

KULUTTAJAN AIKOMUS JAKAA TIETOJA KÄYTTÄMÄLLÄ AI-POHJAISIA PERSONOINTIJÄRJESTELMIÄ VERKKOKAUPASSA

**Jyväskylän yliopisto
Kauppakorkeakoulu**

Pro gradu -tutkielma

2023

**Tekijä: Viivi Varjus
Oppiaine: Markkinointi
Ohjaaja: Olli Tyrväinen**



JYVÄSKYLÄN YLIOPISTO

TIIVISTELMÄ

<i>Tekijä</i> Viivi Varjus	
<i>Työn nimi</i> Kuluttajan aikomus jakaa tietoja käyttämällä AI-pohjaisia personointijärjestelmiä verkkokaupassa	
<i>Oppiaine</i> Markkinointi	<i>Työn laji</i> Pro gradu -tutkielma
<i>Aika (pvm.)</i> 19.4.2023	<i>Sivumäärä</i> 52 + liitteet 1 kpl
<i>Tiivistelmä – Abstract</i> <p>Asiakasdatan keräämisestä ja sen hyödyntämisestä, sekä arvon tuottamisesta asiakkaalle personoinnin avulla on tullut yrityksille elintärkeää. Personoinnin avulla yritys pystyy räätälöimään tarjoaman yksittäiselle kuluttajalle mieluisaksi, mikä helpottaa ja nopeuttaa kuluttajan ostoprosessia. Tekoälyyn pohjautuvien järjestelmien käytön suosio personoinnin apuna on kasvanut merkittävästi verkkokauppaympäristössä, sillä tekoäly on mullistanut tavan, jolla tietoja käsitellään. Saavuttaakseen personoinnin hyödyt, kuluttajan tulee jakaa itsestään tietoja yritykselle. Tämä voi aiheuttaa kuluttajissa yksityisyyden huolta ja epävarmuutta, onko henkilökohtaisten tietojen paljastaminen siitä saatavien hyötyjen arvoista. Tutkimus kuluttajien suhtautumisesta AI-teknologioihin ja niiden vaikutuksesta kuluttajan käyttäytymiseen verkkokaupassa on kuitenkin puutteellista.</p> <p>Tämän tutkimus selittää sosiaalisen vaihtoteorian näkökulmasta mitkä tekijät vaikuttavat kuluttajan halukkuuteen käyttää AI-pohjaisia personointijärjestelmiä verkkokaupassa ja aikomukseen jakaa itsestään tietoja niiden avulla personointia varten. Tutkimus toteutettiin kvantitatiivisin tutkimusmenetelmin. Aineisto kerättiin verkkopohjaisella kyselylomakkeella, jonka analyysissä hyödynnettiin IBM SPSS ja SmartPLS 4.0 järjestelmiä. Hypoteesit testattiin PLS-SEM rakenneyhtälömallinnuksen avulla.</p> <p>Tutkimuksen perusteella voidaan osoittaa, että AI-pohjaisten personointijärjestelmien koettu hyöty vaikuttaa merkittävästi kuluttajan aikomukseen käyttää ja jakaa tietoja itsestään näiden teknologioiden avulla. Hyötyjen vaikutus kuluttajan aikomukseen on merkittävää etenkin kuluttajilla, jotka eivät ole aiemmin käyttäneet AI-pohjaisia personointijärjestelmiä. Lisäksi luottamuksella todettiin olevan niin suora, kuin välillinen vaikutus tietojen paljastamisen aikomukseen, mitä puolestaan liiallinen läpinäkyvyys voi heikentää. Kuluttajan yksityisyyden huolella ei havaittu olevan vaikutusta kuluttajan aikomukseen jakaa itsestään tietoa AI-pohjaisten personointijärjestelmien avulla. Tutkimuksen mukaan sosiaalisen vaihtoteorian perustana toimiva kahden tekijän vaihtosuhde ei riitä siis yksin selittämään kuluttajan aikomusta paljastaa tietoa, sillä kuluttajien käsitys yksityisyydestä on mahdollisesti muuttunut tai sitä ei enää koeta olevan. Nykyinen teoria ei kuitenkaan pysty selittämään ilmiötä täysin. Tämän vuoksi yksityisyyden huoliin liittyvää tutkimusta tulisi tehdä tulevaisuudessa siitä näkökulmasta, kuinka kuluttajat kokevat tietojen keräämisen. Tutkimus auttaa verkkokauppiaita ymmärtämään, mitä tekijöitä tulee ottaa huomioon käyttäessä uusia AI-pohjaisia personointijärjestelmiä verkkokaupassa, jotta asiakas on halukas ja kyvykäs käyttämään kyseisiä teknologioita.</p>	
<i>Asiasanat</i> AI-teknologiat, sosiaalinen vaihtoteoria, personointi-yksityisyys paradoksi, kuluttajakäyttäytyminen	
<i>Säilytyspaikka</i>	Jyväskylän yliopiston kirjasto

SISÄLLYS

TIIVISTELMÄ.....	2
SISÄLLYS.....	4
1 JOHDANTO	5
1.1 Tutkimuksen taustaa	5
1.2 Tutkimuksen tavoite ja tutkimusongelma.....	6
1.3 Tutkimuksen rakenteesta	7
2 TIETOJEN JAKAMINEN AI-TEKNOLOGIOIDEN AVULLA	8
2.1 Sosiaalinen vaihtoteoria.....	8
2.2 AI-teknologiat.....	9
2.3 Tietojen jakamisen personointi-yksityisyys paradoksi.....	11
2.4 Personoinnin koettu hyöty	12
2.5 Yksityisyyden huoli	13
2.6 Luottamuks AI-pohjaisiin järjestelmiin.....	16
2.7 Läpinäkyvyyden vaikutus	19
3 METODOLOGIA	22
3.1 Kvantitatiivinen tutkimusmenetelmä.....	22
3.2 Aineiston keräys	23
3.3 Datan analysointi	25
4 TUTKIMUKSEN TULOKSET	27
4.1 Demografiset tekijät.....	27
4.2 Rakenneyhtälömalli	28
4.2.1 Mittausmalli	29
4.2.2 Rakennemalli	31
4.2.3 Moniryhmä analyysi	34
5 JOHTOPÄÄTÖKSET JA ARVIOINTI.....	38
5.1 Tieteelliset johtopäätökset	38
5.2 Liikkeenjohdolliset johtopäätökset.....	40
5.3 Tutkimuksen luotettavuus.....	42
5.4 Tutkimuksen rajoitukset	43
5.5 Jatkotutkimusehdotukset.....	44
LÄHTEET	45
LIITE	53

1 JOHDANTO

1.1 Tutkimuksen taustaa

Verkkokauppojen suosio ostopaikkana on räjähtänyt viime vuosina. Henkilötietojen jakaminen on yksi oleellisimmista tekijöistä, jotta transaktioita voidaan suorittaa verkkokaupassa. Pakollisten henkilötietojen lisäksi, kuluttaja voi luovuttaa yksityisiä henkilötietojaan kauppiaille markkinointia varten saadakseen vastineeksi paremmin kohdennettua sisältöä. (Kolotylo-Kulkarni ym., 2021.) Nykypäivän markkinoinnissa yrityksen kyvyllä kerätä, analysoida ja hyödyntää asiakastietoja on kasvava merkitys, sillä modernit markkinointikäytännöt vaativat uusien teknologioiden hyödyntämistä luodakseen asiakkaalle arvoa (Awad & Krishnan, 2006; Quach ym., 2022). Tämä arvon luonti tapahtuu muun muassa yrityksen kyvyllä hyödyntää digitaalista asiakastietoa markkinoinnin personoimiseen. Personointi tarkoittaa kykyä räätälöidä tuotteita ennakoivasti yksittäiselle kuluttajalle tämän makuun hänen henkilökohtaisten ja mieltymystä koskevien tietojen perusteella. Saavuttaakseen nämä hyödyt, joutuu kuluttaja antamaan vastineeksi itsestään henkilökohtaisia tietoja markkinoijille. (Awad & Krishnan, 2006.) Tätä vaihdantakäsitystä tukee myös sosiaalinen vaihtoteoria, joka toimii tutkimuksen teoreettisena lähtökohtana (Awad & Krishnan, 2006). Teknologian kehittyessä tekoälyyn (eng. artificial intelligence, AI) pohjautuvien järjestelmien käytön suosio personoinnin apuna on kasvanut merkittävästi etenkin verkkokauppaympäristössä. Tekoäly on myös mullistanut tavan, jolla tietoja käsitellään, sillä se pystyy hallitsemaan tehokkaasti valtavan määrän dataa (Cheng ym., 2022; Kumar ym., 2019.) Asiakastietojen kerääminen ja hyödyntäminen aiheuttaa kuitenkin kuluttajissa yksityisyyden huolta (eng. privacy concern) (Cheng ym., 2022) ja epävarmuutta, onko henkilökohtaisten tietojen paljastaminen siitä saatavien hyötyjen arvoista. Tämä asetelma luo personointi-yksityisyys paradoksin, joka haastaa markkinoijia ja verkkokauppiaita (Awad & Krishnan, 2006.)

Sosiaalisen vaihtoteorian mukaan kuluttajat ovat halukkaita paljastamaan itsestään henkilökohtaisia tietojaan, kun kuluttajan informaation paljastamisesta aiheutuvat koetut hyödyt ylittävät koetut kustannukset eli yksityisyyden riskit

(Martin & Murphy, 2017). Mitä enemmän kuluttaja arvostaa personointia ja siitä saatavaa hyötyä, sitä enemmän hän on halukas paljastamaan tietojaan itsestään. (Chellappa & Sin, 2005). Viime vuosina personointia tehostaneet AI-teknologiat ovat kuitenkin herättäneet keskustelua etenkin tietosuojariskien osalta (Cheng ym., 2022). Yksityisyyden huoli vaikuttaa yksilön käyttäytymiseen, sekä vähentää asiakkaan halukkuutta jakaa yritykselle henkilötietoja (Okazaki ym., 2020) ja näin ollen käyttää AI-pohjaisia personointijärjestelmiä. Yksityisyyden huolenaiheet ovat yksilöiden huolenaiheita liittyen organisaatioiden tietosuojakäytäntöihin ja kykyyn hallita henkilökohtaisia tietoja (Maseeh ym. 2021). Maseehin ym. (2021) mukaan kuluttajan riskikäsitteet laukaisevat yksityisyyden huolenaiheita, kun taas hyötykäsitteet ja muut positiivisiin mielikuviin vaikuttavat tekijät vähentävät yksityisyyden huolenaiheita verkkokaupassa. On kuitenkin myös tutkittu, että toisinaan kuluttajat painottavat tiedon paljastamisprosessissa hyötyjä korkeammalle kuin paljastamisesta aiheutuvia riskitekijöitä (Barth & de Jong, 2017). Tietojen paljastamisen ilmiö ei ole yksiselitteinen, vaan siihen liittyy useita tekijöitä. Myös luottamuksella ja läpinäkyvyydellä on todettu olevan merkittävä vaikutus niin AI-teknologioiden koettuun hyötyihin ja yksityisyyteen liittyviin huoliin, kuin suoraan halukkuuteen paljastaa henkilökohtaisia tietoja AI-pohjaisten järjestelmien avulla (Shin & Park, 2019; Bunn, 2020; Aguirre ym., 2015; Martin & Murphy, 2017; Maseeh ym., 2021; Chen ym., 2022).

Verkkokauppa ja siihen liittyvät tekijät, kuten yksityisyyden huolet ovat verrattain uusi tutkimuksen ala, sillä verkkokaupat ja niihin liittyvät vakavat yksityisyyden huolen aiheet alkoivat esiintyä vasta 1990-luvulla. Tietojen paljastaminen ja yksityisyyden huolen ilmiö on kuitenkin saanut merkittävää huomiota verkkokauppaan liittyvässä kirjallisuudessa. (Maseeh ym., 2021; Kolotylo-Kulkarni ym., 2021.) Vaikka viime aikoina tutkimusta tietojen paljastamisesta on tehty merkittävästi, on se vielä suhteellisen hajanainen, sekä tulokset ovat olleet ristiriitaisia keskenään, jonka vuoksi tutkimusta tarvittaisiin lisää niin uusien teorioiden kehittämiseksi kuin manageristen käytänteiden luomiseksi (Maseeh ym., 2021; Okazaki ym., 2020). Lisäksi uusien digitaalisten teknologioiden kehittyessä, sekä niiden ollessa yhä isompi osa kuluttajien arkea, nousee uusia yksityisyyden huolen aiheita ja kuluttajan käyttäytymistä muokkaavia tekijöitä (Du & Xie, 2021; Quach ym., 2022). Vaikka tekoälyn käyttöä omaksutaan yhä laajemmin ja tekoälypohjaisia järjestelmiä käytetään yhä enemmän suositusten laatimisessa ja tiedon keräämisessä, ymmärrys kuluttajien reaktioista näihin uusiin teknologioihin on edelleen vähäistä (Kim ym., 2021). Tämän vuoksi tutkimusta tarvitaan selvittämään, kuinka AI-pohjaisia personointijärjestelmien käyttö vaikuttaa kuluttajan käyttäytymiseen verkkokaupassa.

1.2 Tutkimuksen tavoite ja tutkimusongelma

Tämän tutkimuksen tavoite on selittää mitkä tekijät vaikuttavat kuluttajan halukkuuteen käyttää AI-pohjaisia personointijärjestelmiä verkkokaupassa ja aikomukseen jakaa itsestään tietoja niiden avulla personointia varten, sillä asiakasdatan kerääminen on yritykselle elintärkeää ja tekoäly muuttaa jatkuvasti

tapaa kerätä ja hallita sitä. Uusia AI-pohjaisia järjestelmiä kehitetään jatkuvasti ja niiden käyttö lisääntyy koko ajan. Siitä huolimatta AI-tekniikoihin liittyvä tutkimus on vielä vähäistä ja tulokset hajanaisia, sekä olemassa oleva kirjallisuus ei pysty selittämään vielä kattavasti AI-tekniikoiden vaikutusta kuluttajien käyttäytymiseen verkkokaupoissa. Siksi tämän tutkimuksen avulla pyritään selittämään mitkä tekijät vaikuttavat kuluttajan käyttäytymiseen verkkokaupassa, joka hyödyntää uusia AI-tekniikoita. Tutkimuksen avulla pystytään tarjoamaan yrityksille ja verkkokauppiaille arvokasta tietoa verkkokauppojen kehittämisen ja asiakasdatan keräämisen tueksi.

Tutkimuksen tutkimuskysymys on seuraava:

Mitkä tekijät vaikuttavat kuluttajan aikomukseen jakaa itsestään tietoa käyttämällä AI-pohjaisia personointijärjestelmiä verkkokaupassa?

Tutkimus on toteutettu suomalaisten kuluttajien näkökulmasta. Tutkimuksessa on hyödynnetty kvantitatiivisia tutkimusmenetelmiä ja se on tutkimusotteeltaan kausaalinen eli se pyrkii selittämään teoreettisesta viitekehuksesta löytyvien tekijöiden välisiä suhteita. Aineisto on kerätty sähköisen kyselylomakkeen avulla ja sen analysoimisessa on käytetty tilastollisia menetelmiä. Tutkimuksen teossa ei ole käytetty tekoälysovelluksia.

1.3 Tutkimuksen rakenteesta

Tämä tutkimus on jaettu viiteen eri päälukuun. Tutkimus alkaa johdannolla, jossa esitellään aihe ja tutkimusongelma, sekä perustellaan tutkimuksen tarve kyseisestä aiheesta. Toisessa luvussa perehdytään aiempaan kirjallisuuteen aiheesta ja sen pohjalta muodostettuun teoreettiseen viitekehukseen. Luvussa keskustellaan sosiaalisesta vaihtoteoriasta ja tiedon jakamisen personointiyksityisyys paradoksista, sekä käsitellään personoinnin koettuja hyötyjä, kuluttajan yksityisyyden huolta, luottamusta ja läpinäkyvyyttä AI-tekniikoiden kontekstissa. Luvussa esitellään myös tutkimuksen hypoteesit. Kolmannessa luvussa käydään läpi tutkimuksen metodologia, jonka jälkeen neljännessä luvussa raportoidaan tutkimuksen tulokset. Lopuksi viidennessä luvussa keskustellaan tutkimuksen teoreettisista ja liikkeenjohdollisista johtopäätöksistä, sekä tutkimuksen luotettavuudesta, rajoitteista ja jatkotutkimusaiheista.

2 TIETOJEN JAKAMINEN AI-TEKNOLOGIOIDEN AVULLA

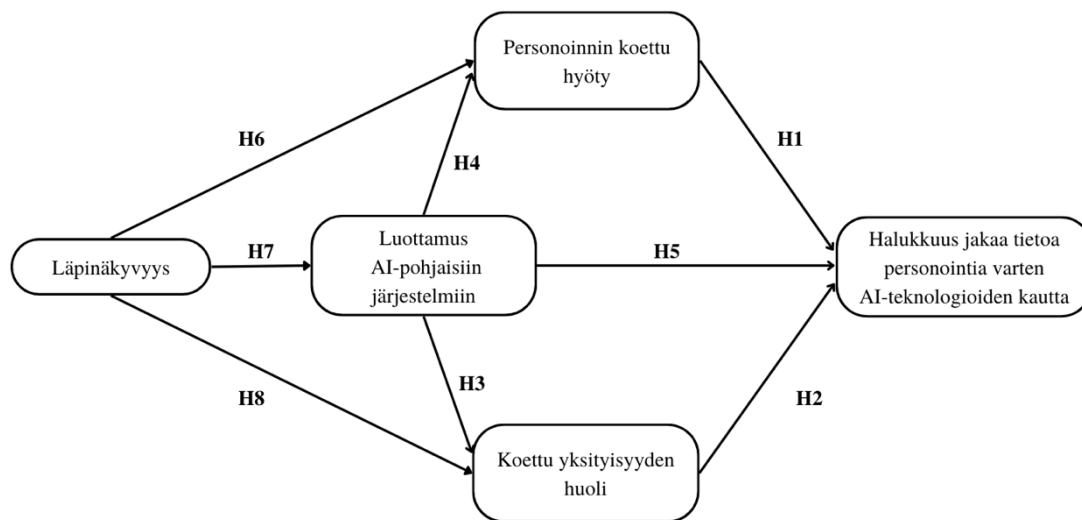
Tässä luvussa esitellään aiempaan kirjallisuuteen pohjautuva teoreettinen viitekehys, sekä avataan siihen liittyvää teoriaa. Tämän lisäksi käydään läpi tutkimukselle muodostetut hypoteesit.

2.1 Sosiaalinen vaihtoteoria

Tutkimuksen teoreettinen viitekehys, joka on rakennettu sosiaalisen vaihtoteorian pohjalta, esitellään kuviossa 1. Yleisesti *sosiaalisen vaihtoteorian* perustana toimii vaihtosuhde kahden tekijän välillä ja vaihdosta saatavan hyödyn tarkastelu. Sosiaalinen vaihtoteorian ja taloudellisen vaihtoteorian ajatellaan useasti kietoutuvan yhteen, sillä molemmissa tarkastellaan vaihtoa hyöty-kustannus-näkökulmasta, mutta sosiaaliselle vaihtoteorialle on ominaista tarkastella tätä subjektiivisen arvon näkökulmasta. (Cook, 1987.) Kuluttaja arvottaa siis vaihdosta saatavia hyötyjä ja arvoa omakohtaisten kokemusten, sekä näkemysten perusteella. Sosiaalisen vaihtoteorian mukaan, kuluttajat ovat halukkaita paljastamaan henkilökohtaisia tietojaan, kun koetut hyödyt ylittävät koetut kustannukset eli yksityisyyden riskit (Martin & Murphy, 2017). Lisäksi sosiaaliseen vaihtoon sisältyy periaate, jonka mukaan odotetun vaihdosta saatavan hyödyn luonnetta ei ole määriteltä ennalta. Tämän vuoksi sosiaalinen vaihto vaatii luottamusta vaihdon toiseen osapuoleen, jolta hyötyä odotetaan saatavan. (Blau, 1964.) Näin voidaan olettaa, että luottamus on tärkeä tekijä myös tietojen jakamisessa personointia vastaan. Lisäksi läpinäkyvyydellä on todettu olevan vaikutuksia sosiaalisen vaihdon muodostaviin tekijöihin (Awad & Krishnan, 2006).

Suurta osaa sosiaalisen elämän vuorovaikutuksia yksilöiden, organisaatioiden ja verkostojen välillä voidaan pitää sosiaalisena vaihtona. Näin ollen myös informaation paljastamisen yrityksille personointia varten voidaan nähdä

sosiaalisena vaihtona (Cloarec, Meyer-Waarden & Munzel, 2021). Blaun (1964) mukaan sosiaalinen vaihto on yksilöiden vapaaehtoisia toimia, jotka tapahtuvat teoista vaihtona saatavien hyötyjen motivoimana. Keskeinen asia personoinnissa on kuluttajan henkilökohtaisten tietojen luovuttaminen vaihtona personoidusta sisällöstä (Martin & Murphy, 2017). Lisäksi AI-teknologioiden ihmismäisten ominaisuuksien vuoksi kuluttajat ovat sosiaalisessa vuorovaikutuksessa tekoälyn kanssa osana tiedonvaihtoprosessia (Puntoni ym., 2021). Tämän vuoksi tietojen luovuttamista AI-pohjaisten järjestelmien avulla personointia vastaan on syytä tarkastella sosiaalisen vaihtoteorian valossa, sillä kuluttajan arviointiprosessiin vaikuttaa kokemukset ja vuorovaikutus AI-teknologioiden kanssa. Tutkimuksen teoreettisen viitekehysten rakenteita ja taustalla olevaa teoriaa esitellään tarkemmin seuraavissa alaluvuissa.



KUVIO 1. Teoreettinen viitekehys

2.2 AI-teknologiat

Tekoälyllä (eng. artificial intelligence, AI) varustetut teknologiat eli *AI-teknologiat* ovat nousseet isoksi trendiksi muun muassa markkinoinnin alalla ja ne muokkaavat liiketoiminnan toimintoja etenkin markkinoinnin osalta ((Jarek & Mazurek, 2019; Hermann, 2020; Davenport ym., 2020). Jarek ja Mazurek (2019, 47) määrittelevät artikkelissaan AI-teknologian Oxfordin sanakirjan mukaan seuraavasti: "AI on sellaisten tietokonejärjestelmien teoria ja kehitys, joka pystyy suorittamaan tehtäviä, jotka yleensä vaativat ihmisälykkyyttä, kuten visuaalisia havaintoja, puheentunnistusta, päätöksentekoa ja kääntämistä kielten välillä". Myös Huang ja Rust (2021) määrittelevät AI:n koneen tuottamaksi ihmiskykyjen

jäljitelmäksi, joka pystyy fyysisiin tai mekaanisiin tehtäviin, kuten ajatteluun ja tunteiden käsittelyyn. AI voidaan käsittää myös datalähtöisemmästä näkökulmasta, kuten Kumar ym. (2019, 136) tekevät ja määrittelevät artikkelissaan AI:n seuraavasti: "AI on järjestelmän kyky tulkita ulkoisia tietoja oikein, oppia näistä tiedoista ja käyttää niitä tiettyjen tavoitteiden ja tehtävien saavuttamiseksi joustavan sopeutumisen avulla." Yhteistä kirjallisuudessa esiintyvälle määritelmille on, että AI-tekniikat ovat koneen tuottamia toimintoja ohjelmistojen ja algoritmien avulla, sekä se, että ne pyrkivät jäljittelemään ihmisille luontaisia kykyjä. Tällaisena AI-tekniikat käsitetään myös tässä tutkimuksessa.

AI-tekniikat toimivat automaation ja jatkuvan oppimisen avulla muodostaen älykkään toimintamallin, joka ohjaa datakeskeistä analytiikkaa ja päätöksentekoa. Käyttämällä tekniikoita, kuten syvää oppimista, geneettisiä algoritmeja ja kielen käsittelyä, AI voi kouluttaa koneita tunnistamaan suuria määriä tietoa. (Kumar ym., 2019.) Numeerisen datan lisäksi, AI-tekniikat pystyvät käsittelemään myös ei-numeerista dataa, kuten esimerkiksi tekstiä, ääntä, kuvia tai kasvojen ilmeitä (Davenport ym., 2020). Yleisesti AI-tekniikat voidaan jakaa markkinoinnin kontekstissa kolmeen kategoriaan: mekaaniseen, ajattelevaan ja tuntevaan tekoälyyn. Niistä jokainen tuo oman etunsa erilaisiin markkinointitoimintoihin. Mekaaninen tekoäly pystyy automatisoimaan markkinointitoimintoja, ajatteleva tekoäly pystyy käsittelemään tehokkaasti kerättyjä tietoja ja tekemään päätöksiä niiden pohjalta, sekä tunteva tekoäly pystyy analysoimaan vuorovaikutusta ja ihmistunteita. (Huang & Rust, 2021.) Verkkokaupan ja digitaalisen markkinoinnin kontekstissa suositut AI-tekniikoiden työkalut liittyvät etenkin ihmisten käyttäytymisen tuntemukseen, jota tarvitaan personoinnissa (Kumar ym., 2019). Tämän vuoksi erityisesti "ajattelevaa" tekoälyä käytetään osana personointiprosessia, sillä se pystyy algoritmin avulla tunnistamaan yksilöiden preferenssejä ja muodostamaan näistä personoitua sisältöä asiakkaalle (Huang & Rust, 2021). Tekoälyn tuottama tiedon saatavuus ja intensiteetti, sekä kontekstietoisuus ja tunneaistillisuus mahdollistavat hyvin tarkatkin räätälöidyt ja yksilölliset tarjonnat, jonka lisäksi ne luovat ja ylläpitävät reagoivia asiakasvuorovaikutuksia ja -suhteita, joilla on kokemuksellista arvoa asiakkaalle (Hermann, 2022). "Tuntevan" tekoälyn käyttö onkin lisääntynyt, jotta yritys pystyy mukauttamaan tarjoamia reaaliajassa asiakkaiden tunnereaktioiden perusteella. Tulee kuitenkin muistaa, että markkinoilla ei ole vielä täydellisesti tunteisiin reagoivia tai niitä ymmärtäviä AI-tekniikoiden käyttöä. (Huang & Rust, 2021.)

Tyypillisimpiä AI-pohjaisia personointitoimintoja ovat asiakkaan käyttökseen perustuvat suositukset (Huang ja Rust, 2021; Kumar ym., 2019). Lähes jokaisesta modernista verkkokaupasta löytyy nykypäivänä jonkinlainen variaatio "sinulle suositeltua" -osiosta. Suosittelemien lisäksi muita personoituja AI-pohjaisia markkinointitoimintoja ovat muun muassa personoitu markkinointiviestintä ja vuorovaikutus, sekä personoidut hinnat. (Huang ja Rust, 2021; Puntoni ym., 2021). Näitä voidaan toteuttaa mm. käyttämällä AI-pohjaisia henkilökohtaisia avustajia, jotka hyödyntävät luonnollisen kielen käsittelyä. Lisäksi etenkin chatbottien eli virtuaalisten asiakaspalvelijoiden käyttö on suosittua vuorovaikutuksellisen personoidun palvelun ja sisällön tarjoamisen apuna. (Huang & Rust, 2021.) Kuluttajan ja yrityksen välisen vuorovaikutuksen ansiosta, asiointi AI-tekniikoiden avittaman voi tuntua usein sosiaaliselta kokemukselta,

sillä tiedonkeruu AI-teknologioilla voi saada kuluttajat tuntemaan, että tekoäly palvelee heitä (Puntoni ym., 2021.) Uusia AI-teknologioita tulee jatkuvasti markkinoille, joita pystytään hyödyntämään personoinnissa ja tiedonkeruussa.

2.3 Tietojen jakamisen personointi-yksityisyys paradoksi

Kun kuluttaja tekee ostopäätöstä, tämä tyypillisesti etsii tietoa helpottamaan päätöksen tekoa. Tätä tiedonhankintaa auttaa kuluttajalle tehdyt personoidut tarjoamat. (Kumar ym., 2019.) *Personointi* on kyky räätälöidä tuotteita ennakoivasti yksittäisen kuluttajan tarpeisiin, tämän henkilökohtaisten ja mieltymystä koskevien tietojen perusteella luoden kuluttajalle arvoa (Montgomery & Smith, 2009). Saa-vuttaakseen nämä personoinnin tuomat hyödyt, tulee kuluttaja jakaa vastineeksi itsestään henkilökohtaisia tietoja markkinoijille. Tätä vaihdantakäsitystä tukee myös sosiaalinen vaihtoteoria. (Awad & Krishnan, 2006.)

Yleisesti kirjallisuudessa kuluttajan tiedon jakamista verkossa on tutkittu niin aikomuksen kuin käyttäytymisen näkökulmasta, sekä sitä on tarkasteltu eri vaikuttavien tekijöiden kontekstissa. Näitä ovat mm. kuluttajan ominaisuudet, verkkoalustaan liittyvät tekijät ja jaettavan tiedon ominaispiirteet. Tietojen paljastamista personointia varten on myös tutkittu markkinoinnin kirjallisuudessa, sillä tietojen paljastaminen on oleellinen osa personoinnin onnistumisessa. (Kolotylo-Kulkarni ym., 2021.) Useiden tutkimusten mukaan, kuluttajat ovat myös halukkaita jakamaan tietojaan personointia varten (Cheng ym., 2022; De Keyser ym., 2022; Karwatzki, Dytyanko & Trenz, 2017; Chellappa & Sin, 2005). Personointia hyödynnetäänkin nykypäivänä lähes jokaisessa kehittyneemmässä verkkokaupassa. Personointia pystyy toteuttamaan niin digitaalisesti kuin ei-digitaalisesti (Kumar ym., 2019), mutta tässä tutkimuksessa keskitymme verkko-kaupassa tapahtuvaan personointiin. Personoinnin toteuttaminen vaatii yritykseltä asiakastietojen keräämistä, sillä personointi on yrityslähtöinen prosessi, jossa yritys päättää asiakasdatan perusteella sopivan markkinointiyhdistelmän yksittäiselle asiakkaalle (Kumar ym., 2019). Personointi auttaa yritystä kohdentamaan paremmin tuotteitaan oikeille segmenteille, sekä mahdollistaa esimerkiksi ristiinmyynnin eli auttaa toiminnan tuottavuuden kasvattamisessa (Chellappa & Sin, 2005).

Modernin personoinnin tärkein mahdollistaja on teknologia, sillä personointi on asiakkaan puolesta täysin automatisoitua ja se helpottaa huomattavasti myös yritystä tarjoamaan personoituja tuotteita ja palveluita, sillä käsiteltävän asiakasdatan määrä on valtava nykypäivän verkkokaupassa, jota yksittäisen ihmisen olisi todennäköisesti mahdoton käsitellä tehokkaasti (Montgomery & Smith, 2009; Kumar ym., 2019). Tämä on tärkein syy, miksi AI-teknologioita on alettu hyödyntämään yhä enemmän verkkokauppojen personoinnissa. AI:n tuottamalla oivalluksilla pystytään rajaamaan tiedon määrä tarvittavaan määrään ja tuottamaan asiakkaalle personoituja tietotarjoamia. Tämä nopeuttaa asiakkaan ostoprosessia ja lisää tyytyväisyyttä. (Kumar ym., 2019.) Näin AI-pohjaiset järjestelmät tuovat asiakkaalle hyötyä ja arvoa (Du & Xie, 2021; Puntoni ym., 2021). Myös yrityksen näkökulmasta tekoäly hyödyttää personointiprosessia,

sillä se pystyy tunnistamaan eri kaavoja ja toimintamalleja datasta, sekä antaa mahdollisuuden yrityksen tuottojen kasvattamiselle markkinointitoimenpiteiden automatisoinnin myötä (Huang & Rust, 2021; Davenport ym., 2020). Kyky käsitellä valtavaa datamäärää on noussut yhdeksi isoimmista liiketoiminnan kilpailueduista. AI-teknologiat ovat mahdollistaneet tämän, sillä ne pystyvät tuottamaan datasta tärkeitä oivalluksia ilman ihmisten vaatimaa vuorovaikutusta. (Kumar ym., 2019.)

Tietojen kerääminen personointia varten ei ole kuitenkaan täysin mutkaton, sillä asiakastietojen kerääminen ja hyödyntäminen aiheuttaa kuluttajissa yksityisyyden huolta (eng. privacy concern) (Cheng ym., 2022) ja epävarmuutta, onko henkilökohtaisten tietojen paljastaminen siitä saatavien hyötyjen arvoista. Tämä asetelma luo *personointi-yksityisyys paradoksin*, joka haastaa markkinoijia. (Awad & Krishnan, 2006.) Vaikka personoinnin vaikutuksesta kuluttajan yksityisyyteen on ristiriitaisia tutkimustuloksia, keskeinen tekijä kirjallisuudessa on, että kuluttaja joutuu luovuttamaan tietojaan saavuttaakseen personoitua sisältöä, joka aiheuttaa heikentyntä yksityisyyttä (Martin & Murphy, 2017; Chen & Duan, 2022). Personointi-yksityisyys paradoksin mukaan, kuluttaja tasapainottelee personoinnista saatavien hyötyjen ja yksityisyyden huolien välillä (Davenport ym., 2020).

2.4 Personoinnin koettu hyöty

Kuten luvussa 2.1. kerrottiin, sosiaalisen vaihtoteorian mukaan personoinnin koettu hyöty vaikuttaa merkittävästi kuluttajan aikomukseen jakaa tietoa, sillä tällöin kuluttaja voi kokea, että tiedon jakamisesta saatavat hyödyt ovat arvokkaampia kuin yksityisyys (Awad & Krishnan, 2006). Koska tutkimuksen personointi tapahtuu AI-teknologioiden avulla, tulee koettu hyöty määritellä teknologioiden kontekstissa. Davis (1989) määrittelee tutkimuksessaan koetun hyödyn olevan kuluttajan kokema aste, jossa tämä kokee tietyn järjestelmän käytön parantavan hänen suoristustaan. Hänen kehittämänsä *teknologian hyväksymismallin* (eng. Technology acceptance model, TAM) mukaan kuluttajan aikomukseen käyttää teknologiaa vaikuttaa koetun hyödyn lisäksi tiiviisti helppokäyttöisyys. Hyödyistä ei pystytä nauttimaan, mikäli teknologiaa ei osaa hyödyntää. Choungin ym. (2022) tutkimuksen mukaan helppokäyttöisyydellä oli jopa merkittävämpi rooli aikomukseen käyttää AI-teknologioita.

AI-pohjaisten personointijärjestelmien koettua hyötyä tulee kuitenkin tarkastella laajemmin myös personoinnin tuottamien hyötyjen näkökulmasta. Personoinnin koettu hyöty sisältää personoinnin avulla luotuja yksilöllisiä markkinointitoimintoja tai jopa ilmaista palvelua (Martin & Murphy, 2017). Personointi kasvattaa tarjoaman koettua merkitystä (De Keyzer ym., 2022), jolloin mitä enemmän kuluttaja arvostaa personointia ja siitä saatavaa hyötyä, sitä enemmän hän on halukas paljastamaan tietojaan itsestään (Chellappa & Sin, 2005). Karwatzkin ym. (2017) mukaan personointi lisää kuluttajan halukkuutta paljastaa itsestään tietoja palveluntarjoajalle verrattuna sellaiseen palveluntarjoajaan, joka kerää samat tiedot ilman personointia. Lisäksi De Keyzerin ym. (2022) tutkimus osoitti

vastoin aiempaa kirjallisuutta, että koettu personointi laskee kuluttajan kokemaa mainonnan tungettelevuutta, jolloin mainontaa ei koeta myöskään niin uhkaavana. Tekoäly on pystynyt lisäämään personoinnista saatavia hyötyjä, sillä AI-teknologioiden avulla mm. tarpeiden ja halujen identifioiminen, sekä asiakkaan ja yrityksen välinen vuorovaikutus on tehostunut. Tämän lisäksi keinot asiakkaiden sitouttamiseen, sekä hyvän asiakaskokemuksen ja -tyytyväisyyden luomiseen on parantunut huomattavasti. (Hermann, 2022.) Lisäksi nykypäivänä verkkokauppojen valikoiman laajuus on valtava, jonka vuoksi moni kuluttaja kokee saavansa hyötyä siitä, että tekoäly kaventaa vaihtoehtoja yksilöllisesti kuluttajalle tämän preferenssien pohjalta (Kumar ym., 2017). Tulee kuitenkin huomioida, että kuluttajan kokemiin hyötyihin vaikuttaa tämän kulttuurinen tausta ja yksilöllisyys (Bauer & Schiffinger, 2016).

Myös aiempi kokemus AI-teknologioista vaikuttaa kuluttajan käsitykseen sen hyödyllisyydestä, sillä kokemattomat kuluttajat voivat olla epävarmoja siitä, miten teknologia auttaa heitä suoriutumaan tehtävästä. Kokemuksen myötä kuluttajan käsitys AI-teknologioiden hyödyllisyydestä kasvaa. (Cabiddu ym., 2022.) Mitä vähemmän tietoa kuluttajalla on, sitä taipuvampi hän on eri vaihtoehtojen vertailuun (Mitchell & Dacin, 1996). Tällöin eri hyötyjen vertaileminen on myös voimakkaampaa kokemattomammalla kuluttajalla.

Jos tekoälyn tuottamasta personoinnista ei kuitenkaan koeta saatavan hyötyä, kuluttajan yksityisyyden huoli kasvaa ja halukkuus jakaa tietoa AI-teknologioiden avulla vähenee (Puntoni ym., 2021; Mariani ym., 2022). Tämän vuoksi tulee muistaa, että AI:n käyttäminen personoinnin työkaluna ei ole mutkatonta. Lisäksi vaikka yhä tiukempi yksityisyyttä säätelevä lainsäädäntö voi vähentää kuluttajan yksityisyyden huolta, se voi uhata personoinnista saatavia hyötyjä niin asiakkaan, kuin yrityksen näkökulmasta, sillä asiakastiedon kerääminen vaikeutuu (Quach ym., 2022). Tekoälyn hyödyntämisessä tulee huomioida eettisiin kysymyksiin ja tietosuojaan liittyvät riskit (Kumar ym., 2019). Toisaalta Barthin ja de Jongin (2017) mukaan, kuluttaja painottaa usein tietojen paljastamisesta saatavia hyötyjä korkeammalle kuin siitä koituvia riskejä. Hyötyjä pystytään havainnollistamaan kuluttajalle huomattavasti konkreettisemmin, kun taas yksityisyyden riskit ovat usein abstrakteja käsitteitä. Näin ollen, vaikka kuluttajat tietävät, että tietojen paljastamiseen voi liittyä riskejä, yksityisyyteen kohdistuvia uhkia laiminlyödään, sillä hyödyt koetaan tärkeämmiksi. (Barth & de Jong, 2017.) Kirjallisuuden pohjalta voimme todeta seuraavan hypoteesin:

H1. Personoinnin koettu hyöty vaikuttaa positiivisesti aikomukseen jakaa tietoa.

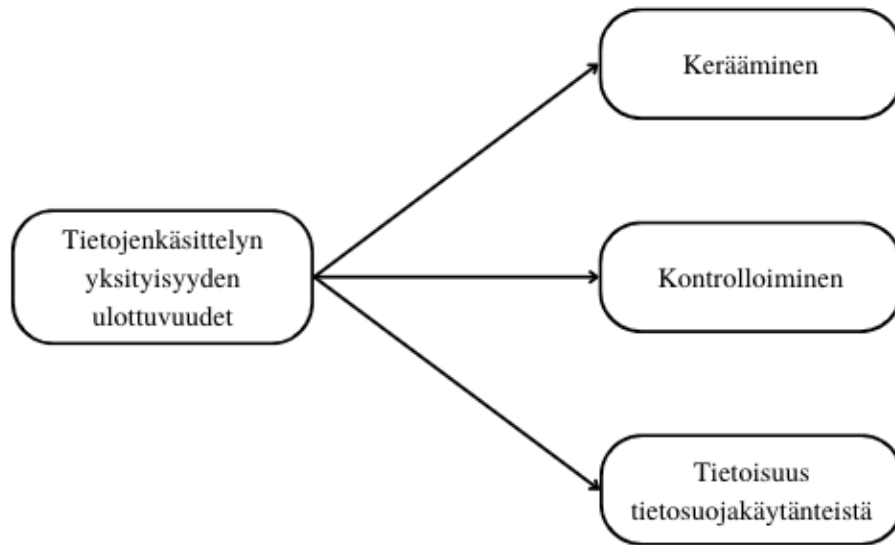
2.5 Yksityisyyden huoli

Moni kuluttaja paljastaa itsestään henkilökohtaisia tietoja käyttäessään verkkokauppoja huolimatta heidän tiedostamistaan riskitekijöistä. Tietojen paljastaminen onkin yksi tärkeimmistä tekijöistä, joka mahdollistaa verkkokaupassa tapahtuvan vaihdannan, jonka vuoksi tietojen paljastaminen on luontainen osa kuluttajan nykyaikaista ostopolkua. (Kolotylo-Kulkarni et al., 2021.) Useiden

tutkimusten mukaan kuluttajan yksityisyyden huoli vähentää kuitenkin kuluttajan aikomusta paljastaa itsestään tietoja (Okazaki et al., 2020), jota tukee myös sosiaalisen vaihtoteorian hyöty-kustannus näkemys (Cook, 1987; Martin & Murphy, 2017). Nykypäivänä organisaatiot pääsevät laajalti käsiksi kuluttajien henkilökohtaisiin tietoihin, mikä aiheuttaa vaaran yksityisyyden loukkauksille, sekä mahdollistaa petoksien tapahtumisen ja epätoivotun liian kohdistetun markkinoitviestinnän. Tämän vuoksi kuluttajan yksityisyyden huoli on kasvanut merkittävästi viime vuosina. (Martin & Murphy, 2017.) Digitaalisen teknologian kehittyessä, sekä sen ollessa yhä isompi osa kuluttajien arkea, nousee uusia yksityisyyden huolen aiheita. AI-teknologioiden myötä kuluttajan identifioiminen, profiloiminen ja manipuloiminen on tullut hyvin helpoksi ja halvaksi, jonka vuoksi kuluttaja on altimpi yksityisyyden suojan rikkoutumiselle kuin koskaan aiemmin. (Quach ym., 2022; Du & Xie, 2021.) AI-teknologioiden avulla, dataa pystytään keräämään kuluttajan huomaamatta. Nämä tekijät ovat myös lisänneet kuluttajien yksityisyyden riskejä. (Quach ym., 2022.)

Martinin ja Murphyn (2017) artikkelin mukaan yksityisyyden huoli määritellään kirjallisuudessa kuluttajien uskomuksina, asenteina ja käsityksinä heidän yksityisyydestensä. Internetin kontekstissa yksityisyyden huoli taas on usein määritelty kuluttajan huolena pystyä hallitsemaan hänestä internetistä kerättyjen tietojen hankkimista ja niiden myöhempää käyttöä (Castañeda & Montoro, 2007). Kuluttajan huoli siitä, että pysyvätkö hänen tietonsa yksityisenä, on tunnistettu yhdeksi pääongelmista verkkokauppojen kasvun kannalta (Malhotra, Kim & Agarwal, 2004).

Tekoäly muokkaa jatkuvasti kuluttajan käyttäytymistä, jonka vuoksi voidaan olettaa, että se vaikuttaa myös kuluttajan käyttäytymiseen tietojen paljastamisen osalta (Davenport et al., 2019; Mariani ym., 2022). Jotta voimme ymmärtää kuinka yksityisyyteen liittyvät huolet vaikuttavat kuluttajan aikomukseen paljastaa itsestään tietoja, on ymmärrettävä syvemmin mistä kuluttajan yksityisyyden huoli koostuu AI-teknologioiden kontekstissa. Malhotra, Kim ja Agarwal (2004) ovat kehittäneet mallin internetin käyttäjien tietosuojaan liittyvistä huolenaiheista (eng. Internet users information privacy concerns, IUIPC), joka havainnollistaa yksityisyyden huolen ja riskien monimuotoisia tekijöitä. Malli koostuu kolmesta ulottuvuudesta: tietojen keräämisestä, tietojen kontrolloimisesta ja tietoisuudesta tietosuojakäytänteistä. Nämä kaikki ulottuvuudet vaikuttavat toisiinsa, sillä mallin mukaan kuluttaja kokee tietojen keräämisen reiluna vain, jos hänellä on kontrolli omiin tietoihinsa ja hänelle kerrotaan, kuinka tietoja käsitellään. Alla oleva kuvio 2. havainnollistaa IUIPC-mallin.



KUVIO 2. Internetin käyttäjien tietosuojaan liittyvät ulottuvuudet. (Malhotra ym., 2004.)

Jotta yritys saa tietoa kuluttajista, täytyy sen kerätä heistä tietoa. Tietojen kerääminen on mallin ensimmäinen ulottuvuus. Tietojen kerääminen on usein laukaiseva tekijä, joka aiheuttaa kuluttajan yksityisyyden huolen muodostumisen, sillä tiedonkeruuprosessi eli kuluttajan ja yrityksen välinen transaktio käynnistää kuluttajan riski-hyöty arvioinnin. Kuluttajan yksityisyyden huoli muodostuu siitä, että yksilö on huolissaan mitä ja kuinka paljon hänestä kerätään tietoa. Tekijään vaikuttaa, että kokeeko kuluttaja keräämisestä saatavan hyödyn tarpeeksi reiluna vaihtona. (Malhotra ym., 2004.) Tietojen keräämiseen liittyvä huoli voi aiheuttaa kuluttajassa hyväksikäytön tunteita, mikäli saatavat hyödyt eivät ylitä haittoja (Puntoni ym., 2021). Quercin ym. (2022) tutkimuksen mukaan datan keräämiseen liittyvä kuluttajan huoli vähenee, mikäli tekoälyn algoritmin mekaaninen toiminta on selitetty auki. Mitä tarkemmin mekaaninen toiminta on selitetty auki, sitä vähemmän kuluttajalla on datan keräämiseen liittyviä huolia. Tämä lisää myös kuluttajan kontrollin tunnetta omiin henkilötietoihinsa liittyen. (Querci ym., 2022.) Usein kuitenkin kuluttaja ei ole tietoinen, miten hänestä kerätään tietoja ajan kuluessa, vaikka tietojen antaminen olisi tarkoituksellista (Puntoni ym., 2021).

Mahdollisuus henkilökohtaisen tiedon kontrolloimiseen näyttelee tärkeää roolia yksityisyyteen liittyvien huolien syntymisessä, sillä kuluttaja ottaa isoja riskejä jakaessaan itsestään tietoja (Malhotra ym., 2004). Tiedon kontrolloiminen on mallin toinen ulottuvuus. Useiden tutkimusten mukaan kuluttajat haluavat, että heillä on mahdollisuus kontrolloida tietojaan ja tällöin he ovat myös vähemmän huolissaan tietojen keräämisestä (Malhotra ym., 2004; Chen ym., 2022; Pallant ym., 2022). Mikäli organisaatio ei tarjoa mahdollisuutta tietojen kontrolloimiseen, kuluttajan yksityisyyden huoli lisääntyy (Malhotra, Kim & Agarwal, 2004). Lisäksi kuluttajat suhtautuvat personointiin myönteisemmin, mikäli heillä

on mahdollisuus kontrolloida omia tietojaan (Tucker, 2014). Nykypäivänä tietojen kontrolloimista koskeva lainsäädäntö lisääntyy ja tarkentuu koko ajan, mikä lisää tietojen hallinnoinnin mahdollistamisen pakollisuutta. EU:n yleisen tietosuoja-asetuksen GDPR:n (General Data Protection Regulation) (Art. 17 ja 18, 2016) mukaan kuluttajilla on oikeus henkilötietojensa poistamiseen, sekä niiden käsittelyn rajoittamiseen. Tästä huolimatta Martinin ja Murphy (2017) havaitsi tutkimuksessaan, että osa kuluttajista kokee tiedonkeruun olevan nykypäivänä niin suurta, että sen kontrolloiminen on mahdotonta ja yksityisyys on jo menetetty.

Foxmanin ja Kilcoynen (1993) mukaan kuluttajan tietosuojan toteutuminen vaatii sen, että yksilölle annetaan mahdollisuus kontrolloida omia henkilötietojaan ja hänelle informoidaan, kuinka hänestä kerätään henkilötietoja, sekä miten niitä käsitellään. Useiden tutkimusten mukaan kuluttajien halukkuus antaa itsensä tietoja vähenee, mikäli tämä ei tiedä, kuinka tietoja tullaan hyödyntämään (Malhotra ym., 2004; Pallant ym., 2022). Lisäksi avoin ja läpinäkyvä viestintä lisää kuluttajien halukkuutta personointiin ja sitä kautta tietojen paljastamiseen (Chen ym., 2022). Tämän vuoksi mallin viimeinen ulottuvuus on tietoisuus tietosuojakäytänteistä, joka sisältää käsityksen organisaation toimintatavoista, kuinka kerättyä dataa käsitellään. Tietoisuuden ulottuvuuteen liittyy oleellisesti yrityksen tiedon käsittelyn läpinäkyvyys. (Malhotra ym., 2004.) Tekoälyyn liittyviä kuluttajan kokemia tietosuojariskejä voidaan vähentää läpinäkyvillä ja oikeudenmukaisilla tietosuojakäytänteillä (Morey ym., 2015). AI-teknologioiden osalta kuluttajien on kuitenkin usein vaikea ymmärtää monimutkaisten algoritmien toimintaa, jonka vuoksi tietoisuuden edistäminen sen osalta on vaikeaa (Puntoni ym., 2021; Querci ym., 2022,). Myös tätä ulottuvuutta tukee lainsäädäntö, sillä GDPR (Art. 12 & 13) velvoittaa yrityksiä toimittamaan henkilökohtaisiin tietoihin liittyvän selvityksen, jossa käsitellään yrityksen tietojenkäsittelykäytännöt. Luvun kirjallisuuden perusteella voidaan esittää seuraava hypoteesi:

H2. Koettu yksityisyyden huoli vaikuttaa negatiivisesti aikomukseen jakaa tietoa.

2.6 Luottamuks AI-pohjaisiin järjestelmiin

Sosiaalisen vaihtoteorian näkökulmasta luottamus on kriittinen tekijä kuluttajan aikomuksessa jakaa tietoa, sillä luottamuksen uskotaan laskevan vaihdannasta syntyviä koettuja haittoja (Metzger, 2004). Tätä tukevat useat tutkimukset, joissa on todettu luottamuksen vähentävän kuluttajan yksityisyyden huolia ja näin ollen lisäävän kuluttajan aikomusta paljastaa itsestään tietoja, sillä kuluttaja luottaa, että yritys suojelee hänen henkilökohtaisia tietojaan (Metzger, 2004; Aguirre ym., 2015; Martin & Murphy, 2017; Maseeh ym., 2021; ,Chen ym., 2022).

Luottamus määritellään kirjallisuudessa ”psykologiseksi tilaksi, jossa hyväksytään haavoittuvuus, joka pohjautuu odotukseen toisen osapuolen teosta, joka on tärkeä luottajalle” (Mayer ym., 1995, 712). Tämä luottamuksen määritelmä ei rajoitu vain ihmisten välisiin suhteisiin, vaan sillä voidaan kuvata myös

ihmisten luottamusta teknologiaan (Hoff & Bashir, 2015). Schmidt, Biessmann ja Teubner (2020) puolestaan puhuvat sen puolesta, että luottamus teknologiaan tulisi erotella luottamuksesta ihmisiin. Tästä huolimatta Mayerin ym. (1995) määritelmä luottamukselle on sen verran löyhä, että sitä voidaan soveltaa AI-teknologioiden kontekstiin (Schmidt ym., 2020). Luottamus ihmisen ja koneellisten automaatioiden välillä pohjautuu ennemmin luottajan uskomuksiin, asenteisiin, aikomuksiin ja käyttäytymiseen (Siau & Wang, 2018). Metzgerin (2004) mukaan luottamuksen rooli lisääntyy online-ympäristössä, sillä siellä fyysisessä kontaktissa tapahtuva kommunikointi ei ole mahdollista.

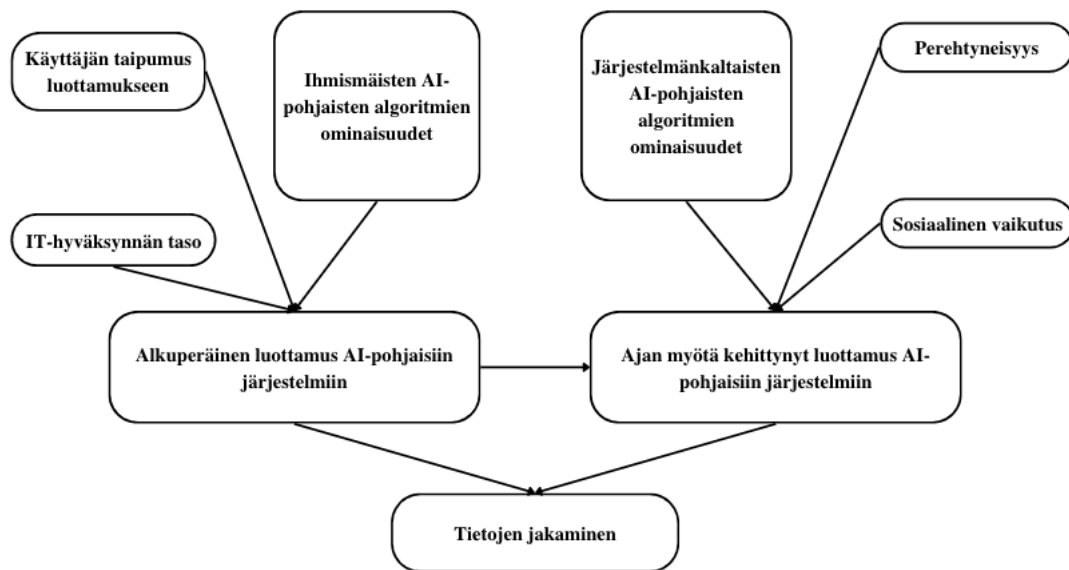
Ehkä tunnetuimpia luottamuksen malleja yli tieteenrajojen on Mayerin ym. (1995) organisaatioluottamuksen malli, joka selittää kahden osapuolen välistä luottamusprosessia. Mayerin ym. (1995) mukaan luottamus pohjautuu ajatukseen halukkuudesta ottaa riskiä. Luottamus muodostuu luotettavuudesta ja sen kolmesta tekijästä: kyvystä, hyväntahtoisuudesta ja rehellisyydestä. Metzger (2004) on puolestaan tutkinut luottamuksen merkitystä tietojen paljastamisessa verkkokaupassa sosiaalisen vaihtoteorian näkökulmasta. Lisäksi luottamusta kasvattavia tekijöitä AI-teknologioihin kohtaan on tutkittu käyttäytymistä mittavalla kokeellisella tutkimuksella mm. läpinäkyvyyden (Schmidt ym., 2020), sekä kongitiivisen absorboitumisen osalta (Balakrishnan & Dwivedi, 2021).

Kun tarkastellaan kuluttajan aikomusta paljastaa tietojaan AI-pohjaisten järjestelmien kautta, tulee ymmärtää kuluttajan halukkuutta käyttää näitä järjestelmiä. Useiden tutkimusten mukaan luottamuksella on merkittävä rooli halukkuudessa käyttää AI-teknologioita ja näin ollen antaa itsestään tietoja AI-teknologioiden myötä personointiin (Hoff & Bashir, 2015; Kim ym., 2021; Cabiddu ym., 2022.). Kuluttajan luotto AI-pohjaisiin järjestelmiin ja tuotteisiin riippuu pitkälti, kuinka hyvin ne käsittelevät kriittisemmät eettiset tekijät, kuten yksityisyyteen liittyvät osatekijät (Du & Xie, 2021).

Ihmisten luottamusta teknologiaan on tutkittu laajasti etenkin teknologian hyväksymismallin näkökulmasta, jossa teknologian käyttöön vaikuttaa koettu hyöty ja koettu käytön helppous (Morey ym., 2015; Cabiddu ym., 2022). Siau ja Wangin (2018) kirjallisuuskatsauksen mukaan luottamus teknologiaan syntyy taas teknologian ja teknologian toimittajan välisen vuorovaikutuksen ja sen luottamuksen myötä. Luottamus teknologiaan voidaan jakaa kolmeen tekijään: ihmisen ominaisuuksiin, ympäristön ominaisuuksiin ja teknologian ominaisuuksiin. Ihmisen ominaisuudet käsittävät ihmisen persoonan ja kyvyn käsitellä riskejä, johon vaikuttavat demografiset ominaisuudet ja yleinen taipumus luottamiseen. Ympäristön ominaisuudet käsittävät teknologian suorittaman tehtävän luonteen, kulttuuritaustan ja institutionaaliset tekijät. Esimerkiksi tehtävän tärkeys ja eri kulttuuriset asenteet vaikuttavat luottamuksen muodostumiseen. Teknologiset tekijät käsittävät puolestaan teknologian ominaisuuksia kolmesta eri näkökulmasta: 1) suorituskyvystä, 2) prosesseista ja 3) tarkoituksesta. (Siau & Wang, 2018.)

Cabbidun ym. (2022) mukaan vakiintunut teknologian hyväksymismalli ei ole kuitenkaan teoriana riittävä selittämään AI-pohjaisten algoritmien erityispiirteitä, sillä ne ovat monimutkaisempia järjestelmiä, jotka toimivat automatisoinnilla. Lisäksi nämä mallit eivät ota tarpeeksi huomioon AI-teknologioiden ihmismaisia ominaisuuksia. Sekä Cabbiddu ym. (2022), että Siau ja Wang (2018)

mukaan tekoälyn osalta luottamusta tulisi tarkastella sekä alkuperäisen luottamuksen, että ajan myötä kehittyneen jatkuvan luottamuksen näkökulmasta, sillä luottamuksen rakentuminen AI-teknologioihin on hyvin dynaaminen prosessi. Ihmisten ja ympäristön ominaisuudet ovat sovellettavissa AI-teknologioiden kontekstiin, mutta tekoälyn erityislaatuisten piirteiden vuoksi teknologian ominaisuuksia tulee tarkastella tarkemmin tekoälyn näkökulmasta (Siau & Wang, 2018). Cabbidu ym. (2022) ovat kehittäneet mallin, joka selittää interaktiivisesti luottamuksen syntyä AI-teknologioihin. Mallin havainnollistaa alla oleva kuvio 3.



KUVIO 3. Kuluttajan alkuperäinen ja ajan myötä kehittynyt luottamus AI-pohjaisiin järjestelmiin. (Cabiddu, Moi, Patriotta & Allen, 2022.)

Alkuperäinen luottamus AI-teknologiaan syntyy käyttäjän varhaisten kokemusten ja tekoälyn kanssa tapahtuvan vuorovaikutuksen perusteella (Cabiddu ym., 2022). Alkuperäinen luottamus on yksilön asenteisiin pohjautuva luottamuksen tunne, joka muodostetaan ennen kuin käyttäjä on saanut tietoja tai ymmärrystä luottamuksen kohteena olevasta tekijästä (Siau & Wang, 2018). Tämä on kriittinen hetki luottamuksen muodostumisessa, sillä käyttäjällä on harvoin tässä vaiheessa tietoa järjestelmästä, joka nostaa helpommin esiin riskitekijöitä. Tällöin AI-teknologiat mielletään usein enemmän inhimillisiksi, joka vaikuttaa luottamukseen, sillä teknologia voidaan kokea tungettelevaksi ja yksityisyyttä uhkaavaksi. Tämän vuoksi luottamuksen syntymisen laukaisevina tekijöinä voidaan pitää ihmisten välisen luottamuksen piirteitä, kuten hyväntahtoisuutta, pätevyyttä ja kyvykkyyttä, sekä rehellisyyttä, jossa läpinäkyvyydellä on iso merkitys. Tietotaidon puuttumisen vuoksi käyttäjä muodostaa mielikuvan AI-teknologian hyödyllisyydestä, joka vaikuttaa luottamuksen syntymiseen. Lisäksi käyttäjän

henkilökohtainen taipumus luottaa teknologioihin vaikuttaa alkuperäisen luottamuksen syntyyn. (Cabiddu ym., 2022.) Käyttäjän yksilöllisillä tekijöillä, kuten sukupuolella, iällä ja persoonapiirteillä myös vaikutusta tähän (Hoff & Bashir, 2015; Siau & Wang, 2018). Lisäksi kuluttajan teknologian hyväksynnän taso, johon vaikuttaa AI-teknologian koettu hyöty, selittää alkuperäisen luottamuksen syntymistä (Cabiddu ym., 2022).

Luottamus AI-teknologiaan voi kehittyä ajan myötä. Vaikka käyttäjän ensimmäiset kokemukset ovat tärkeimmät hetket luottamuksen syntymisessä, käyttäjän perehtyneisyys AI-teknologioihin ja sosiaalinen vaikutus näyttelevät merkittävää roolia luottamuksen kehittämisessä, sekä sen jatkumisen selittämisessä. (Cabiddu ym., 2022.) Luottamuksen yllä pysyminen edistää AI-teknologioiden käytön jatkamista (Balakrishnan & Dwivedi, 2021). Perehtyneisyys AI-teknologioihin eli yleisen tietotason omaaminen kasvattaa taipumusta luottaa niihin. Perehtyneenä käyttäjä kokee AI-teknologiat enemmän työkaluina ihmismäisen algoritmin sijasta, ja omaksuu ne osaksi omia toimintatapoja, jotka tukevat käyttäjän asiantuntemusta. Toisin sanoen käyttäjä on oppinut, että teknologiosta on hänelle hyötyä. (Cabiddu ym., 2022.) Lisäksi AI-teknologioiden suoriutumisen tehtävistä tarkoituksenmukaisesti, luotettavasti, ennustettavasti, ja yhteistyössä ihmisen kanssa, sekä yhteisten tavoitteiden mukaisesti edistävät käyttäjän luottamusta (Siau & Wang, 2018; Cabiddu ym., 2022). Täytyy muistaa, että perehtyneisyys voi myös vähentää luottamuksen tunnetta, mikäli AI-teknologiat herättävät tiedosta huolimatta riskitekijöitä (Cabiddu ym., 2022). Tämän vuoksi myös läpinäkyvyydellä ja tietosuojalla on edelleen merkittävä rooli luottamuksen kehittämisessä ajan myötä (Siau & Wang, 2018). Perehtyneisyyden lisäksi positiivinen sosiaalinen vaikutus etenkin kuluttaja läheisiltä henkilöiltä kasvattaa kuluttajan luottamusta AI-teknologioihin (Cabiddu ym., 2022). Yllä olevan kirjallisuuden mukaan, voimme muodostaa seuraavat hypoteesit:

H3. Luottamus AI-teknologioihin vaikuttaa negatiivisesti koettuun yksityisyyden huoleen.

H4. Luottamus AI-teknologioihin vaikuttaa positiivisesti personoinnin koettuun hyötyyn.

H5. Luottamus AI-teknologioihin vaikuttaa positiivisesti kuluttajan aikomukseen jakaa tietoa.

2.7 Läpinäkyvyyden vaikutus

Kuten aiemmissa luvuissa on useasti todettu, läpinäkyvyydellä on merkittävä vaikutus kaikkiin kolmeen sosiaalisen vaihtoteorian pääulottuvuuksiin: personoinnin koettuihin hyötyihin (Awad & Krishnan, 2006), yksityisyyden huoleen (Malhotra ym. 2004; Pallant ym., 2022) ja kuluttajan luottamukseen AI-teknologioita kohtaan, joiden avulla tämän tutkimuksen sosiaalinen vaihto tapahtuu (Bunn, 2020; Glikson & Woolley, 2020; Schmidt ym., 2020; Shin & Park, 2019). Myös Moreyn ym. (2015) mukaan kuluttajan ja yrityksen välisen hyödyn ja tiedon vaihtoprosessin läpinäkyvyyden lisääminen on koko ajan tärkeämpää

kuluttajan luottamuksen rakentamisessa. *Läpinäkyvyys* on määritelty eri konteksteissa eri tavoin. Yleisesti läpinäkyvyydellä datan käsittelyn kontekstissa viitataan oleellisimpien ja tärkeimpien tietojen jakamiseen (Cabiddu ym., 2022; Shin & Park, 2019). Bunn (2020) puhuu läpinäkyvyydestä AI-kontekstissa vastuullisuuden yhtenä perusulottuvuuksista, jota hyödynnetään AI-teknologioiden avoimuuden toteuttamisessa eli tiedottamisessa mitä se tekee. Tekoälyn läpinäkyvyys koostuu ymmärrettävyydestä, selitettävyydestä ja havainnoitavuudesta (Shin & Park, 2019).

Personoinnin käytön ja siitä johtuvan tiedonkeruun kasvu on tehnyt kuluttajista hyvin tietoisia, että heistä kerätään jatkuvasti henkilökohtaista informaatiota. Skeptisyys tietojen jakamista ja yritystä kohtaan kasvaa, kun kuluttaja näkee, että hänen tietojensa on selkeästi käytetty personoidussa tarjoamassa. Läpinäkyvyys tietojen keruussa vähentää kuluttajan huolen aiheita ja kasvattaa halukkuutta jakaa tietoja, kun kuluttaja tietää miten ja mitä varten hänen henkilökohtaisia tietojensa kerätään. (Aguirre ym., 2015.) Myös Zengin ym. (2021) tutkimus väittää, että mitä tarkemmin tietojen hyödyntäminen personointia varten ja yleisesti personoinnin prosessit on selvennetty, sitä todennäköisemmin kuluttaja haluaa paljastaa itsestään henkilökohtaisia tietoja. Neuvoteltu sosiaalinen vaihto laillisesti säännellyssä tiedonvaihdossa tapahtuu, kun kuluttaja on tietoinen siitä, että mitä, milloin ja miten hänestä kerättyä tietoa tullaan hyödyntämään. Jos nämä tekijät esiintyvät ja toimivat, henkilötietojen paljastamisriski ja epävarmuustekijät alenevat. (Urbonavicius ym., 2021.) Toisaalta Awad ja Krishnan (2006) ovat tutkineet halukkuutta jakaa tietoja personointia varten tiedon läpinäkyvyyden näkökulmasta ja heidän tutkimuksensa mukaan mitä enemmän kuluttaja arvostaa tietojen läpinäkyvyyttä, sitä vähemmän hän haluaa tulla profiloituksi..

Läpinäkyvyyttä on yleisesti pidetty tekoälyn algoritmeja käsittelevässä kirjallisuudessa tärkeänä tekijänä (Shin & Park, 2019). Bunn (2020) on tutkinut läpinäkyvyyden merkitystä *selitettävään tekoälyn* kontekstissa eli tekoälyn, joka on kuluttajalle toiminnoiltaan selitetty ja ymmärrettävissä. Läpinäkyvyys on yksi tekijä, johon teknologian selittävyys pyritään pääsemään (Bunn, 2020). Selittävän tekoälyn merkitys on tärkeä, sillä kuluttajan ymmärtämättömyys AI-teknologioiden toiminnallisuuksista aiheuttaa usein yksityisyyden huolta ja vaikeuttaa kuluttajan päätöksentekoprosessia (Puntoni ym., 2021; Querci ym., 2022; Cabiddu ym., 2022). Myös Shinin ja Parkin tutkimus (2019) osoittaa, että ihmiset haluavat algoritmien olevan läpinäkyviä ja ymmärrettäviä. Toisaalta tutkimuksessa keskusteltiin myös, että läpinäkyvyyttä ei saa toteuttaa kaupallisen kehityksen tai tehokkuuden kustannuksella (Shin & Park, 2019). Lisäksi läpinäkyvyys edistää kuluttajan luottamusta AI-pohjaisiin järjestelmiin (Cabiddu ym., 2022; Glikson & Woolley, 2020). Läpinäkymättömien AI-teknologioiden hyödyntäminen on kuitenkin kasvanut merkittävästi, joka voi lisätä myös kuluttajan yksityisyyden huolta (Bunn, 2020). Toisaalta liiallinen läpinäkyvyys voi myös heikentää käyttäjän luottamusta tekoälyn algoritmeihin, sillä liiallinen tieto voi harhaanjohtaa käyttäjää relevanteista tiedoista. Lisäksi liiallinen läpinäkyvyys voi aiheuttaa liiallista luottamusta, jolloin tekoälyn epäonnistuttua epäluottamus kasvaa merkittävästi. (Schmidt ym., 2020.)

Tulee kuitenkin huomioida, että vaikka tutkimusta läpinäkyvyyden osalta on tehty, monissa tutkimuksissa vain arvailtaan läpinäkyvyyden vaikuttavan kulluttajan halukkuuteen jakaa informaatiota (Karwatzki ym., 2017). Tutkimus läpinäkyvyydestä on myös hajanaista eri kirjallisuudessa. Esimerkiksi Kawarzkin ym. (2017) tutkimus ei osoittanut, että läpinäkyvyydellä on vaikutusta aikomukseen paljastaa tietoja. Pohjaten aiempaan tutkimukseen, muodostetaan seuraavat hypoteesit:

- H6. Läpinäkyvyys vaikuttaa positiivisesti personoinnin koettuun hyötyyn.
- H7. Läpinäkyvyys vaikuttaa positiivisesti AI-pohjaisten järjestelmien luottamukseen.
- H8. Läpinäkyvyys vaikuttaa negatiivisesti koettuun yksityisyyden huoleen.

3 METODOLOGIA

Metodologian tarkoitus on selittää tutkimuksen yleistä lähestymistapaa tutkimusongelmaan. Tässä kappaleessa keskustellaan siis tutkimuksen tutkimusstrategiasta ja millä metodeilla tutkimus kokonaisuudessaan toteutettiin. *Tutkimusstrategia* on kokonaisuus erillisistä menetelmistä, joita tutkimuksessa on hyödynnetty, kun taas *tutkimusmetodi* on yksittäinen menetelmä (Hirsijärvi, Remes & Sajavaara, 2009, 132). Lisäksi kappaleessa selitetään, miten kyseisiin päätöksiin päädyttiin.

Hirsijärven ym. (2009, 138) mukaan tutkimuksella on aina joku tarkoitus tai tehtävä, joka ohjaa strategisia valintoja tutkimusta toteuttaessa. Yleisesti kauppateiden tutkimus jaotellaan selittävään, kuvailevaan tai kausaaliseen tutkimukseen. Tämän tutkimuksen tarkoitus on selittää kausaalisuhteita eli syy-seuraussuhteita, jonka vuoksi tämä tutkimus on kausaalinen. Kausaalitutkimus sopii erityisesti, kun halutaan ymmärtää, mitkä itsenäiset tekijät vaikuttavat riippuvaisiin tekijöihin aiheuttaen tietyn markkinoinnin ilmiön, sekä selittää näiden tekijöiden suhdetta. Lisäksi kausaalinen lähestymistapa on sopiva hypoteesien testaamiseen. (Hair ym., 2015, 161-166.)

3.1 Kvantitatiivinen tutkimusmenetelmä

Tämä tutkimus on toteutettu kvantitatiivisten eli määrällisten tutkimusmenetelmien avulla. Kvantitatiivisessa tutkimusmenetelmässä pyritään korostamaan yleispäteviä syy-seuraussuhteita. Sen perimmäisenä ideana on, että todellisuus pohjautuu objektiivisesti todettavissa oleviin tosiasioihin. Kvantitatiivisessa tutkimuksessa keskeistä on mm. aiemmat teoriat, johtopäätöksien ja hypoteesien tekeminen aiemman tutkimuksen perusteella, sekä päätelmien teko tilastolliseen analysointiin perustuen. (Hirsijärvi ym., 2009, 139.) Kvantitatiivisessa tutkimuksessa ideana on kerätä numeraalista dataa, jonka pohjalta tulokset esitetään ja kuvataan mittausten, sekä lukujen avulla (Hair ym., 2015, 153-155). Kvantitatiivisen tutkimuksen vahvuuksina nähdään sen selkeä rakenne, hyvä edustavuus

eli kuinka otos heijastaa perusjoukkoa, tiedonkeruun nopeus ja numeroiden vahvuus tilastollisessa ennustettavuudessa (D O’Gorman & MacIntosh, 2015, 155; Hair ym., 2015, 154). Lisäksi objektiivisuus toteutuu määrällisessä tutkimuksessa hyvin, sillä tutkittavien vastaukset kerätään lukuina ja tehdyt oletukset testataan tilastollisin menetelmin, jolloin tutkijan mielipide ei pääse vaikuttamaan testaukseen (Hair ym., 2015, 153-155). Kvantitatiivisia tutkimusmenetelmiä käytetään, kun halutaan selvittää yhden tai useamman muuttujan suhdetta yhteen tai useampaan muuttujaan (D O’Gorman & MacIntosh, 2015, 155). Koska tässä tutkimuksessa halutaan selvittää laajan perusjoukon kuluttajakäyttäytymistä AI-pohjaisten personointijärjestelmien kanssa ja eri tekijöiden vaikutusta siihen, on perusteltua käyttää kvantitatiivisia tutkimusmenetelmiä. Kauppatieteiden tutkimuksessa kvantitatiivista tutkimusta pidetään usein kyselytutkimuksena, sillä se on tehokkain tapa kerätä suuria määriä dataa (Hair ym., 2015, 208). Myös tämän tutkimuksessa aineisto kerättiin sähköisellä kyselylomakkeella, josta kerrotaan tarkemmin seuraavassa luvussa.

3.2 Aineiston keräys

Tutkimuksen aineisto kerättiin Webropol-kyselyohjelmiston avulla luodulla verkkokyselyllä. Markkinoinnin tutkimuksen parissa verkkokyselyiden suosio on kasvanut tasaisesti viime vuosien aikana (Malhotra, Birks & Wills, 2012, 330). Yleisesti kyselytutkimuksen etuina pidetään mahdollisuutta kerätä laaja tutkimusaineisto, sekä kysyä monia erilaisia asioita (Hirsjärvi ym., 2009, 195). Verkkokysely on myös nopea ja halpa toteuttaa, käsitellä, sekä analysoida. Tutkijan henkilökohtaiset ennakoasenteet eivät myöskään pääse vaikuttamaan vastauksiin, ja vastaajalla on enemmän kontrollia aineistonkeräystilanteessa verrattuna kasvokkain tapahtuvassa haastattelussa. Verkkokyselyllä on myös huonoja puolia, kuten kohdeotannan rajaus, jolloin avoin verkkokysely voi kerätä epäsoivia vastaajia, vaikka kyselyyn rekrytoitaisiinkin ihmisiä kohteeseen sopivissa paikoissa. Verkkokysely vaatii aina myös internetyhteyden ja sitä voi häiritä tekniset ongelmat. (Malhotra ym., 2012, 334.) Lisäksi anonyymien kyselyiden myötä ei voida tietää kuinka vakavasti ja onnistuneesti vastaaja on vastannut kysymyksiin, sillä ei voida tietää, onko hän ymmärtänyt varmasti kysymysten luonteen. Näitä riskejä voidaan minimoida kysymyksen huolellisella suunnittelulla. (Hirsjärvi ym., 2009, 195.)

Kyselyn vastaukset kerättiin aikavälillä 09.01.2023-31.01.2023. Vastaajat rekrytoitiin lähettämällä vastaamispyyntö Jyväskylän yliopiston kauppakorkeakoulun opiskelijoiden informoimiseen tarkoitettulla sähköpostilistalla, sekä sosiaalisessa mediassa. Kyseiset vastaajien rekrytointialustat valittiin siksi, että näillä alustoilla on nuoria aikuisia, joilla on todennäköisesti parempi käsitys tekoälystä ja he osaavat vastata kyselyn kysymyksiin. Kyselyyn vastatessaan vastaajat täyttivät kyselylomakkeen, jonka tekeminen kesti noin 5 minuuttia ja siihen vastasi 190 henkilöä. Kyselylomake on valmisteltu kysymyskokonaisuus ja strukturoitu kehys, joka muodostetaan joukosta eri mittaristoja eli kysymyksiä (Hair ym., 2015, 267). Lomakkeen ja kysymysten huolellinen laadinta tehostaa tutkimuksen

onnistumista (Hirsjärvi ym., 2009, 198). Kyselylomakkeelle on oleellista, että konsepti ja käsitteet on selitetty auki, sekä kysymykset ovat selkeitä ja ymmärrettäviä (Hair ym., 2015, 273).

Kyselyssä käytettiin asteikkoihin eli skaaloihin perustuvia kysymystyyppejä, jossa vastaaja vastaa esitettyihin väitteisiin valitsemalla asteikosta, kuinka vahvasti hän on samaa tai eri mieltä esitetyn väittämän kanssa (Hirsjärvi ym., 2009, s. 200). Kaikki eri tekijöitä mittaavat mittaristot ja kysymykset otettiin aikaisemmista vertaisarvioituista tieteellisistä aikakausjulkaisuista (TAULUKKO 1), joka edistää mittaristojen luotettavuutta, sillä ne on jo aiemmin testattu. Kysymykset käännettiin englannin kielestä suomeksi. Erityisesti suomentamiseen, AI-teknologioiden käsitteen selittämiseen ja AI-pohjaisten personointijärjestelmien konseptin avaamiseen kiinnitettiin huomioita.

Kyselyssä mitattiin personoinnin koettua hyötyä AI-teknologioiden avulla kysymällä eri kysymyksiä siitä, kuinka AI-teknologioiden käyttö parantaisi ostoprosessia verkkokaupassa. Tämä mittaristo on otettu Choung, Davidin ja Rossin (2022) tutkimuksesta ja se muokattiin kontekstiin sopivaksi. Kuluttajan koettua yksityisyyden huolta mitattiin yksityisyyteen ja datan keräämiseen liittyvillä kysymyksillä Castañedan & Montoron (2007) tutkimuksesta. Luottamusta AI-teknologioihin mitattiin Choung ym. (2022) tutkimuksesta löytyvällä mittaristolla, jossa kysytään kuluttajien luottamusta AI-teknologioiden yksityisyyden suojaan, viranomaisten valvontaan, sekä kykyyn tuottaa kuluttajalle sopivaa sisältöä. Tiedonkeruun läpinäkyvyyttä mitattiin Awadin ja Khrisnanin (2006) tutkimuksesta löytyvällä mittaristolla, jossa kysyttiin läpinäkyvyyden tärkeyttä tietojen keräämiseen ja säilyttämiseen liittyen. Aikomusta jakaa tietoja AI-teknologioiden kautta selvitettiin Choungin ym. (2022) tutkimuksesta löytyvällä mittaristolla, jossa eroteltiin aiemmat AI-teknologioiden käyttäjät ei aiemmin näitä teknologioita käyttäneistä. Kategorian mukaan vastaajalta kysyttiin, aikooko hän jatkaa tai aikooko hän tulevaisuudessa käyttää AI-teknologioita. Lisäksi kyselylomakkeen lopussa kysyttiin demografisilla kysymyksillä vastaajan ikää, sukupuolta ja koulutustasoa. Kaikkia kysymyksiä, paitsi AI-teknologioiden aiempaa käyttöä ja demografisia kysymyksiä, mitattiin 5-asteisella Likert-asteikolla, jossa 1 = täysin eri mieltä ja 5 = täysin samaa mieltä. AI-teknologioiden aiempaa käyttöä selvitettiin yksinkertaisilla "kyllä" tai "ei" vaihtoehdoilla, jonka perusteella aukesi kysymykset aikomuksesta käyttää AI-teknologioita tulevaisuudessa. Myös näissä kysymyksissä hyödynnettiin samaa Likert-asteikkoa. Kyselylomake löytyy liitteenä (LIITE 1) tutkimuksen lopusta.

TAULUKKO 1. Mittaristot

Personoinnin koettu hyöty (AI-teknologioiden avulla)	Choung, David & Ross, 2022
Koettu yksityisyyden huoli	Castañeda & Montoro, 2007
Luottamus AI-teknologioihin	Choung, David & Ross, 2022
Tiedonkeruun läpinäkyvyys	Awad & Khrisnan, 2006
Halukkuus paljastaa tietoa	Choung, David & Ross, 2022

3.3 Datan analysointi

Datan analysointi toteutettiin SPSS ja SmartPLS -järjestelmillä. Kerätty data siirrettiin aluksi Webropolista Excel-muotoon. Kerätty data tulee tarkastaa ja puhdistaa, jotta varmistetaan, että data on sopivaa analyysin toteuttamiseen (Hair ym., 2015). Koska kyselylomakkeessa jokainen kohta oli pakollinen kaikille vastaajille, puuttuvia arvoja ei ollut. Data tarkistettiin ja varmistettiin, että siellä ei ole epälaadukkaita vastauksia, kuten samoja arvoja annettuna jokaiselle kysymykselle. Epäsopivia vastauksia ei löytynyt aineistosta. Aineisto on hyvä myös koodata, jotta tuloksia on helpompi analysoida (Hair ym., 2015). Aineiston eri tekijät nimettiin uudelleen numeerisesti Likertin asteikon perusteella. Lisäksi käyttöön liittyvät ja demografiset kysymykset nimettiin numeroiden avulla uudelleen.

Datan tarkistamisen jälkeen aineisto vietiin IBM SPSS -järjestelmään. Dataa analysoitiin kuvailevien tilastollisten menetelmien (*descriptive statistics*) avulla, jotta ymmärrettiin paremmin vastaajien taustatekijöitä ja kuinka aineisto on jakautunut demografisesti. Lisäksi muuttujien frekvenssit ja keskiarvot laskettiin. Frekvenssien jakaumalla pystytään selvittämään kunkin muuttujan arvoon liittyvien vastausten määrä ja keskiarvolla taas jokaisen yksittäisen vastauksen keskimääräisen arvon (Hair ym., 2015).

Tämän jälkeen aineisto siirrettiin SmartPLS 4.0. -ohjelmistoon, jossa toteutettiin vahvistava faktorianalyysi (*confirmatory factor analysis*) osittaisen pienimmän neliön rakenteellisen yhtälömallinnuksen (PLS-SEM) avulla. Osittainen pienimmän neliösumman menetelmä (*partial least squares, PLS*) on tilastollinen menetelmä, jonka avulla arvioidaan samanaikaisesti eri yhtälöjärjestelmiä, mitä kutsutaan rakenneyhtälömallinnukseksi (*structural equation modeling, SEM*). Tämän menetelmän avulla voidaan havainnollistaa monimutkaisia monimuuttujaisia yhtälöjärjestelmiä, joka mahdollistaa yhden tai useamman riippuvaisen ja riippumattoman muuttujan välisen suhteen tutkimisen. (Hair ym., 2015, 442-453.) PLS-SEM-mallinnusta suositellaan käytettäväksi erityisesti eksploratiivisessa tutkimuksessa, kun tutkimusongelmia ei ole täysin vielä kirjallisuudessa määritetty. Lisäksi pienen otoskoon kohdalla PLS-SEM kykenee tarkastelemaan monimutkaisiakin tutkimusrakenteita. (Hair ym., 2017.) Näiden syiden vuoksi rakenneyhtälömallinnus sopii tämän tutkimuksen aineiston analysointiin. Malli yhdistää kaksi osaa: ulomman mallin, joka arvioi faktoreiden latauksia ja piilevien rakenteiden luotettavuutta ja pätevyyttä, sekä sisäinen mallin, joka koskee rakennelmien välisten polkukertoimien arviointia, suuntaa ja lujuuutta. (Hair ym., 2015, 442-453.) Yhtälömallinnus yhdistää siis faktorianalyysin ja tilastollisen polkuanalyysin. Bootstrapping-menetelmällä pystytään laskemaan t-arvoja, joiden avulla voidaan arvioida sekä kuormitusten, että reittikertoimien merkitystä. (Hair ym., 2015.) Eli toisin sanoen järjestelmällä pystyttiin testaamaan määritetyt hypoteesit.

Hypoteesien lisäksi haluttiin testata käytön vaikutusta malliin, jonka vuoksi ennen analyysia "KÄYTTÖ" muuttujasta lisättiin rakennemalliin mode-roiva vaikutus, jotta pystyttiin selvittämään, onko sillä vahvistavaa tai heikentävää vaikutusta muiden muuttujien välisiin suhteisiin. Lopuksi toteutettiin myös

moniryhmä analyysi (*multigroup analysis*), jonka avulla pystytään selvittämään, onko eri käyttäjäryhmien välillä tilastollisesti merkittäviä eroavaisuuksia (Memon ym., 2019).

4 TUTKIMUKSEN TULOKSET

Neljännessä pääluvussa käsitellään tutkimuksen tuloksia, jotka löydettiin käytämällä edellisessä luvussa esitettyjen menetelmien avulla. Aluksi käydään läpi vastaajien demografiset tiedot, jonka jälkeen selitetään rakenneyhtälömallin vaiheet ja tulokset. Lopuksi tarkastellaan moniryhmä analyysin tuloksia, jotta pystytään havainnollistamaan kahden eri käyttäjätyypin eroavaisuuksia.

4.1 Demografiset tekijät

Tutkimuksen demografisia tekijöitä havainnollistaa alla oleva taulukko 2. Kyselyyn vastasi 190 vastaajaa. Kaikista vastaajista naisia oli 65,3% (124) ja miehiä 34,2% (65). Yksi vastaaja eli 0,5% vastaajista ei halunnut kertoa sukupuoltansa. Suurin osa vastaajista (57,9%) oli 20-24-vuotiaita ja toiseksi suurin (33,7%) ikäryhmä oli 25-29-vuotiaat. Vain 1,1% vastaajista oli alle 20-vuotiaita. Myös 30-vuotiaita tai sitä vanhempia vastaajia oli odotetusti vähän, sillä 30-34-vuotiaita oli vain 2,6%, 35-49-vuotiaita 1,6% ja 50-vuotiaita tai yli oli 3,2%. Vastaajilta kysyttiin myös koulutustaustaa. Suurin osa vastaajista oli korkeakoulutettuja. 56,8% (108) vastaajista oli suorittanut alemman korkeakoulututkinnon ja 29,5% (56) taas ylemmän korkeakoulututkinnon. Vastaajien joukosta löytyi myös yksi tohtorin tutkinnon suorittanut henkilö, joka edustaa 0,5% vastaajista. Toisen asteen koulutuksen oli suorittanut 12,6% (24) vastaajista ja peruskoulutuksen 0,5% (1) vastaajista. Lisäksi haluttiin selvittää, onko vastaaja aiemmin käyttänyt AI-pohjaisia personointijärjestelmiä verkkokaupassa, sillä kuten teoriaosuudessa selvennettiin, aiemmilla käyttökokemuksilla on useasti vaikutusta uusien teknologioiden omaksumiseen ja käyttöön. Reilu enemmistö vastaajista (72,6%) oli käyttänyt aikaisemmin edellä mainittuja teknologioita osana omaa ostoprosessiaan verkkokaupassa. 27,4% vastaajista ei ollut kuitenkaan näitä teknologioita vielä hyödyntäneet.

TAULUKKO 2. Demografiset taustatiedot

Sukupuoli	%	N
Nainen	65,3	124
Mies	34,2	65
En halua kertoa	0,5	1
Yht.	100	190

Ikä	%	N
alle 20	1,1	2
20-24	57,9	110
25-29	33,7	64
30-34	2,6	5
35-49	1,6	3
50 tai enemmän	3,2	6
Yht.	100	190

Koulutus	%	N
peruskoulutus	0,5	1
2. asteen koulutus	12,6	24
alempi korkeakoulutus	56,8	108
ylempi korkeakoulutus	29,5	56
tohtorin tutkinto	0,5	1
Yht.	100	190

Käyttö	%	N
Kyllä	72,6	138
Ei	27,4	52
Yht.	100	190

4.2 Rakenneyhtälömalli

Osittainen pienimmän neliön rakenteellinen yhtälömallinnus (PLS-SEM) on tilastollinen menetelmä, jolla pystytään analysoimaan tarkasti monimutkaisia yhtälörakenteita. Se on varianssipohjainen tekniikka, joka maksimoi R² määrittämissä kertoimissa kaikille endogeenisille muuttujille. Rakenneyhtälömallissa eri rakenteet esitetään usein pallon muotoisina ja niiden välisiä suhteita havainnollistetaan nuolien avulla, jotka perustuvat tutkimuksen teoriaan. PLS-SEM-analyysi jaetaan kahteen osaan: ulkoiseen mittausmalliin (*measurement model*) ja sisäiseen rakennemalliin (*structural model*). Mittausmallissa tarkastellaan rakenteiden

laatua mittaamalla reliabiliteettia ja validiteettia, ja rakennemallissa taas tarkastellaan rakenteiden välisiä suhteita, jolloin pystytään testaamaan hypoteesit. (Hair ym., 2015, 442-453.) Nämä vaiheet ovat esitetty seuraavissa alaluvuissa.

4.2.1 Mittausmalli

Mallin rakentamisen jälkeen arvioidaan faktorien uloimpien latauksien (factor loadings) merkittävyyksiä. Faktorien latauksien tulisi olla yli 0,7 selittääkseen yli 50% muuttujien variansseista, jolloin muuttujia voidaan pitää luotettavina (Hair ym., 2015, 447). Faktorien latauksia tarkastellessa nähtiin, että osa muuttujista alitti 0,7 rajan ja näin ollen poistettiin yksi kerrallaan aloittaen heikoiten latautuneesta muuttujasta. Poistettuja muuttujia oli lopulta LUOTT1, HUOLI5, LUOTT4, HUOLI8, HUOLI6, HUOLI7 ja HUOLI2. Alla olevassa taulukossa 3. havainnollistetaan analyysin lopullisten faktorien lataukset.

TAULUKKO 3. Faktorilataukset

	AIK	HUOLI	HYÖTY	LUOTT	LÄPIN
AIK1	0,945	-	-	-	-
AIK2	0,945	-	-	-	-
AIK3	0,945	-	-	-	-
HUOLI1	-	0,756	-	-	-
HUOLI3	-	0,812	-	-	-
HUOLI4	-	0,860	-	-	-
HYÖTY1	-	-	0,802	-	-
HYÖTY2	-	-	0,830	-	-
HYÖTY3	-	-	0,720	-	-
HYÖTY4	-	-	0,797	-	-
HYÖTY5	-	-	0,841	-	-
LUOTT2	-	-	-	0,965	-
LUOTT3	-	-	-	0,965	-
LÄPIN1	-	-	-	-	0,712
LÄPIN2	-	-	-	-	0,853
LÄPIN3	-	-	-	-	0,891
LÄPIN4	-	-	-	-	0,895

Seuraavaksi tutkittiin mallin luotettavuutta tarkastelemalla sisäisten rakenteiden luotettavuutta (*construct reliability*). Yhteisreliabiliteetti-mittaria (*composite reliability*) pidetään yleisesti vakaimpana rakenteiden luotettavuuden mittarina, sillä jokainen tekijä painotetaan laskelmissa erikseen, jolloin rakenteiden yhteisluotettavuus on tarkempi. Yhteisreliabiliteetti-arvot tulisi olla yli 0,7. Mitä suurempi arvo on, sitä luotettavammaksi se voidaan tulkita. Kuitenkin yli 0,95 olevat arvot ovat liian suuria ja voivat näin ollen olla ongelmallisia, sillä tämä kertoo indikaattoreiden olevan liian samanlaisia ja tästä syystä tarpeettomia. (Hair ym., 2015, 255.) Tutkimuksen kaikkien muuttujien yhteisreliabiliteetti oli yli 0,7, mutta AIK ja LUOTT indikaattorien arvot olivat yli 0,95, jotka voivat aiheuttaa ongelmallisuutta. Aikomusta kysyttiin kyselylomakkeessa seuraavilla kysymyksillä: "Aion

jatkaa AI-teknologioiden käyttöä verkkokaupoissa”, ”Uskoisin, että voisin jatkaa AI-teknologioiden käyttöä verkkokaupoissa”, ”AI-teknologioiden käyttö verkkokaupassa on jotakin, mitä jatkaisin tulevaisuudessa.” tai kysymyksillä ”Aion tulevaisuudessa käyttää AI-teknologioita verkkokaupassa”, ”Uskoisin, että voisin käyttää AI-teknologioita verkkokaupassa”, ”AI-teknologioiden käyttö verkkokaupassa on jotakin, mitä tekisin tulevaisuudessa” riippuen siitä oliko vastaaja käyttänyt aiemmin AI-pohjaisia personointijärjestelmiä verkkokaupassa. Nämä kysymykset ovat todella samanlaisia, joka on voinut aiheuttaa korkean (>0,95) yhteisreliabiliteetti-arvon. Lisäksi luottamusta koskeviin kysymyksiin, on vastattu usein samoilla arvoilla, vaikka kysymykset eivät olekaan samanlaisia.

Yhteisreliabiliteetin lisäksi rakenteiden luotettavuutta tarkastellaan usein myös Cronbachin alfa (*Cronbach's alpha*) -mittaristolla. Tämä mittaristo laskee jokaiselle tekijälle luotettavuuden arvon, mutta se painottaa jokaisen tekijän osan yhtä suureksi, jonka vuoksi Cronbachin alfa -arvot ovat usein hieman pienempiä kuin yhteisreliabiliteetin arvot. Cronbachin alfaan pätee kuitenkin samat raja-arvot. (Hair ym., 2015, 255.) Kaikki Cronbachin alfa -arvot olivat tutkimuksessa 0,7-0,95 välillä, joten ne osoittavat hyvää luotettavuutta. Sekä yhteisreliabiliteetin, että Cronbachin alfa -arvot näkyvät alla olevassa taulukossa 4.

Rakenteiden luotettavuuden lisäksi tutkitaan rakenteiden validiteettia (*construct validity*). Rakenteen validiteetti selittää teorian toimivuutta ja määrittää kuinka sitä voidaan tulkita. Validiteetin arvioimiseksi tulee mitata yhteneväisyys- (*convergent validity*) ja erotteluvaliditeetit (*discriminant validity*). Yhteneväisyysvaliditeetin tarkoituksena on mitata kuinka hyvin mikäkin tekijä mittaa sitä, mitä sen on tarkoitus mitata. (Hair ym., 2015, 258.) Tätä voidaan arvioida katsomalla keskiarvovarianssia (*average variance extracted, AVE*), jonka arvon tulisi olla yli 0,5, sillä silloin tarkasteltu tekijä selittää vähintään 50% muuttujan varianssista, jolloin voidaan pitää tekijän selittävyyttä riittävänä (Hair ym., 2015, 442-453). Alla olevasta taulukosta nähdään, että keskiarvovarianssin arvot ovat kaikki yli 0,5, joten niiden validiteetti on riittävä.

TAULUKKO 4. Rakenteiden luotettavuus ja validiteetti

	Cronbachin alfa	Yhteisreliabiliteetti	Keskiarvovarianssi (AVE)
AIK	0,941	0,962	0,894
HUOLI	0,745	0,852	0,657
HYÖTY	0,859	0,898	0,638
LUOTT	0,926	0,964	0,931
LÄPIN	0,864	0,906	0,708

Erotteluvaliditeetti selittää missä määrin rakenne ei korreloi muiden siitä poikkeavien mittarien kanssa. Nämä ovat objektiivisia, numeerisiin pisteisiin perustuvia testejä siitä, kuinka hyvin rakenne vastaa teoreettisia odotuksia. Erotteluvaliditeetin mittaamiseen käytettiin Fornell-Lacker kriteeriä, jonka mukaan validiteetti on todistettu, mikäli jokaisen tekijän keskiarvovarianssin arvon neliöjuuri on suurempi, kun faktorin korrelaatio muiden faktoreiden kanssa. (Hair ym., 2015, 442-453.) Alla olevasta taulukosta 5. nähdään, että tämä toteutuu, joten

Fornell-Lacker kriteerin mukaan aineisto on luotettava ja käytettävissä syvempään analyysiin.

TAULUKKO 5. Erotteluvaliditeetti (Fornell-Lacker kriteeri)

	AIK	HUOLI	HYÖTY	KÄYTTÖ	LUOTT	LÄPIN
AIK	0,945	-	-	-	-	-
HUOLI	-0,223	0,811	-	-	-	-
HYÖTY	0,628	-0,123	0,799	-	-	-
KÄYTTÖ	0,313	0,094	-0,246	1,000	-	-
LUOTT	0,355	-0,481	0,244	-0,181	0,965	-
LÄPIN	-0,146	0,184	-0,158	0,113	-0,266	0,841

4.2.2 Rakennemalli

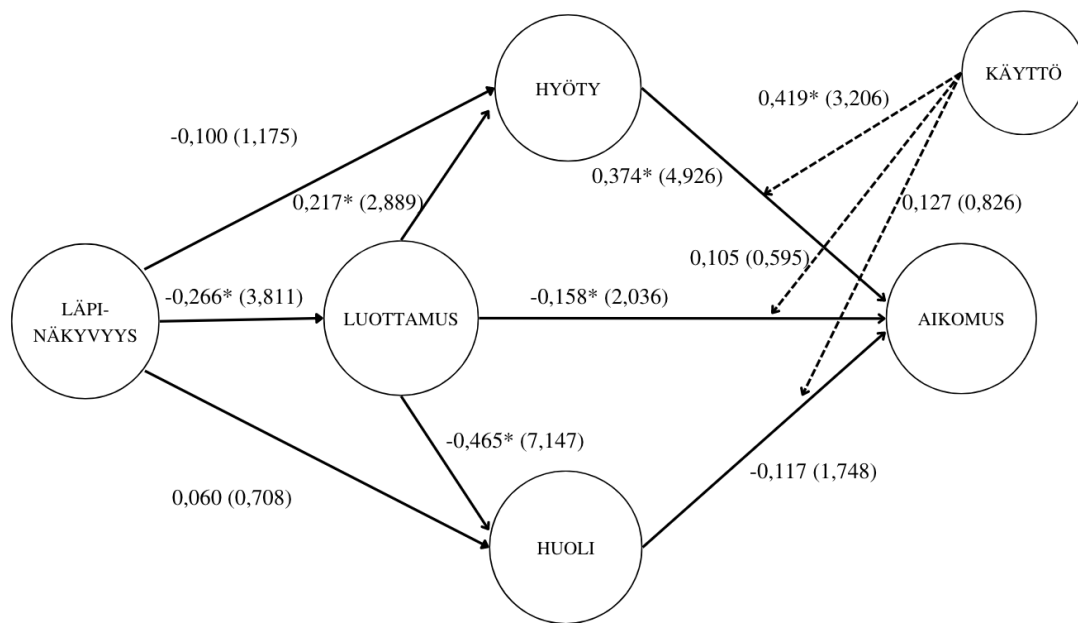
Mittausmallin luotettavuuden testaamisen jälkeen hypoteesit testattiin tutkimalla rakennemallin muuttujien välisten suhteiden merkittävyyksiä. Rakennemallin muuttujien välisiä suhteita voidaan tarkastella polkukertoimien avulla (*path coefficient*, β). Relevanttien polkukertoimien tulisi olla -1 ja +1 välillä. Negatiiviset polkukertoimet osoittavat negatiivista suhdetta muuttujien välillä ja positiiviset polkukertoimet taas positiivista suhdetta. Mitä lähempänä polkukertoimen arvo on arvoa 1, sitä vahvempi suhde muuttujien välillä on. Polkukertoimien laskemisen lisäksi tulee selvittää, ovatko ne tilastollisesti merkittäviä. Polkumallin kertoimet, sekä niiden tilastolliset merkittävyydet laskettiin käyttämällä Bootstrapping-toimintoa 1900 osanäytteellä, sillä osanäytteiden määrä on suositeltavaa olla 100-kertainen otoskokoon nähden. Tilastollisten merkittävyyksien tarkastelemiseen täytyy arvioida mallin muuttujien t-arvoja, joiden tulisi olla suurempia/pienempiä kuin +/- 1,96, viiden prosentin merkitsevyystasolla. (Hair ym., 2015, 442-453.) Polkukertoimet ja niiden merkitsevyyttä kertovat arvot ovat esitettynä taulukossa 6. Hypoteesien H1, H3, H4, H5 ja H7 t-arvot ovat >1,96 ja p-arvot <0,05, joten nämä hypoteesit ovat tuettuja. Hypoteesien H2, H6 ja H8 t-arvot ovat <1,96, joten nämä hypoteesit eivät ole tuettuja.

Hypoteesien lisäksi rakennemallin avulla tutkittiin käytön vaikutusta hyödyn ja aikomuksen, luottamuksen ja aikomuksen, sekä huolen ja aikomuksen välisiin suhteisiin lisäämällä käytöstä moderoiva vaikutus rakennemalliin. Moderoiva vaikutus voi vaikuttaa riippuvan ja riippumattoman muuttujan väliseen suhteeseen heikentämällä tai vahvistamalla sitä (Memon ym., 2019). Tulosten perusteella huomattiin, että vain käytöllä oli tilastollisesti merkittävä vaikutus, sillä sen polkukerros oli 0,419 ja t-arvo 3,206 ($p < 0,05$). Tutkimuksen mukaan, käytöllä on vahvistava vaikutus hyödyn ja aikomuksen väliseen suhteeseen. Kuten taulukosta 6 nähdään, käytöllä ei ollut moderoivaa vaikutusta kuitenkaan hyödyn ja aikomuksen, eikä luottamuksen ja aikomuksen välisiin suhteisiin, sillä niiden tulokset eivät olleet tilastollisesti merkittäviä. ($t < 1,96$, $p > 0,05$). Rakennemallin tulokset nähdään myös kuviosta 5.

TAULUKKO 6. Polkukertoimet ja R^2 -arvot.

Hypoteesi	β	T-arvo	P-arvo	Tulos
H1: Hyöty \rightarrow Aikomus	0,374	4,926	0,000	Tuettu
H2: Huoli \rightarrow Aikomus	-0,117	1,748	0,081	Ei tuettu
H3: Luottamus \rightarrow Huoli	-0,465	7,147	0,000	Tuettu
H4: Luottamus \rightarrow Hyöty	0,217	2,889	0,004	Tuettu
H5: Luottamus \rightarrow Aikomus	0,158	2,036	0,042	Tuettu
H6: Läpinäkyvyys \rightarrow Hyöty	-0,100	1,175	0,240	Ei tuettu
H7: Läpinäkyvyys \rightarrow Luottamus	-0,266	3,811	0,000	Tuettu
H8: Läpinäkyvyys \rightarrow Huoli	0,060	0,708	0,479	Ei tuettu
Käyttö * Hyöty \rightarrow Aikomus	0,419	3,206	0,001	Tuettu
Käyttö * Luottamus \rightarrow Aikomus	0,105	0,595	0,552	Ei tuettu
Käyttö * Huoli \rightarrow Aikomus	0,127	0,826	0,409	Ei tuettu
	R^2			
Aikomus	0,503			
Huoli	0,234			
Hyöty	0,069			
Luottamus	0,071			

Polkukertoimien lisäksi tulee tarkastella määrityskertoimia eli R^2 -lukuja, joka kertoo kuinka suuren osan riippumattomat muuttujat selittävät riippuvan muuttuvan vaihtelua. Määrityskerroin vaihtelee nollan ja yhden välillä. Mitä suurempi luku on, sitä vahvempi toisen muuttujan vaihtelu liittyy toiseen muuttajaan. (Hair ym., 2015, 442-453.) Kuten taulukosta 6. nähdään, koettu hyöty, luottamus ja koettu yksityisyyden huoli selittävät 50,3% muuttujan "AIKOMUS" variaatiosta, jota voidaan pitää kohtalaisena. Muuttujan "HUOLI" R^2 -arvo on 0,234, jolloin läpinäkyvyys ja luottamus selittävät muuttujaa 23,4%. Loppujen muuttujien R^2 -arvot olivat heikot, sillä läpinäkyvyys ja luottamus selittävät muuttujan "HYÖTY" vaihtelua vain 0,69% (0,069) ja läpinäkyvyys selittää muuttujan "LUOTTAMUS" vaihtelua 0,71% (0,071). Tulee kuitenkin muistaa, että R^2 -arvoja tulee tarkastella jokaisessa tutkimuksessa kontekstin mukaan ja verrata arvoja samankaltaisiin tutkimuksiin (Hair ym., 2015).



* $p < 0,05$

KUVIO 4. Rakennemallin tulokset.

H1. Personoinnista koettu hyöty vaikuttaa positiivisesti aikomukseen jakaa tietoa.

Hypoteesi 1 on tuettu. Hypoteesin polkukerroin oli 0,374, sekä t-arvo oli 4,926 ja p-arvo $< 0,05$ (0,000). Personoinnin koetulla hyödyllä on siis tilastollisesti merkittävä positiivinen suhde aikomukseen jakaa tietoa.

H2. Koettu yksityisyyden huoli vaikuttaa negatiivisesti aikomukseen jakaa tietoa.

Toisen hypoteesin t-arvo oli alle 1,748 ($p > 0,05$), joten se ei ole tuettu. Tämän tutkimuksen mukaan koetulla yksityisyyden huolella ei ole negatiivista vaikutusta aikomukseen paljastaa tietoa.

H3. Luottamus AI-teknologioihin vaikuttaa negatiivisesti koettuun yksityisyyden huoleen.

Kolmas hypoteesi oli tilastollisesti merkittävä ja tuettu. Sen polkukerroin oli -0,465, sekä t-arvo 7,147 ja p-arvo $< 0,05$ (0,000), joten tutkimuksen mukaan luottamuksella AI-teknologioihin on merkittävä negatiivinen vaikutus koettuun yksityisyyden huoleen.

H4. Luottamus AI-teknologioihin vaikuttaa positiivisesti personoinnin koettuun hyötyyn.

Neljännän hypoteesin polkukerroin oli 0,217 ja t-arvo 2,889 ($p < 0,05$), joten se on tuettu. Luottamuksella AI-teknologioihin on positiivinen vaikutus personoinnista koettuihin hyötyihin.

H5. Luottamus AI-teknologioihin vaikuttaa positiivisesti kuluttajan aikomukseen jakaa tietoa.

Myös viides hypoteesi on tuettu. Luottamuksen ja aikomuksen välinen polkukerroin oli 0,158, sekä t-arvo 2,036 ja p-arvo $< 0,05$ (0,042), joten luottamuksella AI-teknologioihin on lievä positiivinen vaikutus aikomukseen jakaa tietoa.

H6. Läpinäkyvyys vaikuttaa positiivisesti personoinnin koettuun hyötyyn.

Läpinäkyvyyden ja hyödyn välinen polkukerroin oli -0,1, mutta t-arvo oli $< 1,96$ (1,175), sekä p-arvo $> 0,05$ (0,240), joten kuudes hypoteesi ei ole tuettu. Tutkimuksen mukaan läpinäkyvyydellä ei ole positiivista vaikutusta personoinnin koettuun hyötyyn.

H7. Läpinäkyvyys vaikuttaa positiivisesti AI-pohjaisten järjestelmien luottamukseen.

Seitsemäs hypoteesi on tilastollisesti merkittävä, sillä sen t-arvo oli 3,811 ja p-arvo $< 0,05$ (0,000). Vastoin kuitenkin hypoteesin olettamusta, että läpinäkyvyydellä olisi positiivinen vaikutus luottamukseen, näiden kahden muuttujan välinen polkukerroin oli negatiivinen (-0,266). Tutkimuksen mukaan siis läpinäkyvyydellä onkin negatiivinen vaikutus AI-pohjaisten järjestelmien luottamukseen.

H8. Läpinäkyvyys vaikuttaa negatiivisesti koettuun yksityisyyden huoleen.

Kahdeksas hypoteesi ei ole tuettu, sillä sen polkukerroin oli 0,06 ja t-arvo $< 1,96$ (0,708), sekä p-arvo $> 0,05$ (0,479). Tutkimuksen mukaan läpinäkyvyydellä ei ole vaikutusta koettuun yksityisyyden huoleen.

Käytöllä on moderoinva vaikutus aikomukseen ja siihen vaikuttavien muuttujien välisiin suhteisiin

Käytöllä on tilastollisesti moderoinva vaikutus hyödyn ja aikomuksen väliseen suhteeseen, sillä moderoinvan vaikutuksen polkukerroin oli 0,419 ja t-arvo 3,206, sekä p-arvo 0,001. Käyttö vahvistaa siis hyödyn ja aikomuksen välistä suhdetta. Käytöllä ei ole tilastollisesti merkittävää vaikutusta muihin suhteisiin.

4.2.3 Moniryhmä analyysi

Lopuksi rakenneyhtälömallinnuksen avulla tehtiin vielä moniryhmä analyysi (*multigroup analysis, MGA*), sillä haluttiin testata, onko AI-pohjaisia personointijärjestelmiä aiemmin käyttäneiden ja ei käyttäneiden välillä eroavaisuuksia, kun tarkastellaan käytön vaikutusta aikomukseen jakaa tietoa. Moniryhmä analyysin avulla pystytään tarkkailemaan rakennemallista kahden ryhmän välisiä

eroavaisuuksia, etenkin kun ne ovat kategorisia ryhmiä, kuten tässä tutkimuksessa (Memon ym., 2019). Tämä tapahtuu testaamalla eri variaatioita eri ryhmien välillä kahdessa samanlaisessa mallissa (Jun-Hwa Cheah ym., 2020). Vaikka moniryhmä analyysi tarkastelee koko rakennemallissa esiintyviä ryhmien välisiä eroja (Memon ym., 2019), analyysin avulla haluttiin erityisesti keskittyä tarkastelemaan, onko eri ryhmillä eroavaisuuksia hyödyn ja aikomuksen välisessä suhteessa, sillä käytöllä löydettiin olevan moderoinva vaikutus tähän suhteeseen, kuten aiemmassa kappaleessa kerrottiin. Moniryhmä analyysia varten SmartPLS-ohjelmiston avulla luotiin kaksi eri ryhmää: aiempaan käyttökokemukseen ”kyllä” ja ”ei” vastanneet. Tämän jälkeen PLS-SEM-mallin avulla ajettiin permutaatio moniryhmä analyysi (*permutation multigroup analysis*), sillä se ajaa mittauksen vaihtelua laskevan MICOM-testin.

Moniryhmä analyysia tehdessä on kriittistä tarkastella mittauksen varianssia eli vaihtelua. Mittauksen vaihteluvälin määrittämisellä varmistetaan, että eri ryhmien väliset erot eivät johdu niiden eri sisällöstä tai piilevien muuttujien merkityksistä, jolloin mittausvirheen mahdollisuus on suuri. Mittausvaihtelua voidaan testata MICOM-testillä, joka on kolmivaiheinen testi sisältäen seuraavat vaiheet: (1) konfiguraation vaihtelu, 2) komposiittien vaihtelu ja 3) komposiittien keskiarvojen ja varianssien tasa-arvo. Nämä vaiheet tulee suorittaa hierarkkisessa järjestyksessä. Konfiguraation vaihtelemattomuus merkitsee sitä, että kaikkia ryhmiä on käsitelty tasa-arvoisesti. (Henseler ym., 2016.) Tutkimuksessa kaikille ryhmille on samat oletukset tutkimusmallin osalta. Lisäksi kaikille vastajille esitettiin sama kysymyslomake ja koko aineistoa on käsitelty yhtenä kokonaisuutena niin datan valmistelussa, että sen analysoimisessa. Näin voidaan todeta, että aineisto on konfiguraalisesti vaihtelematon ja se läpäisee testin ensimmäisen vaiheen.

Toisessa vaiheessa mitataan komposiittien vaihtelua. Komposiittien muuttumattomuus tarkoittaa, että indikaattorimuuttujien kasaaminen komposiiteiksi on määräyksiltään sama kaikissa ryhmissä. Koostumuksen muuttumattomuus pystytään varmistamaan, kun MICOM-testin vaiheen 2 alkuperäiset korrelaatiot ovat suurempia kuin korrelaation permutaatiokeskiarvo ja p-arvot eivät ole merkitseviä. (Henseler ym., 2016.) Kuten taulukosta 7. nähdään, kaikilla muilla muuttujilla on muuttumaton komposiittisuus, paitsi muuttujalla ”HUOLI”. Huolen komposiitti on siis muodostunut eri tavalla eri ryhmissä. Aineistolla on siis osittainen varianssi. Koska rakennemallin tulokset osoittivat jo, että käytöllä ei ole vaikutusta huolen ja aikomuksen väliseen suhteeseen, analyysissa ei oltu kiinnostuttu ”HUOLI”-muuttujasta, joten testiä voidaan jatkaa eteenpäin.

Kolmannessa vaiheessa tarkastellaan, onko komposiiteilla tasa-arvoiset keskiarvot ja varianssit. Mikäli toisessa vaiheessa on todettu täydellinen muuttumattomuus ja kolmannessa vaiheessa kaikilla komposiiteilla on tasa-arvoiset luvut, on kyseessä täydellinen muuttumattomuus, jolloin aineiston yhdistäminen on mahdollista. Mikäli vain osalla komposiiteista on tasa-arvoiset luvut, kyseessä oli osittainen muuttumattomuus, jolloin MGA-analyysin avulla voidaan vertailla niiden polkukertoimia. Tähän vaaditaan kuitenkin vähintään kahden komposiitin olevan muuttumattomia. (Henseler ym., 2016.) Kuten taulukosta 7. huomataan, kyseessä on osittainen muuttumattomuus, sillä 3a ja 3b -testien mukaan kahdella komposiitilla (HUOLI ja LÄPIN) on tasa-arvoiset luvut keskenään,

koska niiden alkuperäinen korrelaatio on suurempi kuin korrelaation permutaatiokeskiarvo sekä p-arvo ei ole tilastollisesti merkitsevä. Osittaisen muuttumattomuuden todettua, siirryttiin tarkastelemaan polkukertoimia.

TAULUKKO 7. MICOM-testi

Vaihe 2			
	Alk.per. korrelaatio	Korrelaation permutaatio-keskiarvo	p-arvo
AIK	1,000	1,000	0,858
HUOLI	0,968	0,992	0,026
HYÖTY	0,997	0,997	0,443
LUOTT	1,000	1,000	0,435
LÄPIN	0,997	0,980	0,826
Vaihe 3a (k.a.)			
	Alk.per. korrelaatio	Korrelaation permutaatio-keskiarvo	p-arvo
AIK	0,700	-0,008	0,000
HUOLI	-0,212	-0,006	0,096
HYÖTY	0,552	-0,006	0,000
LUOTT	0,407	0,003	0,010
LÄPIN	-0,253	-0,001	0,067
Vaihe 3b (variassi)			
	Alk.per. korrelaatio	Korrelaation permutaatio-keskiarvo	p-arvo
AIK	-0,844	0,056	0,002
HUOLI	0,079	0,020	0,397
HYÖTY	-0,525	0,023	0,024
LUOTT	0,311	0,014	0,045
LÄPIN	0,624	0,044	0,079

Polkukertoimien avulla nähdään eri ryhmien väliset erot ja ovatko ne tilastollisesti merkittäviä. Taulukosta 8. voidaan nähdä, että vain hyödyn ja aikomuksen välisessä suhteessa eri käyttäjäryhmien välillä on tilastollisesti merkittävä ero, sillä ryhmien polkukertoimien p-arvo on 0,002. Tämä tulos on linjassa rakennemallin moderaattorilöydöksen kanssa. Kyllä-vastanneilla on heikompi polkukerroin (0,415) kuin ei-vastanneilla (0,734). Tutkimuksen mukaan kuluttajille, jotka eivät ole käyttäneet aiemmin AI-pohjaisia personointijärjestelmiä verkkokaupassa, AI-teknologioiden hyödyllisyys on suuremmassa merkityksessä, kun aiotaan paljastaa itsestään tietoja kuin näitä järjestelmiä aiemmin käyttäneillä kuluttajilla.

TAULUKKO 8. Moniryhmäanalyysin polkukertoimet

	Kyllä (β)	Ei (β)	Ero	p-arvo
Huoli → Aikomus	-0,142	0,023	-0,164	0,135
Hyöty → Aikomus	0,415	0,734	-0,319	0,002
Luottamus → Aikomus	0,197	0,200	-0,003	0,497
Luottamus → Huoli	-0,455	-0,571	0,116	0,262
Luottamus → Hyöty	0,230	0,089	0,141	0,202
Läpinäkyvyys → Huoli	0,029	0,132	-0,104	0,311
Läpinäkyvyys → Hyöty	-0,167	0,129	-0,295	0,071
Läpinäkyvyys → Luottamus	-0,281	-0,125	-0,156	0,151

5 JOHTOPÄÄTÖKSET JA ARVIOINTI

Viidennessä luvussa esitetään vastauksia tutkimuskysymyksiin, sekä keskustellaan tutkimuksen johtopäätöksistä tulosten ja aiempien tutkimuksen pohjalta. Lisäksi luvussa arvioidaan tutkimuksen luotettavuutta ja rajoituksia. Lopuksi käydään läpi mahdollisia jatkotutkimusehdotuksia.

5.1 Tieteelliset johtopäätökset

Nykypäivänä asiakasdatan keräämisellä, analysoimisella ja oikeanlaisella hyödyntämisellä on suuri merkitys onnistuneessa kaupankäynnissä (Awad & Krishnan, 2006). Teknologian kehittyessä tekoälyyn pohjautuvien järjestelmien käytön suosio datan keräämisessä ja personoinnin apuna on kasvanut merkittävästi etenkin verkkokauppaympäristössä (Cheng ym., 2022). Verkkokauppoihin liittyvä tutkimus on kuitenkin verrattain vielä uutta, sillä verkkokauppojen kasvu alkoi vasta 1990-luvulla. Yksityisyyden huolen ilmiöitä ja tietojen paljastamista on kuitenkin tutkittu ja käsitelty paljon verkkokauppaan liittyvässä kirjallisuudessa (Maseeh ym., 2021; Kolotylo-Kulkarni ym., 2021.) Tutkimus on kuitenkin vielä hajanaista, sekä tulokset ristiriitaisia keskenään, jonka vuoksi tutkimus aiheesta on vielä puutteellista (Maseeh ym., 2021; Okazaki ym., 2020). Lisäksi vaikka AI-pohjaisten järjestelmien kasvun käyttö on tällä hetkellä räjähdysmäistä, AI-teknologioihin liittyvä tutkimus ja etenkin ymmärrys kuluttajien reaktioista näihin uusiin teknologioihin on edelleen vähäistä (Kim ym., 2021; Quach ym., 2022). Tämän vuoksi tutkimuksen tavoitteena oli selvittää mitkä tekijät vaikuttavat kuluttajan halukkuuteen käyttää AI-pohjaisia personointijärjestelmiä verkkokaupassa ja aikomukseen jakaa itsestään tietoja niiden avulla personointia varten. Lisäksi haluttiin selvittää, onko aiemmalla käyttökokemuksella vaikutusta halukkuuteen käyttää AI-pohjaisia personointijärjestelmiä ja vaikuttaako aiempi käyttö tai käyttämättömyys aikomukseen paljastaa itsestään tietoa. Näiden tutkimusongelmien pohjalta tutkimus pyrkii vastaamaan seuraavaan tutkimuskysymykseen:

Mitkä tekijät vaikuttavat kuluttajan aikomukseen jakaa itsestään tietoa käyttämällä AI-pohjaisia personointijärjestelmiä verkkokaupassa?

Tulokset osoittavat, että koetulla hyödyllä on vahva tilastollisesti merkittävä vaikutus kuluttajan aikomukseen jakaa itsestään tietoa käyttämällä AI-pohjaisia personointijärjestelmiä, kuten myös Choung ym. (2022), Kawarzkin ym. (2017), Awad ja Krishnan (2006), sekä Chellappa ja Sin (2005) ovat todenneet tutkimuksissaan. Tutkimustulos tukee myös sosiaalisen vaihtoteorian näkökulmaa, jossa koetuilla hyödyillä on merkittävä vaikutus aikomukseen jakaa tietoa, sillä hyötyjen ylittäessä haitat, kuluttajat ovat halukkaita paljastamaan tietojaan (Cook, 1987; Martin & Murphy, 2017). Yllättävin tutkimustulos on se, että vastoin useita tutkimuksia, kuten Chellappan ja Sinin (2005) ja Okazaki ym. (2020) tutkimuksia, sekä alkuperäistä hypoteesia ja sosiaalisen vaihtoteorian hyöty-kustannus näkökulmaa (Cook, 1987), yksityisyyden huolella ei ole vaikutusta kuluttajan aikomukseen käyttää edellä mainittuja järjestelmiä verkkokaupassa. Tutkimuksen tulokset tukevat enemmän Martinin ja Murphyn (2017) tutkimuksessaan esittämää ehdotusta, jonka mukaan kuluttajan yksityisyyden huolen vaikutuksesta aikomukseen paljastaa tietoja siirryttäisiin tarkastelemaan kuluttajan reagoitua tietojen keräämiseen, sillä nykypäivän kuluttajat kokevat niin paljon tietojen keräämistä, että yksityisyys koetaan olevan jo menetetty. Myös Cheng ym. (2022) havaitsivat tutkimuksessaan, että kuluttajat ovat uupuneet yksityisyyden riskeihin, jonka vuoksi he pyrkivät keskittymään riskien sijasta hyötyihin. Uupumus yksityisyyden riskeihin vähentää yksityisyyden huolien vaikutusta kuluttajan käyttäytymiseen.

Tutkimus ei tue siis näkemystä siitä, että AI-pohjaisten personointijärjestelmien kautta tapahtuisi sosiaalisen vaihtoteorian mukainen tiedon vaihtokauppa, vaan se puhuu enemmänkin sen puolesta, että kuluttajat eivät koe sen olevan enää mahdollista. Tämä voi johtua osittain siitä, että kuluttajat kokevat yksityisyyden olevan jo menetetty, niin kuin Martin ja Murphy (2017) tutkimuksessaan havaitsi. Toinen selittävä tekijä voi olla se, että AI-teknologioiden algoritmit eivät ole usein näkyviä kuluttajille, jonka vuoksi kuluttaja ei ole tietoinen, miten hänestä kerätään tietoja (Puntoni ym., 2021). Tällöin ei koeta, että yksityisyyden pitäminen itsellään olisi edes mahdollista. Teorian puutteellisuus selittämään tarkasti kyseistä tutkimustulosta puhuu sen puolesta, että teoriaa kuluttajan suhtautumisesta AI-pohjaiseen personointiin tarvitaan lisää.

Luottamuksen vaikutus on taas linjassa Chellappan ja Sinin (2005), Hoffin ja Bashirin (2015), Kimin ym. (2021) ja Cabiddun ym. (2022) tutkimuksien kanssa, sillä tulosten mukaan luottamuksella on vahvistava vaikutus aikomukseen käyttää AI-pohjaisia järjestelmiä ja näin ollen paljastaa tietoja niiden avulla. Löydös on yhtenäinen myös sosiaalisen vaihdon periaatteen kanssa, jonka mukaan sosiaalinen vaihto vaatii luottamusta vaihdon toiseen osapuoleen, jolta hyötyä odotetaan saatavan eli AI-teknologioihin, sillä odotettua hyötyä ei tiedetä ennalta (Blau, 1964). Luottamuksen ja aikomuksen välinen suhde on kuitenkin suhteellisen heikko. Luottamuksella ja koetuilla hyödyillä on hieman vahvempi suhde, joten luottamus AI-pohjaisiin personointijärjestelmiin vahvistaa myös niiden koettuja hyötyjä. Tämä havainto on linjassa Cabiddun ym. (2022) tutkimuksen kanssa, jonka mukaan AI-teknologioihin perehtynyt käyttäjä luottaa järjestelmiin ja omaksuu, että teknologiat ovat hänelle hyödyllisiä. Luottamuksella voidaan todeta olevan siis suoran vaikutuksen lisäksi myös välillinen vahvistava

vaikutus aikomukseen jakaa tietoja koettujen hyötyjen kautta. Lisäksi luottamuksella on vahva heikentävä suhde yksityisyyden huoliin, joka on linjassa useiden tutkimuksien, kuten Aguirren ym. (2015), Martinin ja Murphyn (2017), Maseehin ym. (2021) ja Chenin ym. (2022) tutkimuksien kanssa. Koska huolella ei ole tutkimuksen mukaan suhdetta aikomuksen kanssa, ei voida sanoa, että luottamuksella olisi tätä kautta välillinen suhde aikomukseen.

Useassa tutkimuksessa läpinäkyvyyden merkitystä on korostettu paljon kirjallisuudessa, mutta tämän tutkimuksen mukaan läpinäkyvyydellä on vaikutusta vain luottamukseen. Vastoin monia tutkimuksia, kuten Siaunin ja Wangin (2018) tutkimusta, ja alkuperäistä hypoteesia, läpinäkyvyydellä on tutkimuksen mukaan luottamusta heikentävä vaikutus. Havainto myötäilee siis enemmän Cabiddun ym. (2022) tutkimusta, jonka mukaan liiallisella perehtyneisyydellä ja läpinäkyvyydellä voi olla haittavaikutuksia luottamukseen, mikäli luottamushenkilöllä on negatiivinen kokemus luottamuksen kohteena olevasta tekijästä. Läpinäkyvyydellä on kirjallisuudessa tutkittu olevan vaikutusta aikomukseen paljastaa tietoa, kuten esimerkiksi Awad ja Khrisnan (2006) osoittavat tutkimuksessaan. Tämän tutkimuksen mukaan läpinäkyvyydellä ei ole tilastollisesti merkittävää suhdetta hyödyn, eikä huolen kanssa, joten läpinäkyvyydellä ei ole myöskään välillistä vaikutusta näiden tekijöiden kautta aikomukseen paljastaa tietoa. Läpinäkyvyydestä oleva tutkimus onkin hajanaista, sillä myöskään Kawarzkina ym. (2017) tutkimus ei osoittanut läpinäkyvyydellä olevan vaikutusta aikomukseen paljastaa tietoja.

Vaikka käytön moderoivasta vaikutuksesta ei ollut tehty hypoteesia, tulosten perusteella käytöstä voidaan tehdä merkittäviä johtopäätöksiä. Käytöllä oli vahva moderoiva positiivinen vaikutus hyödyn ja aikomuksen väliseen suhteeseen. Kun tarkasteltiin aiemmin AI-pohjaisia personointijärjestelmiä käyttäneiden ja ei-käyttäneiden ryhmien välisiä eroja, huomattiin, että tämä vahvistava suhde on huomattavasti voimakkaampi ei-käyttäneillä kuin aiemmin käyttäneillä. Aiempi tutkimus on todistanut, että vähemmän kokemusta ja tietoa omaavat kuluttajat vertailevat enemmän eri vaihtoehtoja (Mitchell & Dacin, 1996). Tämän vuoksi ei-käyttäneet kuluttajat voivat arvostaa enemmän hyötyjen tuomaa vahvistusta päätökseen paljastaa itsestään tietoja. Lisäksi Cabiddun ym. (2022) tutkimuksen mukaan kokemuksen myötä AI-teknologioista tulee kuluttajalle arkisia työkaluja, jonka vuoksi niiden ominaisuuksista tulee itsestäänselvyys. Tällöin koettujen hyötyjen merkitys ei näyttele enää niin suurta roolia. Tulee kuitenkin huomioida, että aiemmalla käytöllä oli myös voimakas vahvistava vaikutus aiemmin AI-pohjaisia personointijärjestelmiä käyttäneiden keskuudessa.

5.2 Liikkeenjohdolliset johtopäätökset

Tutkimuksen liikkeenjohdollisten johtopäätöksien tarkoituksena on antaa verkko-kauppojen parissa työskenteleville johtajille ymmärrystä mitkä tekijät vaikuttavat kuluttajien aikomukseen käyttää AI-pohjaisia personointijärjestelmiä ja antaa itsestään tietoja näiden järjestelmien avulla yrityksen käytettäväksi, sillä asiakasdatasta on tullut elinehto yritykselle viime vuosina (Awad & Krishnan, 2006).

On tärkeää tietää, mitä tekijöitä tulee ottaa huomioon implementoidessa uusia teknologioita tiedonkeräämistarkoituksiin verkkokaupassa, jotta asiakas on halukas ja kyvykäs käyttämään uutta hyödynnettävissä olevaa teknologiaa (Siau & Wang, 2018). Lisäksi yksityisyyteen liittyvät riskit ovat kasvaneet ja siihen liittyvä lainsäädäntö tiukentunut (Martin & Murphy, 2017), jonka vuoksi verkkokauppojen parissa toimivien henkilöiden on hyvä tietää kuinka kuluttajat reagoivat AI-teknologioiden käyttöön ja tietojen keräämiseen.

Tämän tutkimuksen tulosten mukaan, linjassa muun muassa Martinin ja Murphyn (2017), sekä Chellappan ja Sinin (2005) suositusten kanssa, AI-pohjaisten personointijärjestelmien hyötyjä tulisi korostaa asiakkaalle, sillä hyödyllä on vahva positiivinen ja tilastollisesti merkittävä vaikutus kuluttajan aikomukseen käyttää järjestelmiä ja paljastaa itsestään tietoja yritykselle vastineeksi personoinnista. Kun kuluttaja on perehtynyt AI-pohjaisiin järjestelmiin, hän on oppinut, että järjestelmästä on hyötyä hänelle (Cabiddu ym., 2022). AI-pohjaisten personointijärjestelmien yhteyteen tulisi lisätä hyötyjä ja ominaisuuksia havainnollistavia tekstejä, kuvia tai animaatioita. Eriyksen kiinnostava tutkimustulos on se, että hyödyn vaikutus oli suuri varsinkin niiden kuluttajien kohdalla, jotka eivät ole aiemmin käyttäneet AI-pohjaisia personointijärjestelmiä. Hyötyjen korostaminen auttaa etenkin saamaan ei-aiemmin käyttäneitä kuluttajia paljastamaan itsestään tietoja ja kasvattamaan näin laajempaa asiakasdatapohjaa yritykselle.

Tutkimuksen mukaan luottamus vähentää yksityisyyden huolia, sekä vahvistaa koettuja hyötyjä ja kuluttajan aikomusta käyttää ja paljastaa itsestään tietoja AI-pohjaisten personointijärjestelmien kautta. Koska tämän tutkimuksen, sekä Balakrishnanin ja Dwivedin (2021) tutkimuksen mukaan luottamuksen yllä pysyminen edistää AI-teknologioiden käytön jatkamista, on tärkeää tehdä luottamukseen liittyvistä havainnosta myös liikkeenjohdollisia johtopäätöksiä. Verkkokauppojen AI-pohjaisten personointijärjestelmien kanssa tulisi korostaa siis turvallisuutta, sekä miettiä tarkasti niiden tarpeellisuutta ja varmistaa järjestelmien toimivuus, jotta asiakas voi luottaa AI-pohjaisen personoinnin tarkoituksenmukaisuuteen ja paikkansapitävyyteen, mikä lisää Cabiddun ym. (2022) mukaan merkittävästi kuluttajan luottamusta.

Vastoin tutkimuksen alkuperäistä hypoteesia ja useita tutkimuksia (Cabiddu ym., 2022; Glikson & Woolley, 2020), läpinäkyvyydellä oli heikentävä vaikutus luottamukseen. Tästä yllättävästä havainnosta on tärkeä tehdä johtopäätöksiä verkkokauppojen hallitsemiseen, sillä keskustelu läpinäkyvyyden merkityksestä AI-teknologioiden osalta on kasvanut viime vuosina. Vaikka useissa tutkimuksissa läpinäkyvyyden tärkeyttä on korostettu, on tutkittu, että liiallinen läpinäkyvyys voi myös heikentää käyttäjän luottamusta tekoälyn algoritmeihin sen ollessa harhaanjohtavaa. Lisäksi liiallinen läpinäkyvyys voi aiheuttaa liian korkeaa luottamusta, jolloin tekoälyn epäonnistuttua epäluottamus kasvaa merkittävästi. (Schmidt ym., 2020.) Verkkokauppioiden tulisi siis harkita tarkasti liiallisen tiedon jakamista ja läpinäkyvyyden korostamista, jotta kuluttajaa ei harhaanjohdeta oleellisesta informaatiosta. Kirjallisuudesta löytyy myös muita tutkimuksia, kuten Kawarzkina ym. (2017) tutkimus, joka on osoittanut, että läpinäkyvyydellä ei ole vaikutusta aikomukseen paljastaa tietoja. Kuten nähdään, tutkimus ja kirjallisuus läpinäkyvyydestä on hajanaista ja ristiriitaista, jonka

vuoksi tästä havainnosta ei tule vetää liiallisia johtopäätöksiä mihinkään suuntaan.

Tärkeitä liikkeenjohdollisia johtopäätöksiä voidaan tehdä myös siitä löydöksestä, että yksityisyyden huolilla ei ole tilastollisesti merkittävää vaikutusta aikomukseen käyttää AI-pohjaisia personointijärjestelmiä. Ihmisistä kerätään nykypäivänä tietoa niin paljon, että moni kuluttaja on turtunut siihen, eikä sen vuoksi pelkää tai huolestu datan keräämisestä (Martinin & Murphy, 2017; Cheng ym., 2022). Kuluttajan yksityisyyden huolen pelossa, yritykset voivat olla vastahakoisia lisäämään AI-pohjaisten personointijärjestelmien käyttöä omissa verkkokaupoissa, jotta kuluttajien halukkuus käyttää koko verkkokauppaa ei laske. Tämän tutkimuksen havaintojen myötä, tämä huoli ei ole aiheellinen, vaan AI-pohjaisia personointijärjestelmiä kannattaa implementoida verkkokauppoihin tärkeän asiakasdatan keräämiseksi.

5.3 Tutkimuksen luotettavuus

Määrällisen tutkimuksen luotettavuutta on perinteisesti arvioitu tarkastelemalla tutkimuksen validiteettia ja reliabiliteettia. Validiteetti pyrkii arvioimaan, mitaako tutkimuksen indikaattorit todella konseptia, jota se on tarkoitettu mittaamaan (Hair ym., 2015, 257). Validiteetti voidaan jakaa sisäiseen ja ulkoiseen validiteettiin. Sisäinen validiteetti viittaa tutkimuksen sisäiseen luotettavuuteen, kun ulkoinen validiteetti taas siihen, kuinka hyvin tutkimus voidaan yleistää. Reliabiliteetti arvioi ja mittaa taas, kuinka hyvin tutkimus on toistettavissa. (Hirsjärvi ym., 2009.)

Tutkimuksen validiteetti ja reliabiliteetti pyrittiin maksimoimaan pohjamalla tutkimuksen hypoteesit aiempaan teoriaan ja ottamalla kaikki mittaristot aikaisemmista vertaisarvioituista artikkeleista, joiden luotettavuus on testattu. Lisäksi kyselylomakkeessa selitettiin huolellisesti auki AI-teknologioiden käsite, sekä mitä AI-pohjaiset personointijärjestelmät ovat, jonka lisäksi vastaajille annettiin konkreettisia esimerkkejä. Tällä pyrittiin varmistamaan vastaajien ymmärrys tutkimuksen aiheesta, sillä tutkimuksessa käsiteltiin kuluttajille suhteellisen uutta teknologiaa. Vaikka tutkimuksen otosmäärä oli kohtalainen, se kuitenkin oli riittävä useiden eri analyysien toteuttamiseksi, mikä vahvistaa tutkimuksen yleistettävyyttä.

Mittausmallin luotettavuus testattiin SmartPLS 4.0 -ohjelmiston avulla. Faktoreiden latauksien mittaamisella voidaan tarkastella rakenteiden luotettavuuksia (Hair ym., 2015). Osa luottamusta ja huolta mittaavista muuttujista alitti 0,7 raja-arvon. Nämä arvot kuitenkin poistettiin, joten analyysia varten jäljelle jäi vain luotettavia muuttujia. Mittausmallin sisäisten rakenteiden luotettavuutta mitattiin taas yhteisreliabiliteetin ja Cronbachin alfa -arvojen avulla. Kaikki Cronbachin alfa -arvot olivat viitearvojen sisällä (0,70-0,95), mikä tukee luotettavuutta. Yhteisreliabiliteetin arvoista muilla paitsi kahdella tekijällä oli sallitut arvot. Yli 0,95 saadut arvot viittaavat siihen, että kaikki muuttujat mittaavat samaa ilmiötä. Aikomuksen ja luottamuksen yhteisreliabiliteetit ylittävät kuitenkin vain niukasti viitearvon (0,962 ja 0,964). Hieman liian korkeat arvot näiden tekijöiden

kohdalla voi johtua samankaltaisista kysymyksistä (Hair ym., 2015), joten kyseisiä tekijöitä mitattaessa olisi voitu käyttää vähemmän kysymyksiä. Mittausmallin validiteetti testattiin puolestaan keskiarvovarianssin (AVE) avulla, sekä mittaamalla erotteluväliteetti Fornell-Lacker -testin avulla. Nämä mittaukset arvioivat kuinka hyvin mittausmallin tekijät mittaavat sitä mitä pitääkin, sekä kuinka hyvin muodostettu rakenne vastaa teoreettisia odotuksia (Hair ym., 2015). Kaikkien mittareiden keskiarvovarianssit ylittivät vaaditun arvon 0,5, sekä Fornell-Lacker -testin mukaan AVE-arvojen neliöjuuret ylittivät muiden faktoreiden korrelaatiot, mikä tukee mallin validiteettia.

5.4 Tutkimuksen rajoitukset

Jokaisessa tutkimuksessa on rajoituksia, kuten myös tässä tutkimuksessa. Ensinnäkin emme voi tietää, ovatko vastaajat ymmärtäneet kaikki kysymykset oikein ja ovatko he vastanneet kyselyyn huolellisesti, sekä rehellisesti. Epärehelliset vastaukset voivat vaikuttaa tutkimuksen tuloksiin. Koska tutkimus toteutettiin sähköisen kyselylomakkeen avulla, tällaisten väärinkäsityksien kontrolloiminen tai valvominen on vaikeaa (Hirsjärvi ym. 2009, 195). Lisäksi tulee huomioida, että alkuperäiset kyselypatteristot tutkimukseen otettiin englanninkielisistä artikkeleista, jonka vuoksi ne tuli käänntää suomeksi. Tämä on voinut aiheuttaa joidenkin termien merkityksien muutoksia, sillä käänösvaiheessa termi on voitu ymmärtää eri tavalla kuin englanninkielinen vastine.

Tulee huomioida, että käyttöä tarkastelevan moniryhmämallin analyysiin liittyy rajoituksia tässä tutkimuksessa. Moniryhmämallin luotettavuuden takaamiseksi analyysivaiheessa suoritettiin MICOM-testi, joka testaa mittauksen varianssia (Henseler ym., 2016). MICOM-testin toisessa vaiheessa yksi muuttujista (HUOLI) ei läpäissyt testiä. Koska analyysin aiemmassa vaiheessa huomattiin, että käytöllä ei ole merkitsevää vaikutusta huoleen, eikä tämän vuoksi moniryhmäanalyysissä oltu kiinnostuttu kyseisestä muuttujasta, moniryhmäanalyysia jatkettiin. Muut muuttujat läpäisivät MICOM-testin ja voitiin olettaa analyysin olevan osittaisesti muuttumaton. Koska koko malli ei kuitenkaan läpäissyt täydellisesti MICOM-testiä, käyttöön liittyviä tuloksia ja johtopäätöksiä on syytä tarkastella varovaisesti.

Tutkimuksen yleistettävyydessä tulee huomioida, että verkkokauppaympäristö on todella laaja, eikä tämän tutkimuksen perusteella voida sanoa, onko tulokset yleistettävissä kaikkiin toimialoihin. Kuluttajat voivat olla sensitiivisempiä yksityisyyden ja tietojen paljastamisen osalta toisten toimialojen kanssa. Tällöin yksityisyyden huolilla voi olla merkittävä vaikutus aikomukseen paljastaa tietoaan. Lisäksi tutkimuksen otosmäärä (190) on kohtalainen suhteessa monen verkkokaupan päivittäisiin kävijämääriin, jonka vuoksi otosmäärä olisi voinut olla isompi, jotta se olisi paremmin yleistettävissä. Tulee huomioida myös, että tutkimuksen tulokset eivät välttämättä ole yleistettävissä väestötasolle, sillä suurin osa tutkimukseen vastaajista oli alle 30-vuotiaita nuoria aikuisia. Vanhemmilla kuluttajilla voi olla huomattavasti erilainen suhtautuminen uusiin teknologioihin.

Lopuksi voidaan todeta, että AI-tekniologioihin liittyvä tutkimus on vielä tuoretta ja hajanaista. Siihen liittyviä tekijöitä on kuitenkin tunnistettu laajasti, mutta koska Pro Gradu -tutkielman laajuus joutuu rajoittamaan mukaan otettavia tekijöitä, ei kaikkia tunnistettuja tekijöitä pystytty sisällyttämään tutkimusmalliin.

5.5 Jatkotutkimusehdotukset

Kuten useasti aiemmin on todettu, AI-tekniologioihin liittyvä tutkimus on vielä vähäistä ja puutteellista. Lisäksi tekoäly kehittyy koko ajan ja uusia AI-pohjaisia järjestelmiä tulee markkinoille koko ajan. Tämän vuoksi AI-tekniologioiden käytöstä verkkokaupan personoinnin ja datan keräämisen apuna löytyy useita jatkotutkimusmahdollisuuksia.

Tutkimuksen tuloksista löydettiin, että AI-tekniologioiden koetuilla hyödyillä on vahva vaikutus kuluttajan aikomukseen käyttää kyseisiä tekniologioita ja paljastaa itsestään tietoja näiden tekniologioiden avulla. Mielenkiintoista olisi tietää, minkälaisia hyötytekijöitä kuluttajat arvostavat eniten, jotta verkkokauppiat tietäisivät minkälaisia AI-tekniologioita verkkokaupassa kannattaa käyttää ja mitä niiden ominaisuuksista kannattaa erityisesti korostaa. Lisäksi kiintoisaa olisi tarkastella arvostaako aiemmin AI-pohjaisia järjestelmiä käyttäneet ja ei-käyttäneet kuluttaja erilaisia hyötytekijöitä, sillä tässä tutkimuksessa huomattiin hyötyjen vaikuttavan erityisen voimakkaasti ei-käyttäneisiin kuluttajiin. Näin ollen kvalitatiivinen tutkimus aiheesta voi olla tarpeellista, jotta voidaan ymmärtää paremmin kuluttaja motiiveja.

Kuten johtopäätöksissäkin jo todettiin, että yksityisyyden huoliin liittyvää tutkimusta tulisi tehdä ennemmin kuluttajien kokemusten näkökulmasta kuin aikomuksesta tietojen paljastamiseen. Tällöin kvalitatiivisten ja kvantitatiivisten tutkimusmenetelmien yhdistäminen voidaan nähdä merkitykselliseksi, jotta saadaan laaja kokonaisymmärrys kuluttajan tämänhetkisestä kokemuksesta tiedon keruuseen AI-tekniologioiden avulla. Tämän tiedon avulla pystytään ymmärtämään kuluttajan huolia ja toiveita, miten verkkokaupan tulisi hyödyntää ja kommunikoida AI-tekniologioiden käytöstä.

Tämä tutkimus tarkastelee verkkokauppaa yleisellä tasolla, jonka vuoksi olisi mielenkiintoista selvittää, eroaako kuluttajan käyttäytyminen tietojen paljastamisen aikomuksen osalta eri toimialojen verkkokaupoissa. Sähköinen kaupankäynti on laajentunut lähes jokaiselle toimialalle, joten kuluttajat voivat suhtautua varovaisemmin tietojen paljastamiseen esimerkiksi verkkoapteekkien osalta kuin vaatteita myyvien verkkokauppojen osalta. Lisäksi eri kulttuuritaustojen omaavien kuluttajien välillä voi olla eroja, mitkä tekijät vaikuttavat kuluttajan aikomukseen paljastaa itsestään tietoja. Kansainvälinen tutkimus aiheesta ja eri kulttuurien välisten eroavaisuuksien selvittäminen voi tarjota kansainvälisyyville verkkokaupoille arvokasta tietoa.

LÄHTEET

- Aguirre, E., Mahr, D., Grewal, D., de Ruyter, K., & Wetzels, M. (2015). Unraveling the Personalization Paradox: The Effect of Information Collection and Trust-Building Strategies on Online Advertisement Effectiveness. *Journal of Retailing*, 91(1), 34–49. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2014.09.005>
- Awad, N. F., & Krishnan, M. S. (2006). The Personalization Privacy Paradox: An Empirical Evaluation of Information Transparency and the Willingness to Be Profiled Online for Personalization. *MIS Quarterly*, 30(1), 13–28. <https://doi.org/10.2307/25148715>
- Balakrishnan, J., & Dwivedi, Y. K. (2021). Role of Cognitive Absorption in Building User Trust and Experience. *Psychology & Marketing*, 38(4), 643–668. <https://doi.org/10.1002/mar.21462>
- Barth, S., & de Jong, M. D. T. (2017a,b). The Privacy Paradox – Investigating Discrepancies Between Expressed Privacy Concerns and Actual Online Behavior – A Systematic Literature Review. *Telematics and Informatics*, 34(7), 1038–1058. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2017.04.013>
- Bauer, C., & Schiffinger, M. (2016). *Perceived Risks and Benefits of Online Self-Disclosure: Affected by Culture? A Meta-Analysis of Cultural Differences as Moderators of Privacy Calculus in Person-To-Crowd Settings*. 20.
- Blau, P. M. (1964). *Exchange and Power in Social Life*. John Wiley.
- Bunn, J. (2020). Working in Contexts for Which Transparency is Important: A Recordkeeping View of Explainable Artificial Intelligence (XAI). *Records Management Journal*, 30(2), 143–153. <https://doi.org/10.1108/RMJ-08-2019-0038>

- Cabiddu, F., Moi, L., Patriotta, G., & Allen, D. G. (2022). Why Do Users Trust Algorithms? A Review and Conceptualization of Initial Trust and Trust Over Time. *European Management Journal*, 40(5), 685–706.
<https://doi.org/10.1016/j.emj.2022.06.001>
- Castañeda, J. A., & Montoro, F. J. (2007). The Effect of Internet General Privacy Concern on Customer Behavior. *Electronic Commerce Research*, 7(2), 117–141.
<https://doi.org/10.1007/s10660-007-9000-y>
- Chellappa, R. K., & Sin, R. G. (2005). Personalization Versus Privacy: An Empirical Examination of the Online Consumer's Dilemma. *Information Technology and Management*, 6(2), 181–202. <https://doi.org/10.1007/s10799-005-5879-y>
- Chen, C., & Duan, Y. (2022). Impact of Personalization and Privacy Concerns on Information Disclosure and Pricing. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 69, 103099. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103099>
- Chen, X., Sun, J., & Liu, H. (2022). Balancing Web Personalization and Consumer Privacy Concerns: Mechanisms of Consumer Trust and Reactance. *Journal of Consumer Behaviour*, 21(3), 572–582. <https://doi.org/10.1002/cb.1947>
- Cheng, X., Su, L., Luo, X., Benitez, J., & Cai, S. (2022). The Good, the Bad, and the Ugly: Impact of Analytics and Artificial Intelligence-Enabled Personal Information Collection on Privacy and Participation in Ridesharing. *European Journal of Information Systems*, 31(3), 339–363.
<https://doi.org/10.1080/0960085X.2020.1869508>
- Choung, H., David, P., & Ross, A. (2022). Trust in AI and Its Role in the Acceptance of AI Technologies. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 0(0), 1–13. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2050543>

- Cook, K. S. (Toim.). (1987). *Social Exchange Theory*. Sage.
- Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How Artificial Intelligence Will Change the Future of Marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24–42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>
- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- De Keyzer, F., Dens, N., & De Pelsmacker, P. (2022). How and When Personalized Advertising Leads to Brand Attitude, Click, and WOM Intention. *Journal of Advertising*, 51(1), 39–56. <https://doi.org/10.1080/00913367.2021.1888339>
- D O’Gorman, K., & MacIntosh, R. (2015). *Research Methods for Business and Management: A Guide to Writing Your Dissertation*. Goodfellow Publishers, Limited. <http://ebookcentral.proquest.com/lib/jyvaskyla-ebooks/detail.action?docID=4531612>
- Du, S., & Xie, C. (2021). Paradoxes of Artificial Intelligence in Consumer Markets: Ethical Challenges and Opportunities. *Journal of Business Research*, 129, 961–974. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.08.024>
- EU:n yleinen tietosuoja-asetus, 27.4.2016/679 § 12,13. Saatavilla sähköisesti osoitteesta <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FI/TXT/HTML/?uri=CELEX:32016R0679&from=EN#d1e2165-1-1>
- EU:n yleinen tietosuoja-asetus, 27.4.2016/679 § 17,18. Saatavilla sähköisesti osoitteesta <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FI/TXT/HTML/?uri=CELEX:32016R0679&from=EN#d1e2589-1-1>

- Foxman, E. R., & Kilcoyne, P. (1993). Information Technology, Marketing Practice, and Consumer Privacy: Ethical Issues. *Journal of Public Policy & Marketing*, 12(1), 106–119.
- Glikson, E., & Woolley, A. W. (2020). Human Trust in Artificial Intelligence: Review of Empirical Research. *Academy of Management Annals*, 14(2), 627–660.
<https://doi.org/10.5465/annals.2018.0057>
- Hair, J. F., Wolfinbarger, M., Money, A. H., Samouel, P., & Page, M. J. (2015). *The Essentials of Business Research Methods* (Third edition). Routledge.
- Hair, J., Hollingsworth, C. L., Randolph, A. B., & Chong, A. Y. L. (2017). An Updated and Expanded Assessment of PLS-SEM in Information Systems Research. *Industrial Management & Data Systems*, 117(3), 442–458.
<https://doi.org/10.1108/IMDS-04-2016-0130>
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2016). Testing Measurement Invariance of Composites Using Partial Least Squares. *International Marketing Review*, 33(3), 405–431. <https://doi.org/10.1108/IMR-09-2014-0304>
- Hermann, E. (2022). Leveraging Artificial Intelligence in Marketing for Social Good – An Ethical Perspective. *Journal of Business Ethics*, 179(1), 43–61.
<https://doi.org/10.1007/s10551-021-04843-y>
- Hirsjärvi, S., Remes, P., Sajavaara, P., & Sinivuori, E. (2009). *Tutki ja Kirjoita* (15. uud. p). Tammi.
- Hoff, K. A., & Bashir, M. (2015). Trust in Automation: Integrating Empirical Evidence on Factors That Influence Trust. *Human Factors*, 57(3), 407–434.
<https://doi.org/10.1177/0018720814547570>

Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2021). A strategic Framework for Artificial Intelligence in Marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 49(1), 30–50.

<https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9>

Jarek, K., & Mazurek, G. (2019). Marketing and Artificial Intelligence. *Central European Business Review*, 8(2), 46–55. <https://doi.org/10.18267/j.cebr.213>

Jun-Hwa Cheah, Thurasamy, R., Memon, M. A., Chuah, F., & Ting, H. (2020). Multigroup Analysis using SmartPLS: Step-by-Step Guidelines for Business Research. *Asian Journal of Business Research*, 10(3), 1–19.

<https://doi.org/10.14707/ajbr.200087>

Karwatzki, S., Dytynko, O., Trenz, M., & Veit, D. (2017). Beyond the Personalization–Privacy Paradox: Privacy Valuation, Transparency Features, and Service Personalization. *Journal of Management Information Systems*, 34(2), 369–400.

<https://doi.org/10.1080/07421222.2017.1334467>

Kim, J., Giroux, M., & Lee, J. C. (2021). When Do You Trust AI? The Effect of Number Presentation Detail on Consumer Trust and Acceptance of AI Recommendations. *Psychology & Marketing*, 38(7), 1140–1155.

<https://doi.org/10.1002/mar.21498>

Kolotylo-Kulkarni, M., Xia, W., & Dhillon, G. (2021). Information Disclosure in E-Commerce: A Systematic Review and Agenda for Future Research. *Journal of Business Research*, 126, 221–238. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.12.006>

Kumar, V., Rajan, B., Venkatesan, R., & Lecinski, J. (2019). Understanding the Role of Artificial Intelligence in Personalized Engagement Marketing. *California Management Review*, 61(4), 135–155. <https://doi.org/10.1177/0008125619859317>

- Malhotra, N. K., Birks, D. F., & Wills, P. (2012). *Marketing Research: An Applied Approach* (4th ed). Pearson.
- Malhotra, N. K., Sung S. Kim, & Agarwal, J. (2004). Internet Users' Information Privacy Concerns (IUIPC): The Construct, the Scale, and a Causal Model. *Information Systems Research*, 15(4), 336–355. <https://doi.org/10.1287/isre.1040.0032>
- Mariani, M. M., Perez-Vega, R., & Wirtz, J. (2022). AI in Marketing, Consumer Research and Psychology: A Systematic Literature Review and Research Agenda. *Psychology & Marketing*, 39(4), 755–776. <https://doi.org/10.1002/mar.21619>
- Martin, K. D., & Murphy, P. E. (2017). The Role of Data Privacy in Marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 45(2), 135–155. <https://doi.org/10.1007/s11747-016-0495-4>
- Maseeh, H. I., Jebarajakirthy, C., Pentecost, R., Arli, D., Weaven, S., & Ashaduz-zaman, Md. (2021). Privacy Concerns in E-Commerce: A Multilevel Meta-Analysis. *Psychology & Marketing*, 38(10), 1779–1798. <https://doi.org/10.1002/mar.21493>
- Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An Integrative Model of Organizational Trust. *Academy of Management Review*, 20(3), 709–734. <https://doi.org/10.5465/AMR.1995.9508080335>
- Memon, M., Hwa, C., Ramayah, T., Ting, H., Chuah, F., & Cham, T.-H. (2019). Moderation Analysis: Issues and Guidelines. *Journal of Applied Structural Equation Modeling*, 3. [https://doi.org/10.47263/JASEM.3\(1\)01](https://doi.org/10.47263/JASEM.3(1)01)
- Metzger, M. J. (2004). Privacy, Trust, and Disclosure: Exploring Barriers to Electronic Commerce. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 9(4), JCMC942. <https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2004.tb00292.x>

- Montgomery, A. L., & Smith, M. D. (2009). Prospects for Personalization on the Internet. *Journal of Interactive Marketing*, 23(2), 130–137.
<https://doi.org/10.1016/j.intmar.2009.02.001>
- Morey, T., Forbath, T. "Theo", & Schoop, A. (2015). Customer Data: Designing for Transparency and Trust. *Harvard Business Review*, 93(5), 96–105.
- Okazaki, S., Eisend, M., Plangger, K., de Ruyter, K., & Grewal, D. (2020). Understanding the Strategic Consequences of Customer Privacy Concerns: A Meta-Analytic Review. *Journal of Retailing*, 96(4), 458–473.
<https://doi.org/10.1016/j.jretai.2020.05.007>
- Pallant, J. I., Pallant, J. L., Sands, S. J., Ferraro, C. R., & Afifi, E. (2022). When and How Consumers are Willing to Exchange Data with Retailers: An Exploratory Segmentation. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 64, 102774.
<https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102774>
- Puntoni, S., Reczek, R. W., Giesler, M., & Botti, S. (2021). Consumers and Artificial Intelligence: An Experiential Perspective. *Journal of Marketing*, 85(1), 131–151.
<https://doi.org/10.1177/0022242920953847>
- Quach, S., Thaichon, P., Martin, K. D., Weaven, S., & Palmatier, R. W. (2022). Digital Technologies: Tensions in Privacy and Data. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 1–25. <https://doi.org/10.1007/s11747-022-00845-y>
- Querci, I., Barbarossa, C., Romani, S., & Ricotta, F. (2022). Explaining How Algorithms Work Reduces Consumers' Concerns Regarding the Collection of Personal Data and Promotes AI technology Adoption. *Psychology & Marketing*, 39(10), 1888–1901. <https://doi.org/10.1002/mar.21705>

- Schmidt, P., Biessmann, F., & Teubner, T. (2020). Transparency and Trust in Artificial Intelligence Systems. *Journal of Decision Systems*, 29(4), 260–278.
<https://doi.org/10.1080/12460125.2020.1819094>
- Shin, D., & Park, Y. J. (2019). Role of Fairness, Accountability, and Transparency in Algorithmic affordance. *Computers in Human Behavior*, 98, 277–284.
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.04.019>
- Siau, K., & Wang, W. (2018). Building Trust in Artificial Intelligence, Machine Learning, and Robotics. *Cutter Business Technology Journal*, 31, 47–53.
- Tucker, C. E. (2014). Social Networks, Personalized Advertising, and Privacy Controls. *Journal of Marketing Research (JMR)*, 51(5), 546–562.
<https://doi.org/10.1509/jmr.10.0355>
- Urbonavicius, S., Degutis, M., Zimaitis, I., Kaduskeviciute, V., & Skare, V. (2021). From Social Networking to Willingness to Disclose Personal Data when Shopping Online: Modelling in the Context of Social Exchange Theory. *Journal of Business Research*, 136, 76–85. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.07.031>
- Zeng, F., Ye, Q., Li, J., & Yang, Z. (2021). Does Self-Disclosure Matter? A Dynamic Two-Stage Perspective for the Personalization-Privacy Paradox. *Journal of Business Research*, 124, 667–675. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.02.006>

LIITE

Liite 1 Kyselylomake



Kuluttajan halukkuus jakaa tietoja käyttämällä AI-pohjaisia personointijärjestelmiä verkkokaupassa

Pakolliset kysymykset merkitty tähdellä (*)

Arvoisa vastaaja,

Teen Pro Gradu -tutkielmaa Jyväskylän yliopiston kauppakorkeakoululle ja oheisen kyselyn tarkoitus on kerätä aineistoa tutkielmaani varten. Tutkielman tavoite on selvittää tekoälyn eli AI-tekniikoiden avulla personoitujen verkkokauppojen aiheuttaman kuluttajan yksityisyyden huolen vaikutusta halukkuuteen jakaa itsestään tietoja.

Kyselyn vastaamiseen kuluu aikaa noin 5 minuuttia. Vastaukset käsitellään anonymisti, eikä vastauksiasi voida yhdistää sinuun. Tietosuojailmoitus: https://docs.google.com/document/d/1Ewqglz1rdgt01ykcZVICGIUblJ_YwEQovtAK5CaI_V4/edit?usp=sharing

Kiitos osallistumisestasi!

Ystävällisin terveisin,
Viivi Varjus
viivi.a.varjus@student.jyu.fi

HUOM! LUE TÄMÄ HUOLELLISESTI ENNEN VASTAAMISTA:

Tekoälyllä varustetut teknologiat eli AI-tekniikot (eng. artificial intelligence) ovat nousseet suosituksi apuvälineeksi verkkokaupassa, kun asiakkaasta halutaan kerätä tietoa ja luoda tälle personoitu ostokokemus. Oxfordin sanakirjan mukaan AI-tekniikot määritellään seuraavasti: "AI on sellaisten tietokonejärjestelmien teoria ja kehitys, joka pystyy suorittamaan tehtäviä, jotka yleensä vaativat ihmisälykkyyttä, kuten visuaalisia havaintoja, puheentunnistusta, päätöksentekoa ja kääntämistä kielten välillä". AI-tekniikoiden täytyy kerätä tietoja käyttäjästä monesta eri lähteestä, jotta ne voivat toimia tehokkaasti.

Verkkokaupassa hyödynnettäviä AI-tekniikoita personoinnissa ovat mm.

1. Suositukset, jotka räätälöidään sinulle käyttäytymisesi perusteella.
2. Chatbotit, jotka auttavat sinua tekemään ostopäätöstä vastauksiesi perusteella.
3. Äänikomennolla toimivat virtuaalivastaajat (esim. Amazonin virtuaalivastaja Alexa).
4. Kuvantunnistus, jolloin tekoäly voi etsiä sinulle lataamasi kuvaa vastaavan tuotteen.
5. Kasvojen tunnistus, jolloin tekoäly voi etsiä sinulle sopivan tuotteen (esim. oikean meikkivoiteen sävyn).

Kun vastaat AI-tekniikoita koskeviin kysymyksiin, ajattele edellä mainittujen järjestelmien/toimintojen hyödyntämistä.

Personoinnin koettu hyöty AI-tekniikoiden avulla

Vastaa seuraaviin väittämiin

- 1 = Täysin eri mieltä
- 2 = Jokseenkin eri mieltä
- 3 = Ei eri mieltä, eikä samaa mieltä
- 4 = Jokseenkin samaa mieltä
- 5 = Täysin samaa mieltä

1. *

	1 - Täysin eri mieltä	2 - Jokseenkin eri mieltä	3 - Ei eri mieltä, eikä samaa mieltä	4 - Jokseenkin samaa mieltä	5 - Täysin samaa mieltä
AI-tekniologioiden avulla toteutettu personointi mahdollistaa ostoprosessin suorittamisen nopeammin verkkokaupassa. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
AI-tekniologian käyttö parantaisi suorituskykyäni ostoprosessin suorittamisessa. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
AI-tekniologian käyttö ostoprosessin suorittamisessa lisäisi tuottavuuttani. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
AI-tekniologian käyttö lisäisi tehokkuuttani ostoprosessin suorittamisessa. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Pidän AI-tekniologioita hyödyllisenä ostoprosessin suorittamisessa. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Koettu yksityisyyden huoli

Vastaa seuraaviin väittämiin.

- 1 = Täysin eri mieltä
 2 = Jokseenkin eri mieltä
 3 = Ei eri mieltä, eikä samaa mieltä
 4 = Jokseenkin samaa mieltä
 5 = Täysin samaa mieltä

2. *

	1 - Täysin eri mieltä	2 - Jokseenkin eri mieltä	3 - Ei eri mieltä, eikä samaa mieltä	4 - Jokseenkin samaa mieltä	5 - Täysin samaa mieltä
Kun annan itsestäni tietoja Internetissä, en ole varma, kuka niitä voi kerätä. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Kun selaan Internetissä, en voi kontrolloida minusta kerättyä dataa. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Kun ostan verkkokaupasta, en voi kontrolloida, kuka voi kerätä henkilötietojani. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Tietoni eivät ole turvassa internetissä ja luvattomat ihmiset tai järjestöt voivat kerätä niitä. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Verkkokaupat eivät voi jakaa vapaaehtoisesti heille antamiani tietoja muille yrityksille ilman lupaani. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

	1 - Täysin eri mieltä	2 - Jokseenkin eri mieltä	3 - Ei eri mieltä, eikä samaa mieltä	4 - Jokseenkin samaa mieltä	5 - Täysin samaa mieltä
Verkkokaupat eivät voi jakaa muille yrityksille tietoja, joita ne keräävät selailuprosessistani, ilman lupaani. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Verkkokaupat eivät voi luovuttaa keräämiään tietoja kyseisen organisaation muille osastoille ilman lupaani. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Verkkokaupat eivät voi käyttää minusta keräämiään tietoja muihin tarkoituksiin kuin alun perin hyväksytyihin tarkoituksiin. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Luottamus AI-tekniikoihin

Vastaa seuraaviin väittämiin.

- 1 = Täysin eri mieltä
 2 = Jokseenkin eri mieltä
 3 = Ei eri mieltä, eikä samaa mieltä
 4 = Jokseenkin samaa mieltä
 5 = Täysin samaa mieltä

3. *

	1 - Täysin eri mieltä	2 - Jokseenkin eri mieltä	3 - Ei eri mieltä, eikä samaa mieltä	4 - Jokseenkin samaa mieltä	5 - Täysin samaa mieltä
Luotan siihen, että AI-tekniikat voivat tarjota juuri minulle tarpeellista tai minua kiinnostavaa tietoa ja palvelua. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Luotan siihen, että henkilötietoni on suojattu mahdollisilta väärinkäytöksiltä AI-tekniikoihin käytettäessä. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Luotan siihen, että yksityisyydensuojani on suojattu käytettäessä AI-tekniikoihin. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Luotan siihen, että viranomaiset valvovat tehokkaasti AI-pohjaisia avustajapalveluita tarjoavia järjestöjä ja yrityksiä. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Tiedonkeruun läpinäkyvyys verkkokaupassa

Vastaa seuraaviin väittämiin.

- 1 = Täysin eri mieltä
 2 = Jokseenkin eri mieltä
 3 = Ei eri mieltä, eikä samaa mieltä
 4 = Jokseenkin samaa mieltä
 5 = Täysin samaa mieltä

4. *

	1 - Täysin eri mieltä	2 - Jokseenkin eri mieltä	3 - Ei eri mieltä, eikä samaa mieltä	4 - Jokseenkin samaa mieltä	5 - Täysin samaa mieltä
On tärkeää tietää, aikooko sivusto käyttää minusta keräämiään tietoja tavalla, josta minut voidaan myöhemmin tunnistaa. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
On tärkeää tietää, kuinka kauan yritys säilyttää minulta keräämiään tietoja tietokannassaan. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
On tärkeää tietää, mitä tietoja yritys pitää minusta tietokannoissaan. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
On tärkeää tietää miksi ja mihin tarkoitukseen yritys kerää tietoja minusta. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Tiedon jakaminen

5. Oletko käyttänyt aiemmin AI-tekniologiaa helpottamaan ostoprosessiasi verkkokaupassa? *

- Kyllä
 Ei

Vastaa seuraaviin väittämiin.

- 1 = Täysin eri mieltä
2 = Jokseenkin eri mieltä
3 = Ei eri mieltä, eikä samaa mieltä
4 = Jokseenkin samaa mieltä
5 = Täysin samaa mieltä

6. *

	1 - Täysin eri mieltä	2 - Jokseenkin eri mieltä	3 - Ei eri mieltä, eikä samaa mieltä	4 - Jokseenkin samaa mieltä	5 - Täysin samaa mieltä
Aion jatkaa AI-tekniologioiden käyttöä verkkokaupoissa. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Uskoisin, että voisin jatkaa AI-tekniologioiden käyttöä verkkokaupoissa. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
AI-tekniologioiden käyttö verkkokaupassa on jotakin, mitä jatkaisin tulevaisuudessa. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

7. *

	1 - Täysin eri mieltä	2 - Jotseenkin eri mieltä	3 - Ei eri mieltä, eikä samaa mieltä	4 - Jotseenkin samaa mieltä	5 - Täysin samaa mieltä
Aion tulevaisuudessa käyttää AI-teknologioita verkkokaupassa. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Uskoisin, että voisin käyttää AI-teknologioita verkkokaupassa. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
AI-teknologioiden käyttö verkkokaupassa on jotakin, mitä tekisin tulevaisuudessa. *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

8. Sukupuoli *

- Nainen
 Mies
 Muu
 En halua kertoa

9. Ikäryhmä *

- Alle 20
 20-24
 25-29
 30-34
 35-49
 50 tai enemmän

10. Koulutustaso *

- Peruskoulutus
 2. asteen koulutus
 Alempi korkeakoulutus
 Ylempi korkeakoulutus
 Tohtorin tutkinto