system use, psychological factors, and motives. *Teoksessa Computers in Human Behavior* (s. 220–228). <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.11.020>
- Herbert, D., Lotz, A. & Marshall, L. (2018). Approaching media industries comparatively: A case study of streaming. *Sage Journals*. <https://doi.org/10.1177/1367877918813245>
- Jayalakshmi, S., Ganesh, N., Cep, R. & Murugan, J. (2022). Movie Recommender Systems: Concepts, Methods, Challenges, and Future Directions. *MDPI*. <https://doi.org/10.3390/s22134904>
- Jones, N. & Pu, P. (2007). User Technology Adoption Issues in Recommender Systems. *EPFL Infoscience*. <https://infoscience.epfl.ch/record/128435>
- Konstan, J. & Riedl, J. (2012). Recommender systems: from algorithms to user experience. *Springer Science+Business Media*. <https://doi.org/10.1007/s11257-011-9112-x>
- Lehmann, J., Lalmas, M., Yom-Tov, E. & Dupret, G. (2012). Models of User Engagement. User Modeling, Adaptation, and Personalization. *UMAP, Lecture Notes in Computer Science, Springer*. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-31454-4\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-642-31454-4_14)
- Liang, Y. & Willemsen, M. (2021). The role of preference consistency, defaults and musical expertise in users' exploration behavior in a genre exploration recommender. *Teoksessa In Fifteenth ACM Conference on Recommender Systems* (s. 230–240). <https://doi.org/10.1145/3460231.3474253>
- Lika, B., Kolomvatsos, K. & Hadjiefthymiades, S. (2014). Facing the cold start problem in recommender systems. *Teoksessa Expert Systems with Applications* (s. 2065-2073). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.09.005>.
- Netflix Research. (2018). Netflix. <https://research.netflix.com/research-area/recommendations>
- Pastukhov, D. (2022). Inside Spotify's Recommender System: A Complete Guide to Spotify Recommendation Algorithms. *Music Tomorrow*. <https://www.music-tomorrow.com/blog/how-spotify-recommendation-system-works-a-complete-guide-2022>
- Petridis, S., Daskalova, N., Mennicken, S., Way, S., Lamere, P. & Thom, J. (2022). TastePaths: Enabling Deeper Exploration and Understanding of Personal

- Preferences in Recommender Systems. *IUI 2022, Association for Computing Machinery*. <https://doi.org/10.1145/3490099.3511156>
- Porcaro, L., Gómez, E. & Castillo, C. (2022). Diversity in the Music Listening Experience: Insights from Focus Group Interviews. *Association for Computing Machinery*. <https://doi.org/10.1145/3498366.3505778>
- Ripenko, S. & Hasiuk, N. (2022). All About Music Recommendation System with a Step-By-Step Guide to Creating It. *Eliftech*. <https://www.eliftech.com/insights/all-you-need-to-know-about-a-music-recommendation-system-with-a-step-by-step-guide-to-creating-it/>
- Roy, D. & Dutta, M. (2022). A systematic review and research perspective on recommender systems. *Journal of Big Data*. <https://doi.org/10.1186/s40537-022-00592-5>
- Shi, Y., Larson, M., Hanjalic, A. (2014). Collaborative Filtering beyond the User-Item Matrix: A Survey of the Art and Future Challenges. *Association for Computing Machinery Compt*. <https://doi.org/10.1145/25556270>
- Schedl, M., Zamani, H., Chen, CW. (2018). Current challenges and visions in music recommender systems research. *International Journal Multimedia Information Retrieval*. <https://doi.org/10.1007/s13735-018-0154-2>
- Wright, Gavin. (2023). Definition: video streaming service. *TechTarget, WhatIs?*. <https://www.techtarget.com/whatis/definition/video-streaming-service>
- Zhang, H., Yin, B. & Lu, X. (2014). Modeling and Analysis for Streaming Service Systems. *International Journal of Automation and Computing*. <https://doi.org/10.1007/s11633-014-0812-7>