



**TURUN  
YLIOPISTO**  
Kauppakorkeakoulu

# **Digitaaliset sijoitussovellukset sijoituspäätösten tukijärjestelminä**

Tietojärjestelmätieteen kandidaatintutkielma

Laatija:

Joonatan Laine

Ohjaaja:

KTM Tarja Matikka

17.05.2026

Turku

Opiskelijan lausunto tekoölyn käytöstä tähän tutkielmaan liittyen:

**En ole käyttänyt tekoälyä hyödyntäviä työkaluja** tätä tutkielmaa kirjoittaessani.

**Olen käyttänyt tekoälyä hyödyntäviä työkaluja** tätä tutkielmaa kirjoittaessani. Tämä käyttö on dokumentoitu tutkielman liitteessä. Vakuutan, että tekoälyä käytettiin yliopiston ohjeistuksen mukaisella tavalla.

Turun yliopiston laatujärjestelmän mukaisesti tämän julkaisun alkuperäisyys on tarkastettu Turnitin OriginalityCheck -järjestelmällä.

## Kandidaatintutkielma

**Oppiaine:** Tietojärjestelmätiede

**Tekijä:** Joonatan Laine

**Otsikko:** Digitaaliset sijoitussovellukset sijoituspäätösten tukijärjestelminä

**Ohjaaja:** KTM Tarja Matikka

**Sivumäärä:** 31

**Päivämäärä:** 17.05.2026

### Tiivistelmä

Sijoittaminen on muuttunut merkittävästi viime vuosikymmeninä, ja sijoitussovellukset ovat tuoneet sijoituspalvelut laajemman käyttäjäkunnan saataville. Sijoitussovellusten tutkimus on painottunut pääosin käyttäjien käyttäytymiseen ja teknologian hyväksymiseen, mutta sovellusten tarkastelu päätöksenteon tukijärjestelminä on jäänyt vähemmälle huomiolle. Tämän kandidaatintutkielman tavoitteena on selvittää, millaista päätöksenteon tukea digitaaliset sijoitussovellukset tarjoavat, mitkä tekijät vaikuttavat käyttäjien luottamukseen ja millaisia suunnitteluperiaatteita voidaan tunnistaa sovellusten kehittämiseksi. Tutkimus toteutetaan kirjallisuuskatsauksena.

Tutkielma osoittaa, että sovellukset tarjoavat päätöksenteon tukea tietotarjonnan, analyysityökalujen ja tiedon esittämistavan kautta, mutta tiedon määrä ei yksin paranna päätösten laatua. Käyttäjien luottamus algoritmiin kehittyy vaiheittain ja on riippuvainen olosuhteista. Kirjallisuuskatsaus tunnistaa keskeisiä suunnitteluperiaatteita tiedon esittämisen, luottamuksen tukemisen ja ihmisen sekä algoritmin yhteistoiminnan näkökulmista. Johtopäätöksenä todetaan, että digitaaliset sijoitussovellukset täyttävät DSS-teorian kriteerit, mutta niiden täysi potentiaali edellyttää käyttäjälähtöistä suunnittelua ja algoritmin läpinäkyvyyttä.

**Avainsanat:** päätöksenteon tukijärjestelmät, digitaaliset sijoitussovellukset, robo-advisorit, luottamus, suunnitteluperiaatteet, FinTech

# SISÄLLYS

<b>1</b>	<b>Johdanto</b>	<b>6</b>
<b>2</b>	<b>Päätöksenteon tukijärjestelmät ja FinTech</b>	<b>8</b>
	2.1 Päätöksenteon tukijärjestelmät (DSS)	8
	2.2 FinTech ja digitaaliset sijoituspalvelut	10
	2.3 Käyttäjäkokemus ja luottamus	12
<b>3</b>	<b>Digitaaliset sijoitussovellukset päätöksenteon tukena</b>	<b>15</b>
	3.1 DSS-ominaisuudet digitaalisissa sijoituspalveluissa	15
	3.2 Luottamus ja käyttöönotto digitaalisissa sijoituspalveluissa	17
<b>4</b>	<b>Suunnitteluperiaatteet digitaalisten sijoitussovellusten kehittämiseksi</b>	<b>20</b>
	4.1 Tiedon esittämisen ja jäsentämisen periaatteet	20
	4.2 Luottamuksen tukeminen	21
	4.3 Käyttäjän ja algoritmin yhteistyö	22
<b>5</b>	<b>Johtopäätökset</b>	<b>25</b>
	<b>Lähteet</b>	<b>28</b>
	<b>Liitteet</b>	<b>31</b>
	Liite 1. Tekoälyn käyttö	31

## **KUVIOT**

Kuvio 1. Archetypical pathway from initial to calibrated preferences (Jussupow ym., 2024, s.1585).  
18

## **TAULUKOT**

Taulukko 1. Tunnistetut suunnitteluperiaatteet

24

# 1 Johdanto

Digitaalisten sijoitussovellusten käyttö on lisääntynyt digitalisaation myötä, ja erityisesti nuoremmat sijoittajat hyödyntävät yhä enemmän mobiilipohjaisia alustoja sijoituspäätöksensä tukena (Chong ym., 2021). Sijoituspäätöksiin liittyy epävarmuutta ja kognitiivisia haasteita, jotka voivat johtaa systemaattisiin päätöksentekovirheisiin (Barberis ym., 1998). Perinteisesti sijoittajat ovat turvautuneet asiantuntijoiden apuun tai omaan analyysiin, mutta digitaaliset sovellukset ovat muuttaneet sijoituspalveluiden saatavuutta ja päätöksenteon prosesseja. Nämä sovellukset toimivat päätöksenteon tukijärjestelminä (Decision Support Systems, DSS) (Shim ym., 2002), jotka tarjoavat käyttäjille informaatiota ja analyysityökaluja sekä joissain tapauksissa myös automaattisia sijoitussuosituksia. Aiheen merkitys on moniulotteinen. Digitaaliset sijoitussovellukset ovat lisänneet yksityissijoittajien pääsyä rahoitusdataan ja markkinainformaatioon sekä madaltaneet markkinoille osallistumisen kynnystä (Chong ym., 2021). Samalla teknologian mahdollistama laajempi datan saatavuus ja helppo kaupankäyntiympäristö voivat muuttaa sijoittajien käyttäytymistä ja lisätä esimerkiksi ylikaupankäyntiä tai riskihakuisuutta. Finanssialan toimijoille on siksi tärkeää ymmärtää, miten sijoitussovellusten päätöksenteon tuki ja järjestelmäominaisuudet vaikuttavat käyttäjien toimintaan. (Havakhor ym., 2024.)

Vaikka digitaalisia sijoitussovelluksia on tutkittu aiemmassa kirjallisuudessa, tutkimus on painottunut pääosin teknologian hyväksymiseen ja käyttöönottoon, erityisesti Technology Acceptance Modelin (TAM) ja siihen liittyvien tekijöiden tarkasteluun rahoitus- ja FinTech-kontekstissa (Belanche ym., 2019). Sen sijaan tietojärjestelmätieteen kirjallisuudessa digitaalisten sijoitussovellusten tarkastelu sijoituspäätösten tukijärjestelminä on jäänyt vähemmälle huomiolle. Aiempi tutkimus on tunnistanut luottamuksen ja riskin merkityksen digitaalisissa sijoitussovelluksissa (Chong ym., 2021), mutta kokonaisvaltainen ymmärrys siitä, millaisia päätöksenteon tuen muotoja nämä sovellukset tarjoavat ja miten niiden järjestelmäominaisuudet vaikuttavat käyttäjäkokemukseen päätöksenteon tukijärjestelmien näkökulmasta, on edelleen puutteellista.

Tämän tutkielman tavoitteena on tarkastella digitaalisia sijoitussovelluksia sijoituspäätösten tukijärjestelminä. Tutkielmaa ohjaavat seuraavat tutkimuskysymykset: (1) Mitä päätöksenteon tukea digitaaliset sijoitussovellukset tarjoavat sijoittajille? (2) Mitkä tekijät vaikuttavat käyttäjien luottamukseen digitaalisten sijoitussovellusten päätöksentukeen? (3) Millaisia suunnitteluperiaatteita voidaan tunnistaa digitaalisten sijoitussovellusten kehittämiseksi sijoituspäätösten tueksi? Tutkimuskysymyksiin vastataan kirjallisuuskatsauksen avulla, jossa

analysoidaan ja jäsennetään aiempaa tietojärjestelmätieteen, rahoituksen ja käyttäjäkokemuksen tutkimusta. Katsauksen perusteella muodostetaan kokonaiskuva digitaalisista sijoitussovelluksista päätöksenteon tukijärjestelminä sekä tunnistetaan keskeiset järjestelmäominaisuudet ja niitä koskevat kehittämissuosituksiset.

Tutkielma etenee seuraavasti: Luku 2 rakentaa teoreettisen perustan tarkastelemalla päätöksenteon tukijärjestelmiä, FinTech-ilmiötä sekä käyttäjäkokemukseen ja luottamukseen liittyviä tekijöitä. Luku 3 analysoi digitaalisten sijoitussovellusten DSS-ominaisuuksia ja käyttäjien luottamukseen vaikuttavia tekijöitä. Luku 4 tarkastelee suunnitteluperiaatteita sovellusten kehittämiseksi sijoituspäätösten tueksi. Luku 5 esittää johtopäätökset ja analysoi tutkimuskysymyksiin vastaamista.

## 2 Päätöksenteon tukijärjestelmät ja FinTech

Tässä luvussa rakennetaan teoreettinen pohja tutkimuskysymyksiin vastaamiseksi. Luku tarkastelee digitaalisia sijoitussovelluksia kolmesta toisistaan täydentävästä näkökulmasta. Luku 2.1 käsittelee päätöksenteon tukijärjestelmien (DSS) peruseriaatteita, tyyppisiä ja kehitystä, mikä luo käsitteellisen perustan sovellusten tarkastelulle tukijärjestelminä. Luku 2.2 tarkastelee FinTech-ilmiötä ja digitaalisia sijoituspalveluita, erityisesti robo-advisoreita, DSS-teorian valossa. Luku 2.3 käsittelee käyttäjäkokemusta ja luottamusta sekä teknologian hyväksymiseen vaikuttavia tekijöitä, joiden ymmärtäminen on keskeistä arvioitaessa sovellusten toimivuutta päätöksenteon tukena.

### 2.1 Päätöksenteon tukijärjestelmät (DSS)

Päätöksenteon tukijärjestelmät (Decision Support Systems, DSS) ovat vuorovaikutteisia tietokonejärjestelmiä, jotka auttavat päätöksentekijöitä käyttämään dataa ja analyyttisiä malleja monimutkaisten ja osittain jäsentyneiden ongelmien ratkaisemisessa (Shim ym., 2002, s.111). DSS-järjestelmät syntyivät 1970-luvulla, kun yritysjohtajat tarvitsivat tukea päätöksentekoonsa tilanteissa, joita ei voitu automatisoida kokonaan mutta joissa teknologia saattoi silti parantaa päätösten laatua. Aikaisemmat järjestelmät, kuten transaktionkäsittelyjärjestelmät ja johtamisen raportointijärjestelmät, eivät riittäneet tukemaan päätöksentekoa, joka vaati tulkintaa ja harkintaa. (Arnott & Pervan, 2005, s.68.)

DSS-järjestelmien tärkein ominaisuus on se, että ne tukevat päätöksentekijää mutta eivät ota päätösvaltaa itselleen (Shim ym., 2002, s.112). Toisin kuin täysin automatisoidut järjestelmät, DSS jättää lopullisen päätöksen käyttäjälle ja toimii enemmänkin päätöksenteon apuvälineenä kuin korvaajana. Tämä tekee DSS-järjestelmistä hyödyllisiä tilanteissa, joissa ei ole yhtä oikeaa vastausta tai joissa päätös riippuu tilanteesta ja päätöksentekijän omista tavoitteista. DSS-järjestelmä rakentuu tavallisesti kolmesta pääkomponentista: tietokannasta, mallivarastosta ja käyttöliittymästä (Shim ym., 2002, s.111). Tietokanta sisältää päätöksentekoon tarvittavan datan, joka voi tulla organisaation omista järjestelmistä tai ulkoisista lähteistä. Mallivarasto sisältää analyyttisiä malleja, joilla dataa voidaan analysoida ja vaihtoehtoja arvioida. Käyttöliittymä mahdollistaa järjestelmän käytön ja näyttää sekä datan että analyysien tulokset käyttäjälle ymmärrettävässä muodossa. Näiden kolmen komponentin yhteensovittaminen on keskeistä, jotta järjestelmästä tulee toimiva kokonaisuus. (Shim ym., 2002, s.111-112.)

DSS-järjestelmiä voidaan luokitella niiden käyttötarkoituksen ja teknologian mukaan eri tyypeihin. Henkilökohtaiset DSS-järjestelmät tukevat yksittäisen päätöksentekijän työtä, kun taas ryhmän

tukijärjestelmät mahdollistavat yhteistoiminnallisen päätöksenteon. Johtamisen tietojärjestelmät tarjoavat ylimmälle johdolle koosteita keskeisistä organisaation tunnusluvuista.

Tietovarastopohjaisia DSS-järjestelmiä käytetään suurten tietomäärien analysointiin, ja verkkopohjaisia DSS-järjestelmiä voidaan käyttää ajasta ja paikasta riippumatta. (Shim ym., 2002, s.113–116.)

DSS-järjestelmät voidaan luokitella myös sen mukaan, millaista tukea ne tarjoavat päätöksentekoon. Perinteinen luokittelu erottaa data-orientoituneet ja malli-orientoituneet järjestelmät (Arnott & Pervan, 2005, s.70). Data-orientoituneet järjestelmät mahdollistavat pääsyn tietoihin ja niiden analysoinnin, kun taas malli-orientoituneet järjestelmät hyödyntävät erilaisia malleja päätösvaihtoehtojen arviointiin. Yksinkertaisimmillaan DSS tarjoaa suoran pääsyn dataan, jolloin päätöksentekijä itse analysoi ja tulkitsee tiedon. Kehittyneemmät järjestelmät tarjoavat analyyttisiä työkaluja datan käsittelyyn sekä malleja, jotka auttavat arvioimaan päätösvaihtoehtojen seurauksia. Kaikkein kehittyneimmät järjestelmät voivat tuottaa optimaalisia ratkaisuja tai suositella konkreettisia toimenpiteitä. Eri DSS-tyypit soveltuvat erilaisiin päätöksentekotilanteisiin ja tarjoavat eri tasoista tukea päätöksentekijälle. (Arnott & Pervan, 2005, s.70-75.)

Osittain jäsentyneiden päätösongelmien ratkaiseminen on tyypillistä DSS-järjestelmien sovellusalueella (Shim ym., 2002, s.112). Sijoituspäätökset ovat esimerkki tällaisista tilanteista. Päätösten tekeminen on vaikeaa, koska sijoittajan pitää ensin päättää omat tavoitteensa, sitten tunnistaa eri sijoitusvaihtoehdot ja lopuksi arvioida niiden mahdolliset seuraukset, vaikka tulevaisuus on epävarmaa. Tiedon käsittely tekee päätöksenteosta entistä monimutkaisempaa, sillä sijoittajan pitää seurata jatkuvasti muuttuvia kurssitietoja, yritysten tunnuslukuja ja talouden yleistä kehitystä, ja samalla arvioida, mitkä tiedot ovat luotettavia ja tärkeitä. Riskin hallinta on yksi sijoituspäätösten suurimmista haasteista, ja DSS voi auttaa siinä laskemalla riskejä, näyttämään tuottojen ja riskien välisiä suhteita sekä antamalla mahdollisuuden testata erilaisia tilanteita. DSS-järjestelmät eivät kuitenkaan poista sijoittajan tarvetta ymmärtää, kuinka paljon riskiä hän on valmis ottamaan ja mitkä ovat hänen tavoitteensa. Sen sijaan DSS tarjoaa työkaluja, joiden avulla sijoittaja voi yhdistää omat tavoitteensa markkinatietoon ja erilaisiin analyyseihin päätöksenteon tueksi. (Shim ym., 2002, s.110-112.)

DSS-järjestelmät ovat kehittyneet merkittävästi 1970-luvulta lähtien teknologian kehityksen myötä (Shim ym., 2002, s.111). Aikaisemmat järjestelmät olivat rajallisia tietokantojen, mallinnuksen ja käyttöliittymien osalta. Nykyaikaiset DSS-järjestelmät hyödyntävät tehokkaita tietokantaratkaisuja, kehittyneitä analyyttisiä työkaluja ja käyttäjäystävällisiä käyttöliittymiä, mikä on tehnyt niistä

helpommin lähestyttäviä myös tavallisille käyttäjille. Internetin ja verkkopalveluiden kehitys on ollut erityisen merkittävää, sillä se on mahdollistanut DSS-ominaisuuksien tarjoamisen laajemmalle käyttäjäkunnalle kuin koskaan aiemmin. (Shim ym., 2002, s.112.)

Nykyään päätöksenteon tukea voidaan tarjota ajasta ja paikasta riippumatta verkkoselaimien ja mobiililaitteiden kautta. Digitaaliset palvelut edustavat tätä kehitystä konkreettisesti ja tarjoavat käyttäjille työkaluja päätöksenteon tueksi aiempaa laajemmin. DSS-teorian peruseräpäätökset pätevät edelleen näissä uusissa sovelluksissa. Järjestelmät tarjoavat tukea päätöksentekoon, mutta eivät tee päätöksiä käyttäjän puolesta (Shim ym., 2002, s.112). Tämä asettaa vaatimuksia järjestelmien suunnittelulle. Käyttäjien on kyettävä ymmärtämään sekä järjestelmän tarjoamaa tietoa että omia tavoitteitaan päätöksenteon yhteydessä. Käyttöliittymän on oltava selkeä ja helposti ymmärrettävä, mutta samalla sen on tarjottava riittävästi työkaluja päätöksentekoa varten. Tämä tasapaino helppokäyttöisyyden ja toiminnallisuuden välillä on keskeinen haaste DSS-järjestelmien kehittämisessä. (Shim ym., 2002, s.111-112.)

## **2.2 FinTech ja digitaaliset sijoituspalvelut**

Rahoitusala on kokenut merkittävän muutoksen viime vuosikymmeninä teknologian kehityksen myötä (Gomber ym., 2017, s.537). FinTech, lyhenne sanoista financial technology, viittaa modernin teknologian, erityisesti internetiin liittyvien teknologioiden, yhdistämiseen perinteisiin rahoitusalan toimintoihin (Gomber ym., 2017, s.540). Digital Finance puolestaan kuvaa rahoitusalan digitalisoitumista yleisesti ja kattaa laajan valikoiman erilaisia sähköisiä tuotteita ja palveluita (Gomber ym., 2017, s.539). FinTech-ilmio on muuttanut rahoitusalan toimintaympäristöä tarjoamalla uusia mahdollisuuksia sekä perinteisille toimijoille että uusille markkinoille tuleville yrityksille (Zavolokina ym., 2016, s.2). FinTech-palvelut ovat tarjonneet kuluttajille helpomman pääsyn rahoitusmarkkinoille ja työkaluihin, jotka olivat aikaisemmin vain ammattikäyttäjien saatavilla. Kuten luvussa 2.1 todettiin, DSS-järjestelmät ovat kehittyneet merkittävästi internetin ja verkkopalveluiden myötä, ja FinTech tukee tätä kehitystä rahoitusalan kontekstissa. FinTech-sovellukset tarjoavat käyttäjille tietoa, analyysijä ja työkaluja päätöksenteon tueksi. (Zavolokina ym., 2016, s.2.)

Digitaaliset sijoituspalvelut ovat keskeinen osa FinTech-kenttää ja muodostavat yhden sen nopeimmin kasvavista alueista. Robo-advisorit edustavat merkittävää muutosta varallisuudenhoidossa, sillä ne ovat automatisoituja sijoituspalveluita, jotka käyttävät kvantitatiivisia algoritmeja sijoittajien salkkujen hallintaan ja ovat asiakkaiden saatavilla verkossa (Beketov ym., 2018, s.363). Robo-advisorit tarjoavat automatisoitua sijoitusneuvontaa ja salkunhoitoa

hyödyntämällä kehittyneitä kvantitatiivisia menetelmiä, kuten modernin portfolioteorian mukaisia optimointialgoritmeja. Tyypillisesti robo-advisorit käyttävät pörssinoteerattuja rahastoja (ETF), jotka mahdollistavat kustannustehokkaan sijoittamisen. (Beketov ym., 2018, s.365.) Perinteisesti sijoitusneuvonta ja varainhoito ovat olleet vain varakkaiden asiakkaiden saatavilla, mutta digitaaliset sijoituspalvelut ovat laajentaneet palveluiden saavutettavuutta merkittävästi. Robo-advisorit kohdistuvat erityisesti tavallisiin kuluttajiin, jotka eivät pysty sijoittamaan summia, joita perinteiset varainhoitajat vaativat vähimmäisinvestointina (Jung ym., 2018, s.81). Nämä palvelut tarjoavat interaktiivisia ja älykkäitä käyttäjätuen komponentteja, jotka ohjaavat asiakkaita automatisoitujen sijoitusneuvontaprosessien läpi. Digitaaliset sijoituspalvelut hyödyntävät DSS-periaatteita tarjoamalla käyttäjille algoritmipohjaista päätöksenteon tukea. (Jung ym., 2018, s.81-85.)

FinTech-sovelluksilla on useita keskeisiä piirteitä, jotka erottavat ne perinteisistä rahoituspalveluista. Näitä piirteitä voidaan tarkastella DSS-järjestelmien näkökulmasta, mikä auttaa ymmärtämään niiden toimintaa päätöksenteon tuen tarjoajina. Ensimmäinen keskeinen piirre on saavutettavuus. Digitaaliset palvelut ovat käytettävissä verkossa milloin ja missä tahansa, mikä poistaa perinteisten palveluiden aika- ja paikkarajoitukset. Esimerkiksi sijoittaja voi tarkastella salkkuaan ja tehdä sijoituspäätöksiä älypuhelimella riippumatta sijainnistaan tai kellonajasta. (Gomber ym., 2017, s.545.) Tämä vastaa verkkopohjaisten DSS-järjestelmien kehitystä, joka on tehnyt päätöksentuen työkaluista saavutettavia laajemmalle käyttäjäkunnalle.

Toinen tärkeä piirre on automatisointi. Digitaaliset sijoituspalvelut mahdollistavat sijoitustoimeksiantojen tekemisen ja salkunhallinnan itsenäisesti. Robo-advisorit käyttävät algoritmeja ja kvantitatiivisia malleja optimoidakseen sijoitussalkkuja automaattisesti käyttäjän riskiprofiilin mukaan. (Gomber ym., 2017, s.545.) Tämä liittyy malli-orientoituneeseen DSS-lähestymistapaan, jossa matemaattiset mallit tukevat päätöksentekoa.

Kolmas olennainen piirre on datan hyödyntäminen. FinTech-sovellukset käsittelevät ja analysoivat suuria datamääriä erilaisista lähteistä hyödyntäen kehittyneitä analyysimenetelmiä (Gomber ym., 2017, s.550). Tämä vastaa data-orientoitunutta DSS-lähestymistapaa, jossa päätöksenteko perustuu laajaan tietopohjaan. Analytiikka mahdollistaa esimerkiksi portfolion riskitason reaaliaikaisen seurannan ja automaattisen tasapainottamisen.

## 2.3 Käyttäjäkokemus ja luottamus

Käyttäjäkokemus (User Experience, UX) on laaja käsite, joka kattaa käyttäjän kokemukset teknologian käytöstä. Se sisältää perinteisen käytettävyyden lisäksi myös järjestelmän ulkonäön, käytön aikana syntyvät tunteet ja käyttäjälle muodostuvan merkityksen. (Hassenzahl & Tractinsky, 2006, s.91–92.) Käytettävyys ja käyttäjäkokemus liittyvät toisiinsa, mutta eivät tarkoita samaa asiaa. Perinteinen käytettävyyden näkökulma painottaa sitä, kuinka tehokkaasti ja sujuvasti käyttäjä pystyy saavuttamaan tavoitteensa järjestelmää käyttäen. Käyttäjäkokemus puolestaan huomioi myös käyttäjän tunteet ja kokonaiskokemuksen järjestelmän käytöstä (Hassenzahl & Tractinsky, 2006, s.91–92). UX muodostuu käyttäjän odotuksista ja tarpeista, järjestelmän ominaisuuksista sekä käyttötilanteesta (Hassenzahl & Tractinsky, 2006, s.95). Näin ollen hyvä käytettävyys ei yksin takaa hyvää käyttäjäkokemusta.

Luottamus on keskeinen tekijä, kun ihmiset käyttävät automaatiota päätöksenteon tukena. Lee ja See (2004, s.51) määrittelevät luottamuksen asenteeksi, jonka mukaan automaatio auttaa käyttäjää saavuttamaan tavoitteensa tilanteessa, johon liittyy epävarmuutta. Automaatioon kohdistuva luottamus perustuu kolmeen ulottuvuuteen: suorituskykyyn, prosessiin ja tarkoitukseen (Lee & See, 2004, s.59). Suorituskyky viittaa siihen, kuinka hyvin automaatio toimii ja saavuttaa käyttäjän tavoitteet. Prosessi tarkoittaa sitä, kuinka automaatio toimii ja ovatko sen algoritmit sopivia tilanteeseen. Tarkoitus liittyy siihen, onko automaatiota käytetty siihen tarkoitukseen, johon se on suunniteltu. (Lee & See, 2004, s.51-59.)

Tutkimus on tunnistanut algorithm aversion -ilmiön, jossa ihmiset välttävät algoritmien käyttöä sen jälkeen, kun he ovat nähneet niiden tekevän virheen, vaikka algoritmi olisi tarkempi kuin ihminen (Dietvorst ym., 2015, s.114). Ihmiset hylkäävät algoritmin paljon todennäköisemmin kuin ihmisarvioijan sen jälkeen, kun molemmat ovat tehneet saman virheen. Vaikka ihmiset hyväksyvät omien päätöstensä virheellisyyden, he reagoivat voimakkaammin algoritmien virheisiin ja menettävät nopeasti luottamuksensa algoritmiin (Dietvorst ym., 2015, s.115-119). Toisaalta algorithm appreciation -ilmiö viittaa tilanteisiin, joissa ihmiset luottavat algoritmeihin enemmän kuin omaan arvioonsa (Logg ym., 2019, s.90). Nämä ilmiöt osoittavat, että käyttäjien suhtautuminen algoritmeihin ei ole yksiselitteistä, vaan voi vaihdella tilanteen ja kokemusten mukaan.

Läpinäkyvyys on tärkeä tekijä luottamuksen rakentumisessa. Kun käyttäjät ymmärtävät, miten algoritmi toimii ja millä perusteella se tekee suosituksia, he luottavat siihen todennäköisemmin (Lee & See, 2004, s.73). Digitaalisissa sijoituspalveluissa tämä tarkoittaa, että pelkkä algoritmin antama

tulos ei riitä, vaan käyttäjille pitää selittää, miksi tietty suositus annetaan. Sijoituspäätöksiin liittyy aina epävarmuutta, mutta riskin kokeminen ei ole pelkästään objektiivinen ja laskennallinen asia. Weber ja Milliman (1997) erottavat toisistaan riskin havaitsemisen (risk perception) ja riskiasenteet (risk attitudes) ja osoittavat, että ihmisten valinnat eivät määräydy vain vaihtoehtojen tilastollisten ominaisuuksien perusteella. Toisin sanoen kaksi vaihtoehtoa voi olla objektiivisesti samaa riskitasoa, mutta ne voidaan silti kokea eri tavoin riskialttiiksi.

Käyttäytymisrahoituksessa keskeinen teoria riskin arvioinnista on Kahnemanin ja Tverskyn (1979) prospektiteoria. He kehittivät teorian kuvaamaan sitä, miten ihmiset todellisuudessa tekevät päätöksiä epävarmuuden vallitessa. Teorian mukaan ihmiset eivät tarkastele lopputuloksia absoluuttisina, vaan suhteessa johonkin vertailupisteeseen, kuten nykyiseen varallisuustilanteeseensa (Kahneman & Tversky 1979, s.263-273). Siksi sama rahamäärä voi tuntua erilaiselta riippuen siitä, nähdäänkö se voittona vai tappiona.

Prospektiteorian mukaan tappiot koetaan voimakkaampina kuin samansuuruiset voitot ja ihmiset ovat yleensä varovaisia tilanteissa, joissa on mahdollisuus varmaan voittoon, mutta valmiimpia ottamaan riskiä silloin, kun he yrittävät välttää tappiota (Kahneman & Tversky, 1979, s.268–269). Tämä auttaa selittämään esimerkiksi sitä, miksi sijoittaja saattaa pitää kiinni tappiollisesta sijoituksesta toivoen kurssin nousevan takaisin lähtötasolle. Digitaalisissa sijoituspalveluissa riskin esittämistavalla on tämän vuoksi merkitystä. Riskin havaitseminen ja riskiasenteet voivat vaihdella tilanteen mukaan eivätkä ole täysin pysyviä ominaisuuksia (Weber & Milliman 1997, s.125–126). Näin ollen se, miten riskiä kuvataan, voi vaikuttaa siihen, kuinka suurena sijoittaja sen kokee ja millaisia päätöksiä hän tekee.

DSS-järjestelmät voivat tarjota kehittyneitä työkaluja päätöksenteon tueksi, mutta niiden hyöty riippuu siitä, otetaanko järjestelmä käyttöön. Davis, Bagozzi ja Warshaw (1989, s.982) korostavat, että tietojärjestelmät eivät voi parantaa suorituskykyä, jos niitä ei käytetä. Käyttäjien hyväksyntä on siten keskeinen edellytys järjestelmän onnistumiselle. Technology Acceptance Model (TAM) kehitettiin selittämään, mitkä tekijät vaikuttavat teknologian hyväksymiseen. Mallin mukaan käyttöaikomukseen vaikuttavat erityisesti koettu hyödyllisyys ja koettu helppokäyttöisyys, joista ensimmäinen viittaa uskomukseen järjestelmän suorituskykyä parantavasta vaikutuksesta ja jälkimmäinen järjestelmän vaivattomuuteen. (Davis ym., 1989, s.985.)

Tutkimuksen tulokset osoittivat, että koettu hyödyllisyys oli vahvin tekijä, joka selitti käyttöaikomusta, kun taas helppokäyttöisyyden vaikutus oli heikompi ja osittain välillinen. Lisäksi käyttöaikomus ennusti myöhempää todellista käyttöä. (Davis ym., 1989, s.993–997.) DSS-

järjestelmien näkökulmasta tämä tarkoittaa, että pelkkä tekninen toimivuus ei riitä. Käyttäjän on koettava järjestelmä aidosti hyödylliseksi, jotta hän sitoutuu sen käyttöön. Helppokäyttöisyys voi madaltaa käyttöönoton kynnystä, mutta ratkaisevaa on se, kokeeko käyttäjä järjestelmän tukevan omaa päätöksentekoaan.

### 3 Digitaaliset sijoitussovellukset päätöksenteon tukena

Tässä luvussa tarkastellaan digitaalisia sijoitussovelluksia kirjallisuuden valossa vastaamalla ensimmäiseen ja toiseen tutkimuskysymykseen. Luku 3.1 analysoi, millaista päätöksenteon tukea digitaaliset sijoitussovellukset tarjoavat sijoittajille, vastaten ensimmäiseen tutkimuskysymykseen. Luku 3.2 tarkastelee käyttäjien luottamukseen vaikuttavia tekijöitä, vastaten toiseen tutkimuskysymykseen.

#### 3.1 DSS-ominaisuudet digitaalisissa sijoituspalveluissa

Digitaaliset sijoitussovellukset tarjoavat yksityissijoittajille pääsyn useisiin eritasoisiin tietolähteisiin samanaikaisesti kuten reaaliaikaisiin kurssitietoihin, historialliseen hintadataan, tilinpäätöstietoihin ja talousuutisiin. Tämä vastaa luvussa 2.1 esiteltyä DSS:n tietokantakomponenttia käytännössä, mutta digitaalisessa ympäristössä tiedon määrä ja päivitysnopeus ovat kasvaneet tasolle, jota perinteiset DSS-järjestelmät eivät aiemmin kyenneet tarjoamaan. Liu ym. (2024, s.833) kuvaavat tyypillisen mobiilisijoitussovelluksen tietotarjontaa. Sovellus mahdollistaa yksittäisten osakkeiden seurannan useilla eri kaaviotyypeillä, osto- ja myyntitoimeksiantojen tekemisen, oman kaupankäyntihistorian tarkastelun sekä pääsyn talousraportteihin ja uutisiin. Tiedon runsaus ei kuitenkaan automaattisesti johda parempiin päätöksiin. Liu ym. (2024, s.836) osoittavat, että mobiilisovelluksen käyttöönotto helpottaa kaupankäyntiä, mutta lisää samalla trendinseuraamiseen perustuvaa lyhytnäköistä päätöksentekoa. Sovelluksen jatkuva saatavuus altistaa sijoittajan reagoimaan lyhyen aikavälin markkinaliikkeisiin sen sijaan, että hän arvioisi sijoituksia pidemmällä tähtäimellä. Tämä korostaa, että tiedon saatavuuden lisääntyminen ei välttämättä paranna päätöksentekoa, vaan voi muuttaa sitä kohti lyhytnäköisempää ja reaktiivisempaa suuntaa.

Digitaaliset sijoitussovellukset tarjoavat käyttäjille eritasoisia analyysityökaluja. Tekninen analyysi keskittyy historiallisten hintaliikkeiden ja kaupankäyntivolyymien tarkasteluun erilaisten kaavioiden ja indikaattoreiden avulla, kun taas fundamenttianalyysi arvioi yritysten taloudellisia tunnuslukuja, kuten tulosta, velkaantumisasetta ja arvostustasoja. (Bhandari ym., 2008, s.400.) Portfolio-analyysin työkalut puolestaan mahdollistavat salkun hajautuksen, riskitason ja tuotto-odotuksen tarkastelun kokonaisuutena. Robo-advisoreissa tämä tapahtuu modernin portfolioteorian mukaisten optimointialgoritmien avulla, joita täydennetään erilaisilla riskimittareilla ja tasapainottamismekanismilla (Beketov ym., 2018, s.365).

Analyysityökalujen kehittämisessä on kuitenkin tunnistettavissa keskeinen puute. Bhandari ym. (2008, s.400) osoittavat, että sijoitusten DSS-järjestelmien painopiste on perinteisesti ollut kvantitatiivisessa tuessa kuten tunnuslukujen laskennassa ja trendien seurannassa eikä niinkään sijoittajien kognitiivisten vinoumien vähentämisessä. Tämä on merkittävä ongelma, sillä samat tutkijat osoittavat kokeellisessa tutkimuksessaan, että sijoittajat tekevät systemaattisia virheitä päätöksenteossaan. Sijoittavat tekevät eri päätöksiä riippuen siitä, miten vaihtoehdot esitetään heille (kehystämisharha), yliarvioivat viimeaikaista kurssikehitystä (trendinseuraamisharha) ja valitsevat oletusvaihtoehdon, kun vaihtoehtoja on liikaa (oletusvalintaharha). (Bhandari ym., 2008, s.399.)

Bhandari ym. (2008, s.405–407) osoittavat, että oikein suunnitelluilla päätöksenteon tukityökaluilla voidaan vähentää näitä vinoumia merkittävästi. Erityisesti graafiset esitykset ja kohdennettu palaute osoittautuivat tehokkaiksi, sillä ne auttoivat sijoittajia hajauttamaan salkkujaan paremmin ja välttämään oletusvaihtoehtojen sokeaa hyväksymistä kun informaatiota oli runsaasti tarjolla. Lisäksi DSS-tuki osoittautui arvokkaimmaksi juuri silloin, kun vinoumien taso oli korkein (Bhandari ym., 2008, s.399). Tämä havainto on keskeinen digitaalisten sijoitussovellusten kehittämisen kannalta, koska analyysityökalujen on aktiivisesti tuettava sijoittajaa tunnistamaan omat päätöksentekovirheensä ja korjaamaan ne, ei ainoastaan tarjottava dataa numeerisessa muodossa.

Tietokanta- ja analyysityökalukomponenttien arvo näkyy vasta käyttöliittymässä, joka määrittää miten tieto välittyy sijoittajalle. Digitaalisissa sijoitussovelluksissa tämä tarkoittaa käytännössä visuaalisia kaavioita, interaktiivisia koontinäyttöjä ja reaaliaikaisia ilmoituksia. Hjelle ym. (2024, s.1) osoittavat, että visualisoinnit lisäävät tiedon ymmärrettävyyttä ja auttavat käyttäjiä tunnistamaan kaavoja monimutkaisesta datasta. Nämä ominaisuudet täydentävät tiedon tarjonnan ja analyysityökalujen kokonaisuutta. Tiedon esitystavan laatu vaikuttaa suoraan päätösten tasoon. Hjelle ym. (2024, s.10) osoittavat, että tiedon esitetty muoto on merkittävin yksittäinen tekijä käyttäjän tyytyväisyyteen, sillä selkeästi esitetty tieto vähentää koettua tehtävän monimutkaisuutta ja parantaa päätösten laatua. Tiedon ajantasaisuus ja kattavuus ovat niin ikään keskeisiä. Jos koontinäytön tiedot eivät ole ajan tasalla tai kattavat vain osan sijoittajan tarvitsemasta informaatiosta, käyttäjä kokee päätöksentekotilanteen monimutkaisempana. (Hjelle ym., 2024, s.8-10.) Tämä täydentää luvun 3 alussa esitettyä havaintoa suuresta tietomäärästä, sillä ongelma ei ole pelkästään tiedon määrässä vaan myös siinä, miten tieto on jäsennelty ja esitetty.

Huonosti suunniteltu koontinäyttö voi kuitenkin toimia päinvastoin. Hjelle ym. (2024, s.2) huomauttavat, että epäselvä tai liiallinen visualisointi ylikuormittaa käyttäjän kognitiivisen kapasiteetin ja johtaa heikompiin päätöksiin kuin yksinkertaisempi esitystapa. Tämä vahvistaa, että

graafiset esitykset toimivat parhaiten silloin kun ne tukevat nimenomaan päätöksentekoa eivätkä vain esitä dataa visuaalisessa muodossa. Näin ollen voidaan todeta, että digitaalisten sijoitussovellusten tärkeimmät DSS-ominaisuudet muodostuvat kolmesta toisiaan täydentävästä osa-alueesta: tietotarjonnasta, analyysityökaluista ja tiedon esittämistavasta. Näiden osa-alueiden toimivuus on kuitenkin riippuvainen siitä, luottavatko käyttäjät järjestelmän tarjoamaan tukeen (Lee ja See, 2004, s.50-60). Tätä tarkastellaan seuraavassa luvussa.

### **3.2 Luottamus ja käyttöönotto digitaalisissa sijoituspalveluissa**

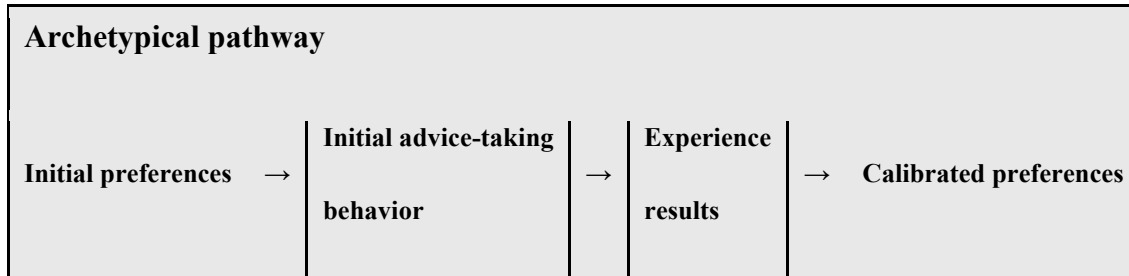
Luvussa 2.3 esitelty TAM-malli tarjoaa teoreettisen perustan digitaalisten sijoitussovellusten käyttöönotolle, mutta sijoitussovellusten konteksti tuo mukanaan erityispiirteitä. Rossi ja Utkus (2024, s.2) osoittavat, että robo-advisorin käyttöönotto hyödyttää eniten sijoittajia, joilla oli ennen käyttöönottoa vähän altistusta osakkeisiin tai indeksirahastoihin ja joiden salkku oli heikosti hajautettu. Merkittävää on myös, että juuri nämä eniten hyötyvät sijoittajat todennäköisimmin ottavat palvelun käyttöön ja pysyvät sen asiakkaina (Rossi ja Utkus, 2024, s.2).

Käyttöönottopäätös on kuitenkin vasta lähtökohta. D'Acunto ym. (2019, s.1995-1996) havaitsivat, että käyttäjät ja ei-käyttäjät eivät eroa toisistaan demografisilta ominaisuuksiltaan, kuten iältä tai sukupuolelta, mutta käyttäjät ovat aktiivisempia sijoittajia ja heillä on enemmän varallisuutta hallittavana. Käyttöönoton jälkeen kaikki sijoittajat kiinnittävät enemmän huomiota salkkuunsa kirjautumalla tililleen useammin (D'Acunto ym., 2019, s.2004-2005). D'Acunto ym. (2019, s.2005) täydentävät kuvaa osoittamalla, että jo valmiiksi hyvin hajautetuille sijoittajille robo-advisor ei paranna suorituskykyä, mutta lisää kaupankäyntiaktiivisuutta, mikä voi johtaa korkeampiin kustannuksiin.

Rossi ja Utkus (2024, s.3) havaitsivat, että robo-advisorin käyttöönotto vähentää sijoittajien salkunhoitoon käyttämää aikaa keskimäärin kuusi tuntia vuodessa, ja sijoittajat välttivät samalla virheellisiä sijoituspäätöksiä, jotka johtaisivat tehottomaan sijoittamiseen. Nämä havainnot osoittavat, että käyttöönottopäätökseen vaikuttavat sijoittajan aiempi salkun rakenne ja aktiivisuus, mutta käyttöönoton jälkeinen kokemus muokkaa sitä, missä määrin sijoittaja luottaa järjestelmän päätöksentukeen ja jatkaa sen käyttöä.

Luvussa 2.3 tunnistetut algorithm aversion ja algorithm appreciation -ilmiöt näyttävät ensisilmäyksellä ristiriitaisilta, mutta Jussupow ym. (2024, s.1575) osoittavat, että kyse on eri tilanteista eikä vastakkaisista ilmiöistä. Käyttäjän suhtautuminen algoritmin suosituksiin riippuu siitä, missä vaiheessa ja millaisessa tilanteessa kohtaaminen tapahtuu. Tällä on suora merkitys

digitaalisten sijoitussovellusten käyttäjille, koska sama sijoittaja voi eri tilanteissa joko luottaa algoritmiin enemmän kuin ihmisneuvonantajaan tai hylätä sen kokonaan. (Jussupow ym., 2024 s.1575-1580.)



Kuvio 1. Archetypical pathway from initial to calibrated preferences (Jussupow ym., 2024, s.1585).

Kuvio 1 havainnollistaa, miten sijoittajan luottamus algoritmiin kehittyy vaiheittain. Alkuvaiheen preferenssit muodostuvat ennen varsinaista käyttökokemusta, minkä jälkeen ensimmäiset neuvonantajan kohtaamiset muokkaavat asenteita. Kokemusten kasvaessa preferenssit mukautuvat realistisemmalle pohjalle. Sijoitussovellusten kontekstissa tämä tarkoittaa, että käyttäjän pysyminen palvelussa riippuu siitä, miten käyttöönoton jälkeiset kokemukset muokkaavat alkuvaiheen luottamusta eikä pelkästään siitä, millainen asenne algoritmia kohtaan oli ennen käyttöönottoa (kuvio 1).

Aiemmissa luvuissa tarkasteltu käyttöönotto ja luottamuksen rakentuminen kuvaavat sijoitussovelluksen käytön alkuvaihetta. Yhtä keskeistä on kuitenkin se, miten sijoittaja ja algoritmi toimivat yhdessä pidemmällä aikavälillä ja missä määrin sijoittaja säilyttää kontrollin omista päätöksistään. Bianchi ja Brière (2024, s.15) tutkivat robo-advisorina, joka ei automatisoi salkun hallintaa kokonaan vaan lähettää sijoittajalle hälytyksiä kun salkku poikkeaa tavoiteallokaatiosta, jättäen lopullisen päätöksen itse sijoittajalle. Tulokset osoittavat, että tämä malli lisää sijoittajien aktiivisuutta sen sijaan että vähentäisi sitä. He havaitsivat myös, että robo-advisorin käyttöönotto kasvattaa alustakirjautumisten määrää keskimäärin 0,28 kertaa kuukaudessa verrattuna keskiarvoon yksi, ja vaikutus säilyy myös käyttöönottokohdan jälkeen. (Bianchi ja Brière, 2024, s.19-22.) Erityisesti hälytykset osoittautuivat tehokkaaksi päätöksenteon tueksi. Hälytysten vastaanottaminen kasvatti sijoittajien todennäköisyyttä tasapainottaa salkkuaan 29 prosenttiyksiköllä suhteessa 10 prosentin perustasoon (Bianchi & Brière 2024, s.22). Luottamus algoritmiin ei kuitenkaan ole vakaa kaikissa tilanteissa. Bianchi ja Brière (2024, s.28-29) havaitsivat, että laskumarkkinoiden aikana sijoittajat seurasivat algoritmin hälytyksiä huomattavasti harvemmin kuin normaaliolosuhteissa. Hälytysten noudattamisaste laski 48 prosentista 22,5 prosenttiin. (Bianchi ja Brière, 2024, s.28-29.) Tämä täydentää luottamuksen kehitysvaihetta: kalibroitu luottamus ei tarkoita ehdotonta

algoritmin seuraamista, vaan se voi heikentyä juuri silloin kun päätökset ovat sijoittajalle kaikkein tärkeimpiä.

Luottamuksen rakentumiseen vaikuttaa myös se, minkä tahon kehittämänä algoritmi esitetään käyttäjälle. Käyttäjät luottivat robo-advisorin suosituksiin enemmän silloin kun se esitettiin tunnetun rahoituslaitoksen kehittämänä (Mahmud ym., 2025, s.7). Osallistujat kokivat institutionaalisen maineen merkkinä algoritmin luotettavuudesta ja uskoivat sen ottavan huomioon tekijöitä joita he eivät itse pystyisi arvioimaan. Luottamus ei siis muodostu pelkästään algoritmin omien ominaisuuksien perusteella vaan myös palveluntarjoajan maineen kautta (Mahmud ym., 2025, s.6-7.) Mahmud ym. (2025, s.6) tunnistavat kuitenkin myös, että osa käyttäjistä kyseenalaisti ilmoitettujen menestysprosenttien luotettavuuden ja epäili niiden perustuvan valikoituun historialliseen dataan, mikä heikensi luottamusta algoritmiin palveluntarjoajan maineesta riippumatta.

## 4 Suunnitteluperiaatteet digitaalisten sijoitussovellusten kehittämiseksi

Tässä luvussa vastataan kolmanteen tutkimuskysymykseen: millaisia suunnitteluperiaatteita voidaan tunnistaa digitaalisten sijoitussovellusten kehittämiseksi sijoituspäätösten tueksi? Luku tarkastelee suunnitteluperiaatteita tiedon esittämisen, luottamuksen tukemisen ja ihmisen sekä algoritmin välisen yhteistyön näkökulmista.

### 4.1 Tiedon esittämisen ja jäsentämisen periaatteet

Luvussa 3 tunnistetut havainnot kuten tiedon ylikuormituksen riskit, visualisoinnin vaikutus päätösten laatuun ja kognitiivisten vinoumien rooli luovat pohjan konkreettisille suunnitteluperiaatteille. Jung ym. (2025, s.21) tunnistavat systemaattisessa katsauksessaan tiedon esittämisen erilliseksi suunnittelukategoriaksi, joka edellyttää useita toisiaan täydentäviä ratkaisuja. Sovelluksen tulee tarjota läpinäkyvyyttä esimerkiksi kustannuslaskureiden ja selittävien muistiinpanojen kautta, sovittaa kieliasu käyttäjän osaamistasolle sekä tarjota sijoitusvaihtoehtojen vertailuja jotka helpottavat tiedon käsittelyä. Nämä ratkaisut eivät ole lisäominaisuuksia vaan edellytys sille, että sovellus toimii päätöksenteon tukena eikä pelkkänä tietolähteenä. (Jung ym., 2025, s.2.)

Jung ym. (2025, s.19) osoittavat, että käyttöliittymäsuunnittelu ja tiedon esittäminen ovat toisiinsa kytkettyneitä. Visualisoinnit voivat auttaa käyttäjää hahmottamaan sijoitusvaihtoehtojen riskejä, ja suunnittelun tulisi kohdistua sekä tiedon että suositusten visualisointiin. Suunnittelupäätösten tulisi keskittyä sekä tiedon esittämiseen että käyttökokemuksen parantamiseen neuvonannon laadun ja käyttäjätyytyväisyyden lisäämiseksi. (Jung ym., 2025, s.19.)

Tiedon esittämisen periaatteet ulottuvat myös siihen, miten sovellus viestii oman toimintansa logiikasta. Litterscheidt ja Streich (2020, s.1) osoittavat kokeellisessa tutkimuksessaan, että sijoittajat delegoivat päätöksentekoa robo-advisorille huomattavasti todennäköisemmin kun he saavat yksityiskohtaista tietoa algoritmin taustalla olevista sijoitusperiaatteista kuten hajauttamisen logiikasta ja riskiprofiilin muodostumisesta. Koeryhmän osallistujat, jotka saivat tämän tiedon, siirsivät selvästi suuremman osan sijoitusbudjetistaan robo-advisorin hallittavaksi verrattuna kontrolliryhmään, joka sai vain perustiedot palvelun toiminnasta. (Litterscheidt & Streich 2020, s.5.) Tämä tarkoittaa suunnittelun kannalta, että algoritmin toimintalogiikan avaaminen käyttäjälle ei ole pelkästään vaatimus vaan myös keino lisätä sovelluksen käyttöä ja käyttäjän luottamusta sen tarjoamaan tukeen.

Päätöksenteon tuen intensiteetin tulisi mukautua käyttäjän tilanteen monimutkaisuuden mukaan. Bhandari ym. (2008, s.407) osoittavat, että DSS-tuen hyöty on suurimmillaan silloin kun vinoumien taso on korkein. Trendinseuraamisharhan kohdalla korkean vinouman tilanteessa hajautuspoikkeama laski 79,7 prosenttia DSS-tuen avulla, kun matalan vinouman tilanteessa vastaava lasku oli 62 prosenttia. Vastaava ilmiö toistui oletusvalintaharhan kohdalla. Korkean vinouman tilanteessa 54 prosenttia osallistujista hyötyi päätöksenteon tuesta, kun matalan vinouman tilanteessa vastaava luku oli 26 prosenttia. (Bhandari ym., 2008, s.408.) Tämä tarkoittaa suunnittelun kannalta, että sovelluksen ei tulisi tarjota kaikille käyttäjille samantasoista tukea vakioidussa muodossa. Sen sijaan sovelluksen tulisi tunnistaa milloin käyttäjä on erityisen alttiina vinoumalle, kuten tilanteissa joissa vaihtoehtoja on runsaasti tai markkinaliikkeet ovat selkeästi havaittavia, ja kohdentaa aktiivinen tuki juuri näihin hetkiin. Tämä lähestymistapa on linjassa luvussa 2.1 esitellyn DSS-teorian kanssa, jonka mukaan järjestelmien tulisi tukea päätöksentekijää erityisesti osittain jäsentyneissä monimutkaisissa päätöstilanteissa.

## 4.2 Luottamuksen tukeminen

Käyttäjän luottamuksen vaihtelevuus asettaa konkreettisia vaatimuksia sekä haasteita sijoitussovellusten suunnittelulle. Zhu ym. (2024, s.8) määrittelevät explainable AI:n kyvyksi selittää algoritmin toimintamekanismit ja perustella tiettyjen suositusten taustalla oleva logiikka. Zhu ym. (2024, s.8) osoittavat, että explainable AI on keskeinen suunnitteluperiaate robo-advisoreissa koska nykyiset sovellukset tarjoavat riittämätöntä tietoa algoritmin toiminnasta, ja selitysominaisuudet jotka lisäävät käyttäjän ymmärrystä algoritmin toimintaperiaatteista vaikuttavat myönteisesti luottamukseen ja halukkuuteen seurata suosituksia. Zhu ym. (2024, s.8) täsmentävät lisäksi, että selitysten hyöty toteutuu vain silloin kun tieto on käyttäjälle ymmärrettävässä muodossa. Algoritmien avoimuus ei kuitenkaan yksin riitä jos käyttäjä ei kykene tulkitsemaan saamaansa tietoa (Zhu ym., 2024, s.8-9).

Explainable AI tukee käyttäjän kontrollia sijoitussovelluksissa. Zhu ym. (2024, s.8) osoittavat, että käyttäjät odottavat voivansa muokata robo-advisorin suosittamaa sijoitussuunnitelmaa omien mieltymystensä mukaan, ja että käyttäjän kontrollin mahdollistaminen vaikuttaa myönteisesti koettuun turvallisuuteen ja käyttöönottoasteeseen. Kontrollin tukeminen ei kuitenkaan ole suunnittelun kannalta yksinkertainen ratkaisu. Ihmisasiantuntijan väliintulot robo-advisorin suosituksiin johtavat heikompaan sijoitussuoritukseen verrattuna täysin automatisoidun algoritmin tuloksiin. (Zhu ym., 2024, 8-9.) Tämä tarkoittaa, että käyttäjän hallinnan ja algoritmin

suorituskyvyn välille muodostuu suunnitteluhaaste jota ei voida ratkaista yksinkertaisesti lisäämällä käyttäjän kontrollia.

Käyttäjän kontrollin ja suorituskyvyn välinen yhteys näkyy laajemmin robo-advisorien suunnittelun ristiriidassa. Zhu ym. (2024, s.9) tunnistavat, että suunnittelukäytännöissä joudutaan tasapainottelemaan suorituskykytavoitteisen suunnittelun ja käyttöönoton helppoutteen tähtäävän suunnittelun välillä. Suorituskykytavoitteinen suunnittelu pyrkii optimoimaan sijoitustuloksia, kun taas käyttöönottosuunnittelu pyrkii madaltamaan käyttäjän kynnystä ottaa palvelu käyttöön. Nämä tavoitteet voivat olla keskenään ristiriitaisia, mikä edellyttää palveluntarjoajilta selkeitä päätöksiä kohdeyleisön määrittelyssä. (Zhu ym., 2024, s.8-10.)

Explainable AI:n toteutustavalla on merkitystä luottamuksen kannalta. Zhu ym. (2024, s.8) osoittavat, että ominaisuuspohjaiset selitykset, jotka kuvaavat vaikuttavia tekijöitä algoritmin suositukseen, voivat parantaa käyttäjän ymmärrystä ja tehokkuutta. Ominaisuuspohjaiset selitykset eivät kuitenkaan paranna ei-asiantuntijakäyttäjien ymmärrystä robo-advisorin suosituksista, kun taas vuorovaikutteiset selitykset lisäävät käyttäjän luottamusta suosituksiin (Zhu ym., 2024, s.8). Tämä tarkoittaa suunnittelun kannalta, että selitysten muoto on yhtä tärkeä kuin niiden sisältö, ja että hyvin suunniteltu käyttöliittymä joka sisältää ymmärrettävän tiedonannon voi hyödyttää palveluntarjoajia. (Zhu ym., 2024, s.8-10.)

### **4.3 Käyttäjän ja algoritmin yhteistyö**

Käyttäjän ja algoritmin yhteistoiminnan tukeminen edellyttää, että sovellus mukautuu käyttäjän tapaan tulkita ja hyödyntää algoritmisia suosituksia. Mahmud ym. (2025, s.5) tunnistavat kolme roolia joita robo-advisor voi täyttää päätöksenteossa. Nämä ovat vahvistava rooli, jossa algoritmi tukee käyttäjän alkuperäistä arviota ja vahvistaa tämän luottamusta omaan näkemykseensä, reflektiivinen rooli, jossa algoritmi saa käyttäjän arvioimaan omaa päätöksentekoaan kriittisesti uudelleen, sekä täydentävä rooli, jossa algoritmi tarjoaa lisätietoa käyttäjän päätöksenteon tueksi. Suunnittelun kannalta tämä tarkoittaa, että sovelluksen ei tulisi pyrkiä yhteen vakiorooliin vaan mukautua tilanteen ja käyttäjän tarpeen mukaan. Mahmud ym. (2025, s.9) täsmentävät, että sovellus voi päätellä käyttäjän luottamustason aiemmasta käyttäytymisestä kuten siitä kuinka nopeasti käyttäjä seuraa suosituksia tai kuinka paljon hän muokkaa niitä ja mukauttaa viestintätapaansa sen mukaisesti.

Käyttäjät eroavat toisistaan myös siinä, miten he integroivat algoritmisia suosituksia päätöksentekoonsa. Mahmud ym. (2025, s.5-6) tunnistavat neljä käyttäjätyyppiä: konservatiiviset

käyttäjät, jotka tekevät vain pieniä muutoksia algoritmin suosituksen perusteella, skeptiset käyttäjät, jotka arvioivat suosituksia kriittisesti ja edellyttävät lisäperusteluja, kompromissikäyttäjät, jotka yhdistävät oman arvionsa ja algoritmin suosituksen, sekä algoritmilähtöiset käyttäjät, jotka luottavat algoritmiin enemmän kuin omaan arvioonsa. Mahmud ym. (2025, s.9) osoittavat, että nämä käyttäjätyypit edellyttävät erilaista viestintää. Konservatiiviset käyttäjät hyötyvät läpinäkyvistä selityksistä jotka rakentavat luottamusta, skeptiset käyttäjät vakuuttuvat parhaiten algoritmin historiallisella suorituskyvyllä ja tietolähteiden kuvauksilla, kun taas algoritmilähtöiset käyttäjät suosivat tiiviitä datapohjaisia suosituksia (Mahmud ym., 2025, s.9).

Käyttäjän algoritmin välisen yhteistyön tukemiseen vaikuttaa myös se, miten sovellus esittää algoritmin suorituskyvyn ja ennusteensa. Mahmud ym. (2025, s.5) osoittavat, että käyttäjät luottavat algoritmin suositukseen todennäköisemmin kun heille kerrotaan algoritmin historiallinen tarkkuus, ja että pessimistisesti esitetyt ennusteet saavat käyttäjät seuraamaan suosituksia herkemmin kuin optimistisesti esitetyt. Suunnittelun näkökulmasta tämä tarkoittaa, että sovelluksen tulisi esittää algoritmin aiempi suorituskyky selkeästi käyttäjälle sen sijaan että algoritmin toiminta jää käyttäjälle epäselväksi. Mahmud ym. (2025, s.9) täsmentävät, että tähän soveltuvat esimerkiksi selitykset ennusteen logiikasta ja luottamusvälit, jotka auttavat käyttäjää ymmärtämään algoritmin toimintaa paremmin.

Käyttäjän ja algoritmin yhteistoiminnan suunnittelussa keskeinen kysymys on myös se, että missä määrin robo-advisor korvaa ihmisneuvonantajan ja missä määrin se täydentää tätä. Zhu ym. (2024, s.11) osoittavat, että useimmat tutkimukset viittaavat siihen että robo-advisorit eivät pysty korvaamaan kaikkia neuvontapalveluita, vaan toimivat parhaiten täydentävänä elementtinä. Käyttäjät odottavat usein ihmisasiantuntijan vahvistusta robo-advisorin suosituksille etenkin monimutkaisissa päätöstilanteissa, ja täysin automatisoitu prosessi voi johtaa kielteisiin tunnereaktioihin kuten eläkesäästämiseen liittyvään huoleen (Zhu ym., 2024, s.11). Suunnittelun kannalta tämä tarkoittaa, että sovelluksen tulisi tunnistaa tilanteet joissa käyttäjä tarvitsee ihmisneuvonantajan tukea algoritmin sijaan, eikä pyrkiä automatisoimaan kaikkia päätöksenteon vaiheita.

Periaate	Haaste	Käytännön sovellus	Lähde
Tiedon jäsentäminen	Tiedon ylikuormitus	Kieliasu ja vertailut käyttäjän tason mukaan	Jung ym., 2025
Visualisointi	Kognitiiviset vinoumat	Riskien ja suositusten visuaalinen esittäminen	Jung ym., 2025
Algoritmin avoimuus	Algorithm aversion	Hajauttamisen ja riskiprofiilin logiikan selittäminen	Litterscheidt & Streich, 2020
Explainable AI	Luottamuksen rakentuminen	Suosituksen perustelu ymmärrettävässä muodossa	Zhu ym., 2024
Käyttäjän kontrolli	DSS-teoria	Käyttäjä muokkaa algoritmin suositusta	Zhu ym., 2024
Roolin mukauttaminen	Ihminen-algoritmi yhteistoiminta	Vahvistava, reflektiivinen tai täydentävä rooli	Mahmud ym., 2025
Viestinnän suunnittelu	Käyttäjätyypit	Viestintä sovitetaan käyttäjän luottamustasoon	Mahmud ym., 2025
Suorituskykytiedon esittäminen	Luottamus algoritmiin	Historiallinen tarkkuus näkyviin käyttäjälle	Mahmud ym., 2025

Taulukko 1. Tunnistetut suunnitteluperiaatteet

Taulukko 1 kokoaa yhteen luvussa 4 tunnistettuja suunnitteluperiaatteita. Periaatteet kattavat tiedon esittämisen, luottamuksen tukemisen ja ihmisen sekä algoritmin yhteistoiminnan näkökulmat, ja vastaavat yhdessä kolmanteen tutkimuskysymykseen. Tunnistettujen periaatteiden soveltaminen käytännön sovellussuunnitteluun edellyttää kuitenkin empiiristä testaamista, mitä käsitellään tutkimuksen rajoituksissa.

## 5 Johtopäätökset

Tässä luvussa vastataan tutkielman kolmeen tutkimuskysymykseen kirjallisuuskatsauksen tulosten perusteella. Luvussa tarkastellaan ensiksi jokaista tutkimuskysymystä erikseen, minkä jälkeen käsitellään tutkimuksen rajoitukset ja jatkotutkimusehdotukset.

Ensimmäinen tutkimuskysymys oli, että mitä päätöksenteon tukea digitaaliset sijoitussovellukset tarjoavat sijoittajille. Kirjallisuuskatsauksen perusteella digitaaliset sijoitussovellukset tarjoavat päätöksenteon tukea kolmella toisiaan täydentävällä tavalla. Ensimmäinen tuen muoto on tietotarjonta, joka kattaa reaaliaikaiset kurssitiedot, historiallisen hintadatan ja talousuutiset. Tämä vastaa DSS-teorian tietokantakomponenttia, mutta digitaalisessa ympäristössä tiedon määrä ja päivitysnopeus ovat kasvaneet tasolle jota perinteiset järjestelmät eivät saavuttaneet. Toinen tuen muoto on analyysityökalut, joihin kuuluvat tekninen analyysi, fundamenttianalyysi ja portfolio-analyysi. Robo-advisoreissa nämä perustuvat modernin portfolioteorian mukaisiin optimointialgoritmeihin. Kolmas tuen muoto on tiedon esittämistapa, joka kattaa visuaaliset kaaviot, interaktiiviset koontinäytöt ja reaaliaikaiset hälytykset. Kirjallisuus osoittaa kuitenkin, että tiedon määrä ei yksin paranna päätösten laatua. Hallitsematon tietomäärä voi lisätä lyhytnäköistä päätöksentekoa, ja analyysityökalujen painopiste on perinteisesti ollut kvantitatiivisessa tuessa kognitiivisten vinoumien vähentämisen sijaan.

Toinen tutkimuskysymys kysyi, mitkä tekijät vaikuttavat käyttäjien luottamukseen digitaalisten sijoitussovellusten päätöksentukeen. Kirjallisuuskatsaus osoittaa, että luottamus ei ole pysyvä ominaisuus vaan kehittyy vaiheittain käyttöönoton ja kokemusten myötä. Käyttöönottopäätökseen vaikuttavat eniten sijoittajan aiempi salkun rakenne ja aktiivisuus, sillä eniten hyötyvät sijoittajat ovat myös todennäköisimmin niitä jotka ottavat palvelun käyttöön ja pysyvät sen asiakkaina. Käyttöönoton jälkeen kokemusten kasvaessa alkuvaiheen asenne algoritmia kohtaan mukautuu realistisemmalle pohjalle, ja sama sijoittaja voi eri tilanteissa joko luottaa algoritmiin enemmän kuin ihmisneuvonantajaan tai hylätä sen kokonaan. Luottamusta rakentavia tekijöitä ovat algoritmin läpinäkyvyys, palveluntarjoajan institutionaalinen maine ja suorituskykytiedon saatavuus. Käyttäjät luottavat algoritmiin enemmän silloin kun se on tunnetun rahoituslaitoksen kehittämä ja kun algoritmin historiallinen tarkkuus on selkeästi esitetty. Läpinäkyvyys yksin ei kuitenkaan riitä, sillä selitysten on oltava käyttäjälle ymmärrettävässä muodossa jotta ne vaikuttavat myönteisesti luottamukseen. Luottamus on myös tilannekohtaista, ja se voi heikentyä juuri silloin kun päätökset ovat sijoittajalle kaikkein tärkeimpiä, kuten laskukauden aikana.

Kolmas tutkimuskysymys kysyi, millaisia suunnitteluperiaatteita voidaan tunnistaa digitaalisten sijoitussovellusten kehittämiseksi sijoituspäätösten tueksi. Kirjallisuuskatsaus tunnistaa kahdeksan suunnitteluperiaatetta, jotka on koottu luvun 4 yhteenvetotaulukkaan. Periaatteet jakautuvat kolmeen ryhmään: tiedon esittäminen, luottamuksen tukeminen ja ihmisen sekä algoritmin yhteistoiminta. Tiedon esittämisen periaatteet edellyttävät, että sovellus sovitaa kieliasun ja tietomäärän käyttäjän osaamistasolle, hyödyntää visualisointia riskien ja suositusten esittämisessä sekä avaa algoritmin toimintalogiikan käyttäjälle. Lisäksi päätöksenteon tuen intensiteetin tulisi mukautua tilanteen monimutkaisuuden mukaan, sillä tuki on arvokkainta juuri silloin kun vinoumien taso on korkein. Luottamuksen tukemisen periaatteet rakentuvat explainable AI:n ympärille. Suositusten perustelu ymmärrettävässä muodossa ja dialogiset selitykset lisäävät luottamusta enemmän kuin tekniset kuvaukset algoritmin toiminnasta. Käyttäjän kontrollin mahdollistaminen tukee koettua turvallisuutta, mutta asettaa samalla suunnitteluhaasteen, sillä käyttäjän väliintulot heikentävät algoritmin suorituskykyä. Ihmisen ja algoritmin yhteistoiminnan periaatteet edellyttävät, että sovellus mukautuu käyttäjän luottamustasoon ja integraatiotapaan. Robo-advisorin roolin tulisi vaihdella vahvistavasta reflektiiviseen ja täydentävään tilanteen mukaan, viestinnän mukautumisen tulisi vastata käyttäjätyyppejä, ja algoritmin suorituskykytieto tulisi esittää selkeästi. Lisäksi sovelluksen tulisi tunnistaa tilanteet joissa käyttäjä tarvitsee ihmisen tukea algoritmin sijaan.

Tutkimukseen liittyy useita rajoituksia jotka on syytä huomioida tulosten tulkinnessa. Tutkielma on kirjallisuuskatsaus, joten se ei tuota uutta empiiristä tietoa digitaalisten sijoitussovellusten käyttäjistä. Tunnistetut suunnitteluperiaatteet ja luottamukseen vaikuttavat tekijät perustuvat aiempaan tutkimukseen, eikä niiden soveltuvuutta erilaisiin sovellusympäristöihin ole tässä tutkielmassa arvioitu. Kirjallisuuskatsauksen lähteet painottuvat robo-advisoreihin, jotka edustavat kehittyneintä digitaalisten sijoitussovellusten muotoa. Tulokset eivät välttämättä päde yhtä lailla yksinkertaisempiin mobiilisijoitussovelluksiin, joissa algoritminen päätöksentuki on rajoittuneempaa. Vaikka kirjallisuudessa käytetyt tutkimukset perustuvat empiriaan, on ne tehty eri maantieteellisissä ja kulttuurisissa konteksteissa. Sijoittajien suhtautuminen algoritmiseen päätöksentukeen voi vaihdella merkittävästi eri markkinoilla, mikä rajoittaa tulosten suoraa yleistettävyyttä.

Kirjallisuuskatsaus tunnistaa useita jatkotutkimuksen aiheita. Tunnistettujen suunnitteluperiaatteiden soveltuvuutta erilaisiin käyttäjäryhmiin ei ole kattavasti tutkittu. Jatkotutkimus voisi tarkastella, miten periaatteet toimivat erilaisissa kulttuurisissa konteksteissa ja käyttäjäryhmissä, kuten kokemattomien tai eri-ikäisten sijoittajien keskuudessa. Kirjallisuus

painottuu myös robo-advisoreihin, mutta yksinkertaisempien mobiilisijoitussovellusten DSS-ominaisuuksia on tutkittu vähemmän. Jatkotutkimus voisi tarkastella, miten päätöksenteon tuki toimii sovelluksissa joissa ei ole täyttä algoritmista salkunhoitoa, ja millaisia suunnitteluratkaisuja tämä edellyttää. Jatkotutkimus voisi keskittyä myös siihen, miten käyttäjätyypit ja luottamustasot kehittyvät pidemmällä aikavälillä todellisessa sovellusympäristössä, ja muuttuvatko käyttäjien suhtautuminen algoritmin suosituksiin kokemuksen kasvaessa.

## Lähteet

- Arnott, D., & Pervan, G. (2005). A Critical Analysis of Decision Support Systems Research. *JIT. Journal of Information Technology (Print)*, 20(2), 67–87. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jit.2000035>
- Barberis, N., Shleifer, A., & Vishny, R. (1998). A model of investor sentiment. *Journal of Finance*, 53(2), 307–343. [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(98\)00027-0](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(98)00027-0)
- Beketov, M., Lehmann, K., & Wittke, M. (2018). Robo Advisors: quantitative methods inside the robots. *Journal of Asset Management*, 19(6), 363–370. <https://doi.org/10.1057/s41260-018-0092-9>
- Belanche, D., Casaló, L., & Flavián C. (2019). Artificial Intelligence in FinTech: understanding robo-advisors adoption among customers. *Industrial management + data systems*, 119, 1411-1430. <https://doi.org/10.1108/IMDS-08-2018-0368>
- Bhandari, G., Hassanein, K., & Deaves, R. (2008). Debiasing investors with decision support systems: An experimental investigation. *DECISION SUPPORT SYSTEMS*, 46(1), 399–410. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2008.07.010>
- Bianchi, M., & Brière, M. (2024). Human-Robot Interactions in Investment Decisions. *Management Science*, 72(1), 14–31. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2022.03886>
- Chong, L.-L., Ong, H.-B., & Tan, S.-H. (2021). Acceptability of mobile stock trading application: A study of young investors in Malaysia. *Technology in Society*, 64, 101497. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101497>
- D’Acunto, F., Prabhala, N., & Rossi, A. G. (2019). The Promises and Pitfalls of Robo-Advising. *The Review of Financial Studies*, 32(5), 1983–2020. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhz014>
- Davis, F. D., Bagozzi, R. P., & Warshaw, P. R. (1989). User Acceptance of Computer Technology: A Comparison of Two Theoretical Models. *Management Science*, 35(8), 982–1003. <https://doi.org/10.1287/mnsc.35.8.982>
- Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2015). Algorithm Aversion: People Erroneously Avoid Algorithms After Seeing Them Err. *Journal of Experimental Psychology. General*, 144(1), 114–126. <https://doi.org/10.1037/xge0000033>
- Gomber, P., Koch, J.-A., & Siering, M. (2017). Digital Finance and FinTech: current research and future research directions. *Journal of business economics* 87(5), 537–580. <https://doi.org/10.1007/s11573-017-0852-x>

- Hassenzahl, M., & Tractinsky, N. (2006). User experience - a research agenda. *Behaviour & Information Technology*, 25(2), 91–97. <https://doi.org/10.1080/01449290500330331>
- Havakhor, T., Rahman, M. S., Zhang, T., & Zhu, C. (2024). Tech-enabled financial data access, retail investors, and gambling-like behavior in the stock market. *Management Science*, 71(2), 1646–1670. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2021.01379>
- Hjelle, S., Mikalef, P., Altwaijry, N., & Parida, V. (2024). Organizational decision making and analytics: An experimental study on dashboard visualizations. *Information & Management*, 61(6), Article 104011. <https://doi.org/10.1016/j.im.2024.104011>
- Jung, D., & Sturm, T. (2025). The state of robo-advisory design: A systematic consolidation of design requirements and recommendations. *Electronic Markets*, 35(1), Article 20. <https://doi.org/10.1007/s12525-025-00762-2>
- Jung, D., Dorner, V., Glaser, F., & Morana, S. (2018). Robo-Advisory: Digitalization and Automation of Financial Advisory. *Business & Information Systems Engineering*, 60(1), 81–86. <https://doi.org/10.1007/s12599-018-0521-9>
- Jussupow, E., Benbasat, I., & Heinzl, A. (2024). An Integrative Perspective on Algorithm Aversion and Appreciation in Decision-Making. *MIS Quarterly*, 48(4), 1575–1590. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2024/18512>
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: an analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47(2), 263–291. <https://doi-org.ezproxy.utu.fi:2443/10.2307/1914185>
- Lee, J., & See, K. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. *Human Factors*, 46(1), 50–80. <https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50.30392>
- Litterscheidt, R., & Streich, D. J. (2020). Financial education and digital asset management: What’s in the black box? *Journal of Behavioral and Experimental Economics*, 87, Article 101573. <https://doi.org/10.1016/j.socec.2020.101573>
- Liu, C. W., Mithas, S., Pan, Y., & Hsieh, J. J. P. A. (2025). Mobile Apps, Trading Behaviors, and Portfolio Performance: Evidence from a Quasi-Experiment in China. *Information Systems Research*, 36(2), 828–846. <https://doi.org/10.1287/isre.2020.0616>
- Logg, J. M., Minson, J. A., & Moore, D. A. (2019). Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 151, 90–103. <https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2018.12.005>
- Mahmud, H., Islam, N., & Krishnan, S. (2025). Human-Robo-advisor collaboration in decision-making: Evidence from a multiphase mixed methods experimental study. *Decision Support Systems*, 198, Article 114541. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2025.114541>

- Rossi, A. G., & Utkus, S. (2024). The diversification and welfare effects of robo-advising. *Journal of Financial Economics*, 157, Article 103869. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2024.103869>
- Shim, J. P., Warkentin, M., Courtney, J. F., Power, D. J., Sharda, R., & Carlsson, C. (2002). Past, present, and future of decision support technology. *Decision Support Systems*, 33(2), 111–126. [https://doi.org/10.1016/S0167-9236\(01\)00139-7](https://doi.org/10.1016/S0167-9236(01)00139-7)
- Weber, E. U., & Milliman, R. A. (1997). Perceived Risk Attitudes: Relating Risk Perception to Risky Choice. *Management Science*, 43(2), 123–144. <https://doi.org/10.1287/mnsc.43.2.123>
- Zavolokina, L., Dolata, M., & Schwabe, G. (2016). The FinTech phenomenon: antecedents of financial innovation perceived by the popular press. *Financial Innovation*, 2(16), Article 16. <https://doi.org/10.1186/s40854-016-0036-7>
- Zhu, H., Vigren, O., & Söderberg, I.-L. (2024). Implementing artificial intelligence empowered financial advisory services: A literature review and critical research agenda. *Journal of Business Research*, 174, Article 114494. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114494>

## **Liitteet**

### **Liite 1. Tekoälyn käyttö**

Tämä liite käsittelee tekoälyn käyttöä tutkielman suunnittelussa ja kirjoittamisessa.

Tutkielmaprosessissa on hyödynnetty tekoälytyökalua (Anthropic, Claude, Claude Sonnet 4.6)

Turun yliopiston ohjeistuksen mukaisesti. Kaikki tutkielman sisällölliset valinnat, analyysit ja

johtopäätökset ovat kirjoittajan omia. Tekoälyä on käytetty tieteellisten artikkeleiden haussa ja

arvioinnissa, tekstin kielellisessä tarkistamisessa sekä suomennos- ja käännöstyössä. Lisäksi

tekoälyä on hyödynnetty kirjoitusprosessin tukena pohdittaessa tekstin rakennetta ja

esitysjärjestystä eri kirjoitusvaiheissa. Tutkielman teksti on itse kirjoitettu eikä se sisällä tekoälyn

tuottamaa tekstiä.

