



**TURUN
YLIOPISTO**
Kauppakorkeakoulu

Tekoälyn merkitys liikepankkien antolainausprosessissa

Tietojärjestelmätieteen kandidaatintutkielma

Laatija:

Kaspian Taanila

Ohjaaja:

FT Kai Kimppa

05.05.2023

Turku

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

Kandidututkielma

Oppiaine: Tietojärjestelmätiede

Tekijä(t): Kaspian Taanila

Otsikko: Tekoölyn merkitys liikepankkien antolainausprosessissa

Ohjaaja(t): FT Kai Kimppa

Sivumäärä: 36 sivua

Päivämäärä: 05.05.2023

Tiivistelmä:

Tekoölytyyppien kehitys on johtanut monilla toimialoilla liiketoiminnan kehittymiseen ja mahdollisuuksien määrän kasvuun. Liikepankit eivät ole tässä poikkeus, kun tekoälyllä on saavutettu pankeissa tehokkaammat prosessit, alhaisemmat kustannukset ja parempi riskienhallinta. Tekoölyä on jo hyödynnetty liikepankeissa esimerkiksi transaktioiden turvallisuuden parantamiseen, dokumentoinnin automatisointiin ja luottoluokitusten määrittelyn tukena.

Tämä tutkielma on kirjallisuuskatsaus, ja lähteinä on hyödynnetty antolainausa ja tekoölyä koskevia tieteellisiä artikkeleita, sekä muuta aihepiirin kirjallisuutta. Tutkielma keskittyy tekoölyyn ja sen merkitykseen liikepankkien antolainausprosessin kannalta. Aihe on tällä hetkellä relevantti, koska Yhdysvalloissa pankeja on viime aikoina kaatunut ja tekoölyyn liittyvät aiheet ovat nousseet mediassa pinnalle. Tutkielmassa havaitaan tekoölyllä olevan luottopäätöksiä parantava vaikutus, joka suuremmissa skaaloissa voi myös ehkäistä pankkikriisien syntyä. Haasteet tekoölyn implementointiin pankeissa liittyvät kuitenkin esimerkiksi tekoölyn osittaiseen läpinäkyvyyttömään logiikkaan, eettisiin kysymyksiin päätöksenteossa ja datan vaihtelun ongelmiin.

Nykytilanne ei kuitenkaan ole optimaalinen, koska luottopäätökset kärsivät kvalitatiiviseen päätöksentekoon liittyvistä rajoitetun rationaalisuuden ongelmista ja informaatioasymmetriasta. Tässä tutkielmassa tehdään ehdotus massadatan ja tekoölyn yhdistämisestä luottopäätösten tueksi, jolloin voitaisiin mahdollisesti luoda parempia luottopäätöksiä niukalla informaatiolla. Tämän hypoteesin ja tekoölyn syvemmän merkityksen ymmärtäminen liikepankeissa avaa lisämahdollisuuksia myös jatkotutkimukselle.

Avainsanat: tekoöly, liikepankki, informaatioasymmetria, antolainaus, luottoriski

Sisällys

KUVIOT	5
1 JOHDANTO	7
2 ANTOLAINAUSPROSESSI LIIKEPANKEISSA	9
2.1 Antolainausprosessista ja sen merkityksestä yleisesti	9
2.2 Antolainausprosessin mittarit	11
2.3 Kvalitatiiviset tekijät ja informaatioasymmetria antolainausprosessissa	13
3 TEKOÄLYN KÄYTTÖ LIIKEPANKEISSA	15
3.1 Tekoälyn käyttö, ongelmat ja hyödyt yleisesti	15
3.2 Liikepankeissa käytettävät tekoälytyypit	18
3.2.1 Koneoppiminen	19
3.2.2 Neuroverkot	20
3.2.3 Tukivektori-kone	22
4 TEKOÄLY ANTOLAINAUSPROSESSISSA	24
5 YHTEENVETO JA JOHTOPÄÄTÖKSET	28
LÄHTEET	33

KUVIOT

KUVA 1. ANTOLAINAUSPROSESSIN VAIHEET (MUKAILLEN ALTMAN 1980)	9
KUVA 2. IHMISEN JA TEKOÄLYN YHTEISTYÖ PÄÄTÖKSENTEOSSA (MUKAILLEN JARRAHI 2018)	18
KUVA 3. SYVÄOPPIMISEN NEUROVERKKO (MUKAILLEN HUGH 2019)	21
KUVA 4. TEKOÄLY YLEISESTI LIIKEPANKKIEN NÄKÖKULMASTA	29
KUVA 5. VIITEKEHYS TEKOÄLYN MERKITYKSESTÄ ANTOLAINAUSPROSESSISSA	31

TAULUKOT

TAULUKKO 1. REITTAUSTOIMISTOJEN LUOTTOKELPOISUUSLUOKAT (MUKAILLEN PUTTONEN & KNÜPFER 2018, 157).....	12
TAULUKKO 2. ANTOLAINAUS LIIKEPANKKIEN NÄKÖKULMASTA.....	28

1 Johdanto

Yhdysvalloissa tehdään kymmeniä miljoonia autolainahakemuksia joka vuosi. Niiden käsittelyprosesseissa todennetaan hakijan dokumentit esimerkiksi tulolähteistä, työsuhteesta ja henkilöllisyydestä. Koska luotonmyöntöprosessi on työläs, on esimerkiksi pörssinoteerattu pankki Ally Financial hyödyntänyt lainojen käsittelyssä tekoälyä ja koneoppimista manuaalisen työn karsinnassa. Tekoälyllä on saavutettu tehokkaampi, tarkempi ja luotettavampi antolainausprosessi, koska sen avulla pystytään vähentämään petoksia ja varmentamaan hakijan dokumentit automaattisesti. (Leskinen, 2021.)

Liikepankit operoivat antolainausprosessissa rajallisella informaatiolla, jolloin asiakkaisiin liittyvän luottoriskin ja kannustimien kvantifioiminen on vaikeaa. Hyöty tekoälyn käytöstä on yleisesti ottaen sitä parempi, mitä rationaalisemmin ja loogisemmin ihmiset toimivat. Epäsymmetrisen informaation vallitessa tarvitaan antolainauksessa kuitenkin edelleen myös syvempää pankkisuhteen ja tarpeiden ymmärtämistä kvalitatiivisten muuttujien kautta. Tällöin pankit pystyvät numeroiden lisäksi ymmärtämään asiakkaisiin ja lainavirkailijoihin liittyviä rajoitetun rationaalisuuden taustoja. (Jakšič & Marinč, 2019.)

Tekoälyä ei ole valjastettu yleisesti käyttöön liikepankeissa kuitenkaan kovin laajasti. Siksi sen vaikutuksissa riittää empiirisellä tasolla vielä tutkittavaa, joka avaisi mahdollisuuksia ihmisten taloudellisen käyttäytymisen ymmärtämiseen. Tutkimuksen kautta on esimerkiksi jo havaittu, että tekoälyn implementointi ja hyödyntäminen vähentäisi luottotappioita ja kasvattaisi transaktioiden prosessoinnin turvallisuutta. (Königstorfer & Thalmann, 2020.)

Tutkimusaiheeni on erityisen relevantti tällä hetkellä, koska Yhdysvalloissa ja Sveitsissä pankkien ongelmat ovat jälleen nousseet pinnalle ja julkinen sektori on jo ottanut haltuunsa pankkeja Kaliforniassa. Kriisi on kansainvälisesti vasta heijastunut lähinnä liikepankkien osakekursseihin, mutta pankkijärjestelmän ajautuessa kriisiin yltäisivät vaikutukset myös pankkien antolainaukseen. Jos luotonanto heikkenee, näkyy se koko taloudessa, työllisyysluvuissa ja myös inflaatiossa, joka on jo nyt ollut korkealla. (Rokka, 2023.) Tekoäly on tällä hetkellä erityisesti pinnalla ChatGPT-sovelluksen ansiosta ja lukuisten teknologiavaikuttajien allekirjoittamasta avoimesta kirjeestä, jossa varoitetaan tekoälyyn liittyvistä vaaroista. Vaikuttajat, kuten Elon Musk ja Stephen Wozniak, kirjeen

allekirjoittaneina vaativat puolen vuoden taukoa tekoälyn kehittämisestä. Huolia herättää se, että tekoäly korvaisi ihmiset tulevaisuudessa, jos sen kehitys on hallitsematonta, kun teknologiayritysten johtajat tekevät yksin tekoälyä koskevat päätökset ilman varsinaista demokratian väliintuloa. Myös investointipankki Goldman Sachsin ekonomistit ovat arvioineet, että tekoäly tulee hävittämään 300 miljoonan ihmisen työt maailmasta automatisoinnin seurauksena. (Parkkari & Hukkanen, 2023.)

Epävarmuus pankkisektorilla, kysymykset tekoälyn todellisista hyödyistä, uhista ja osittainen ristiriitaisuus sen mahdollisuuksista liikepankeissa muodostavatkin kysymyksiä tekoälyn aidosta merkityksestä antolainausprosessissa, johon tämä tutkielma perehtyy. Tutkielma on toteutettu kirjallisuuskatsauksena, ja lähteinä on hyödynnetty antolainausta ja tekoälyä käsitteleviä tieteellisiä artikkeleita, sekä muuta aihepiirin kirjallisuutta.

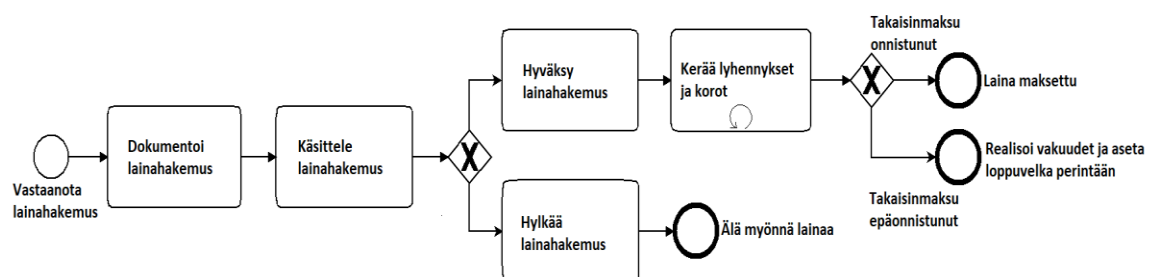
Tämän tutkielman tutkimuskysymykset ovat:

1. Mikä on antolainausprosessin merkitys liikepankeissa?
 - a. Mitä mittareita antolainausprosessissa hyödynnetään?
 - b. Mitä rajoitteita luottopäätöksenteossa on?
2. Mikä on tekoälyn merkitys liikepankeissa?
 - a. Millaisia tekoälytyyppejä pankeissa hyödynnetään?
 - b. Mitä haasteita tekoälyn käyttöön pankeissa liittyy?
3. Miten tekoälyä voidaan hyödyntää antolainausprosessissa?

2 Antolainausprosessi liikepankeissa

2.1 Antolainausprosessista ja sen merkityksestä yleisesti

Pankkipalveluiden tarjonnan jatkuvasti laajentuessa on liikepankkien tarjoama perinteinen antolainaus yrityksille ja yksityisille yksi keskeisimmistä pankkisektorin kivijaloista liiketoiminnan näkökulmasta. Itse antolainaus on prosessina yksinkertainen, ja käytännössä sen voi tiivistää siten, että kaksi osapuolta tekevät sopimuksen haettavasta rahoituksesta, jonka jälkeen prosessi päättyy suoritettujen lyhennysten jälkeen lainan takaisinmaksuun. Tarkemmin avattuna antolainaus voidaan liikepankkien näkökulmasta jakaa neljään eri vaiheeseen, joista ensimmäinen on lainahakemuksen vastaanottaminen lainanhakijalta. Toisessa vaiheessa liikepankki dokumentoi ja käsittelee analyttisesti luotonmyönnön tuottoja ja riskejä asiakaskohtaisesti kvantitatiivisten ja kvalitatiivisten mittareiden kautta. Kolmantena analysoinnin jälkeen pankki päättää, myönnetäänkö laina vai ei. Jos laina myönnetään, viimeisenä vaiheena lainansaaja suorittaa luoton takaisinmaksun sovittujen ehtojen mukaisesti. (Altman, 1980.)



Kuva 1. Antolainausprosessin vaiheet (mukaiillen Altman 1980)

Pankin perustehtäviin antolainauksen lisäksi muodostuu tämän lisäksi ottolainaus, jossa asiakas tallettaa varojaan pankkiin. Talletuksia vastaan pankki maksaa korkoa ja tarjoaa palveluitaan asiakkaiden käyttöön. (Merton, 1977.) Ottolainauksen käsite on oleellista ymmärtää sen vuoksi, että anto- ja ottolainauksen erotuksesta syntyvä korkokate on Ahtokarin (1990) ja Angbazon (1997) mukaan erittäin merkittävä tekijä pankkien liiketoiminnan ja tuloksen muodostumisessa. Korkokatteesta saatava tuotto vaihtelee hyvin paljon eri asiakkaiden kesken. Merkittävä osa asiakkaista tuottaa pankille hyvin pientä katetta, tai he ovat jopa tappiollisia. Keskeisenä syynä pankin kannalta heikolle tuotolle on useiden asiakkaiden hyvin pieni anto- ja ottolainauksen suhde, minkä vuoksi

myös korkokate jää niukaksi. Tuottoisimmat asiakkaat pankille ovat niitä, jotka ovat tallettaneet pankkiin paljon varojaan pienellä korolla tai joille on myönnetty paljon antolainauksia suurella korolla. (Ahtokari, 1990, 32, 34-35.)

Pankit pystyvät tämän lisäksi kasvattamaan korkokatettaan myöntämällä riskialttiimpia, mutta tuottavampia lainoja. Niiden lainojen myöntäminen tuoton myötä ei kuitenkaan ole näin yksinkertaista, koska korkokate reflektoi liikepankkien omaisuuserien ja velkojen suhdetta eli pääomarakennetta, joka vaihtelee eri liikepankkien välillä. Korkokatteen tulisikin todellisuudessa asettua sellaiselle tasolle, jossa liikepankki saa luotua tarpeeksi kassavirtaa, jolloin riittävän tulopohjan ansiosta pankki pystyy huolehtimaan oman pääoman riittävästä suhteesta antolainauksesta syntyviin riskeihin. (Angbazo, 1997.)

Luotottamisen määrä on jatkuvasti kasvanut 1930-luvun laman jälkeen enenevässä määrin, kun talouskasvu on perustunut enemmän velkarahalla syntyvään kasvuun kuin nettovarallisuuden lisääntymiseen. (Schularick & Taylor, 2012.) Liiallinen riskinotto pankkien luottopäätöksissä onkin ollut merkittävä tekijä lähihistorian talouskriisien synnyssä. Tämän vuoksi pankkien tulisikin tarkastella kriittisemmin antolainauksen perusteita. Ilman järjestelmällistä riskienhallintaa ja analysointia antolainaus voi pahimmillaan johtaa kronologisessa järjestyksessä luottoriskin kasvamiseen, markkinoiden paisumiseen, rahoitusmarkkinoiden epävakauteen ja lopulta lamaan. Näiden tekijöiden vuoksi antolainauspäätöksillä ja niiden riskienhallinnalla on syvempi merkitys koko globaalin talouden kannalta. (Jansson, Roos & Gärling, 2023.)

Tässä työssä tehdään Ahtokarin (1990), Angbazon (1997) ja Janssonin ym. (2023) esittämien syiden vuoksi johtopäätös, että antolainausprosessin merkitys liikepankeissa on erityinen. Se on keino, jolla pankit määrittelevät sen taloudellisen voiton tason, jota ne lähtevät korkokatteen kautta tavoittelemaan. Tämän vuoksi antolainausprosessissa erityisesti luottopäätöksen tekijät ovat erityisen tärkeitä. Antolainauspäätökset toimivat vedenjakajana pankkien riskihalukkuudelle ja päätöksien vaikutukset yltyvät ihmisten hyvinvointiin niin mikro- kuin makrotalouden kautta.

2.2 Antolainausprosessin mittarit

Teknologinen kehitys on erityisesti viime vuosina muuttanut tapaa, jolla luotonmyöntäjät arvioivat lainanhakijoita. Antolainaukseen tarvittavan informaation kerääminen, arviointi ja dokumentointi ovat huomattavasti tehostuneet, ja samalla prosessin hinta on laskenut. Kehityksen ansiosta pankit pystyvät hyödyntämään antolainauksen myönnössä vaadittavia tietoja suuremmissa määrin esimerkiksi potentiaalisen asiakkaan takaisinmaksukyvyistä ja luottoluokituksesta. (Sutherland, 2020.) Nämä vaikuttavat myös oleellisesti lainan marginaaliin, joka Puttosen ja Knüpferin (2018, 155-156) mukaan mukailee antolainauksen riskiodotuksia. Mitä paremmin liikepankit onnistuvat arvioimaan reaalista luottoluokitusta, sitä tuottavampia lainoja ne pystyvät myöntämään. Syy tähän on se, että riskipreemion taso, eli riskisestä lainasta saatava korko, joka ylittää riskittömän sijoituksen koron, arvostetaan juuri oikein. Tämän ansiosta riski-tuottosuhte muodostuu hinnoittelun kautta optimaaliseksi. (Knüpfer & Puttonen, 2018, 155-156.)

Antolainauksessa riskitason tarkka ja oikea arvostaminen on erityisesti Subprime-kriisin seurauksena kasvanut niin Marshallin ym. (2010), kuin Janssonin ym. (2023) mukaan. Tämä on seurausta valtioiden ja kansainvälisten rahoitusmarkkinoiden epävakauden lisääntymisestä. Edellä mainittujen tekijöiden vuoksi lainan takaisinmaksun todennäköisyyden ja lainahakijaan liittyvien ominaisuuksien mittareiden merkitys ja niiden tarkkuus ovat korostuneet. Tarkemman arvioinnin seurauksena liikepankit pystyvät segmentoimaan asiakkaansa paremmin, hinnoittelemaan lainat oikein ja tekemään antolainausprosessista turvallisemman. Paremman riskiarvioinnin ansiosta liikepankit pystyvät parantamaan rajallisten pääomien allokoitua, mikä lisää niin yksittäisen pankin kilpailuetua markkinoilla, mutta toimii myös koko rahoitusmarkkinoiden vakauden eduksi. (Marshall ym., 2010.)

Liikepankit muodostavat antolainausprosessissaan todennettavissa olevien lähteiden avulla aina jokaisen lainaa hakevan yrityksen luottokelpoisuusluokituksen. Luokitukset perustuvat pienten ja keskisuurten yritysten suhteen liikepankkien omiin, yksityisiin tutkimuksiin. Kansainvälisten suuryritysten kohdalla taas hyödynnetään pääasiallisesti maailmanlaajuisten reittaustoimistojen julkisia luottoluokituksia, joista tunnetuimmat toimistot ovat Moody's ja Standard & Poor's. Julkisia luottoluokitusarvioita hyödyntävät erityisesti kansainväliset sijoittajat, jotka ostavat suuryritysten joukkovelkakirjoja. (Knüpfer & Puttonen, 2018.) Edellä mainittujen reittaustoimistojen luottoluokitustasoja

ei hyödynnetä samalla tavalla pienten- ja keskisuurten yritysten antolainauksessa ja yksityishenkilöiden kohdalla puhutaan taas yleensä luottopisteytyksestä. (Hand & Henley, 1997.) Tästä huolimatta reittaustoimistojen luottoluokitukset tarjoavat tässä tutkielmassa havainnollistavan viitekehyksen hakijan arviointiin liikepankkien näkökulmasta.

Taulukko 1. Reittaustoimistojen luottokelpoisuusluokat (mukaillen Puttonen & Knüpfer 2018, 157)

Moody's	S&P	Ominaisuudet
Aaa	AAA	Laina parhaalla luokituksella. Pääoman ja koron maksukapasiteetti erittäin vahva.
Aa	AA	Yhdessä parhaan luokituksen kanssa muodostaa korkeatasoisen luokan. Pääoman ja koron maksukapasiteetti todella vahva.
A	A	Pääoman ja koron maksukapasiteetti vahva. Negatiiviset muutokset olosuhteissa ja taloudellisessa tilanteessa voivat kuitenkin vaikuttaa rajallisesti maksukykyyn.
Baa	BBB	Pääoman ja koron riittävä maksukapasiteetti. Epäsuotuisat taloudelliset olosuhteet vaikuttavat pääoman ja korkojen takaisinmaksuun heikentävästi, kuin korkeammassa luottoluokituksissa.
Ba, B, Caa, Ca	BB, B, CCC, CC	Pääoman ja koron maksukapasiteetti perustuu spekulatiivisiin ominaisuuksiin. Luokitukset Ba ja BB omaavat vähäisemmän spekulatiivisuuden, kuin Caa ja CCC. Lainanhakijalla on kuitenkin joitain takaisinmaksua suojaavia tekijöitä, kuten vakuuksia. Suurten epävarmuustekijöiden vuoksi ne eivät kuitenkaan ole riittäviä.
C	C, D	Lainoitettava omaa entuudestaan jo eräänntyneen lainan ja/tai koronmaksu on myöhässä.

Yksityishenkilöiden kohdalla lainahakijan arviointi ja luottopisteytys nojaa kvantitatiivisten laskelmien sijaan enemmän lainavirkailijan tekemään päätöksentekoon informaation pohjalta. Yleensä yksittäisen lainahakijan kohdalla erityisen merkitsevää on se, kuinka hyvin tämä on aiemmin hoitanut velvollisuutensa lainantajaa kohtaan. Luottopisteytys ja täten myös luottopäätös perustuvat myös esimerkiksi lainanhakijan ikään, asumismuotoon, tuloihin, pankki- ja työsuhteeseen ja edellä mainittujen pituuteen ja laatuun. (Hand & Henley, 1997.) Päätösprosessin nojatessa vahvasti virkailijan päätökseen perehdytään tässä tutkielmassa myös lainavirkailijan inhimillisyyteen ja tästä syntyvään informaatioasymmetriaan pankin, lainavirkailijan ja lainahakijan välillä.

2.3 Kvalitatiiviset tekijät ja informaatioasymmetria antolainausprosessissa

Vaikka liikepankit pyrkivät perustamaan luottopäätöksen mahdollisimman hyvin kvantitatiivisten mittareiden ja todennettavissa olevan informaation varaan, voi erityisesti pienten yritysten maksukyvyystä olla vaikeaa saada riittävästi tietoa. Pienet yritykset ovat monesti olleet vasta vähän aikaa toiminnassa, julkisia tietokantoja tai raportteja ei ole ja lain vaativat valvontamekanismit ovat huomattavasti vähäisemmällä tasolla kuin suur- ja pörssiyrityksillä. Luotettavan ja riittävän tiedon puuttuessa pankit kohtaavat vahvemmin informaatioasymmetriasta eli tiedon määrän epätasaisuudesta osapuolien välillä syntyvät ongelmat. (Bruns ym., 2008.) Tämä lisää myös pakollisen regulaation määrää riskien vähentämiseksi, mikä osaltaan heikentää päätöksentekoa. (Currie ym., 2022.) Laadukkaan tiedon vähäisyyden vuoksi luottopäätös perustuu vahvemmin virkailijan omaan arvioon, jolloin luottopäätösten taso kärsii. Dokumentaation puuttuessa pyrkivät liikepankit yhdenmukaistamaan informaation hankinnan ja lainavirkailijoiden päätösprosessin, jotta yli- tai aliluotottamista ei syntyisi. Pankkien prosessien yhdenmukaistamispyrkimyksistä huolimatta luottopäätökset ovat silti vahvasti pohjautuneet yksittäisten lainavirkailijoiden kvalitatiiviseen päätöksentekoon. Kun luotettavan informaation määrä vähenee, on lainavirkailijan ammattitaidolla ja kokemuksella on suurempi merkitys. (Bruns ym., 2008.)

Bruns ym. (2008) ovat havainneet, että lainavirkailijan ja lainahakijan inhimillisen pääoman, eli esimerkiksi koulutustason, osaamisen ja persoonan samankaltaisuus ennusti vahvasti hyväksyttyä luottopäätöstä. (Bruns ym., 2008.) Tästä poiketen Carter ym. (2007) ovat havainneet maltillisempia eroja lainavirkailijoiden inhimillisen pääoman tekijöiden ja henkilökohtaisten ominaisuuksien arvostustasoissa suhteessa lainahakijaan. Esimerkiksi naisvirkailijat korostivat todennäköisemmin luottopäätöksissään lainahakijan siviilisäätyä, joka tutkimuksen mukaan toimii henkilökohtaisen vakauden ja taloudellisen vastuun vertauskuvana erityisesti miespuolisissa lainahakijoissa. Sen sijaan miesvirkailijat painottivat lainahakijan ymmärrystä ja sitoutumista suhteessa lainaa hakevan yrityksen liiketoimintaan erityisesti, jos hakija oli nainen. (Carter ym., 2007.) Tämän sijaan Nutt (1989) on havainnut, että organisaatiokulttuuri oli merkittävämpi tekijä luottoriskin ja luottopäätöksen muodostamisessa kuin yksittäisen lainavirkailijan inhimillinen pääoma. Artikkelissa tutkittiin samojen lainahakemusten eri lopputuloksia eri pankeissa lainavirkailijoiden kautta. Jos pankin organisaatiokulttuuri perustui

analyttiseen kulttuuriin, syntyi luottopäätös helpommin. Tämän sijaan konsultoivassa kulttuurissa lainavirkailijat olivat vastahakoisempia ja varovaisempia luottopäätöksissä. Tästä huolimatta konsultoivan kulttuurin virkailijat päätyivät lopulta samanlaisiin lopputuloksiin antolainauspäätöksissään kuin analyttisen organisaatiokulttuurin virkailijat. Kvalitatiivisten tekijöiden merkitystä ei kuitenkaan havaittu tutkimuksessa merkittäviksi. Sen sijaan lainahakemukset, jotka sisälsivät laadukasta, todennettavissa olevaa kvantitatiivista taloudellista informaatiota, menivät helpommin läpi kuin hakemukset, jotka perustuivat ennusteisiin tai innovatiivisuuteen. (Nutt, 1989.)

Tässä tutkielmassa tehdään johtopäätös Carterin ym. (2007) ja Brunsin ym. (2008) havaintojen perusteella, että kvalitatiivisen päätöksenteon suuri merkitys ja dokumentaation vähäisyys aiheuttavat heikompia luottopäätöksiä. Tämä on seurausta siitä, että informaatioasymmetriasta ja inhimillisistä rajoitetun rationaalisuuden tekijöistä syntyvä lainapäätösten heterogeenisuus aiheuttaa Puttosen ja Knüpferin (2018) aiemmin mainitseman riskipreemion kasvun. Luottopäätösten perustuessa tulevaisuuden ennusteisiin ja heterogeeniseen päätöksentekoon joutuu liikepankki hinnoittelemaan lainansa korkeammalle marginaalin kautta, koska riski epäonnistuneelle takaisinmaksulle kasvaa.

Koska kvalitatiivisuuden merkitys on antolainauksessa suuri, tehdään tässä tutkielmassa myös johtopäätös, että jos luottopäätökseen vaadittavaa informaatiota olisi enemmän ja dokumentaation laatu olisi parempi, antolainausprosessi parantuisi. Tällöin antolainaus perustuisi enemmän todennettavissa oleviin lukuihin, jolloin liikepankkien kohtaama epävarmuus vähenisi. Näin luottopäätösten laatu kehittyisi, mikä kasvattaisi liikepankkien toimintakykyä markkinoilla. Tämän lisäksi antolainausprosessin parantaminen hyödyttäisi myös lainahakijoiden asemaa, kun lainat hinnoiteltaisiin oikein eikä yli- tai aliluotottamista tapahtuisi yhtä paljon. Tarkemman luotottamisen avulla pystyttäisiin myös makrotaloudessa vähentämään Janssonin ym. (2023) aiemmin mainitsemien talouskriisien todennäköisyyttä, koska liiallinen riski luottopäätöksissä on ollut merkittävä syy lähihistorian talouskriisien synnyssä. (Jansson ym., 2023.)

Tässä tutkielmassa tehdään antolainausprosessin osalta johtopäätös, että informaation merkitys luottopäätöksessä on suuri. Siksi tämä tutkielma perehtyy tekoälyn merkitykseen liikepankeissa ja sen hyödyntämisen mahdollisuuksiin antolainauksessa rajoitetun rationaalisuuden ja informaationiukkuuden vallitessa.

3 Tekoälyn käyttö liikepankeissa

3.1 Tekoälyn käyttö, ongelmat ja hyödyt yleisesti

Tekoälysovellusten ominaisuuksien ja tarjonnan kehittyminen luo yrityksille enenevässä määrin mahdollisuuksia kehittää liiketoimintaansa. Tekoälystä on tullut muutamassa vuodessa merkittävä osa-alue yritysten toiminnassa. Monet organisaatiot panostavatkin tekoälyn kehittämiseen. Gartnerin (2019) raportin mukaan niiden organisaatioiden määrä, jotka ovat implementoineet tekoälyn käyttöön, on kasvanut 270 prosenttia viimeisen neljän vuoden aikana. (Mikalef & Gupta, 2021.)

Pankkipalveluiden tarjonnan kasvaessa liikepankit kohtaavat uusien kilpailijoiden paineen. Liikepankeilla oli pitkään verrattain suojatut ja alueelliset markkinat, joihin ulkopuolisilla ei ollut pääsyä. Uudet haastajat muodostuvat perinteisten pankkien sijaan uusista yritysmuodoista, jotka tarjoavat samoja palveluita, joita aiemmin tarjosivat vain liikepankit. Uudet kilpailijat perustavat toimintansa konttorien sijaan verkkoalustoihin, jotka hyödyntävät vahvemmin tekoälyä toiminnassaan. Jos perinteiset liikepankit eivät reagoi tarpeeksi vahvasti uusien kilpailijoiden tuottamaan paineeseen, ovat ne vaarassa menettää jopa 10 - 40 % liikevaihdostaan. (Königstorfer & Thalmann, 2020.)

Tekoäly on liikepankkien käytössä mahdollistanut esimerkiksi liikevaihdon ja voittomarginaalin kasvattamisen sekä samalla kustannusten alentamisen. Hyödyt liikepankeille tekoälyn hyödyntämisestä syntyvät esimerkiksi paremmasta asiakkaiden segmentoinnista ja kohderyhmän tunnistamisesta sekä konttoriverkoston kannattavuuden ja sijoittumisen kehittämisestä. Tekoälyllä on optimoitu liiketoimintaa, kun antolainauksen luottotappiot ovat vähentyneet ja transaktioiden turvallisuus on parantunut. Lisäksi riskienhallintaprosesseja on saatu automatisoitua. (Königstorfer & Thalmann, 2020.) Antolainauksessa kvantitatiivisen datan saatavuuden jatkuvasti lisääntyessä julkisista ja yksityisistä lähteistä on tekoälyllä havaittu olevan myös päätöksentekoa tehostava vaikutus. (Jakšič & Marinč, 2019.) Havaituista hyödyistä huolimatta tekoälyä hyödynnetään varsin rajoitetusti lähinnä suurimmissa liikepankeissa esimerkiksi Backend-palveluiden eli taustajärjestelmien tukena. Tekoälyn hyödyntäminen näissä keskittyy muun muassa varainhoidon palveluissa osakekurssien ennustamiseen ja antolainausprosessissa luottoluokitusten määrittelyyn. (Königstorfer & Thalmann, 2020.)

Syitä vähäiselle käytölle voi selittää esimerkiksi se, että teknologian kehitys ja tekoälyn hyödyntäminen pankkien käytössä nähtäisiin riskialttiina manipulaatiolle. Dataa on mahdollista muokata, ja sillä voidaan perustella todellisuudessa liian riskialttiiden päätösten tekemistä. Erityisesti antolainauksessa huolia herättää se, miten teknologinen kehitys ja tekoäly pystyy päätöksenteossa tunnistamaan ja ottamaan huomioon lainahakijoiden sekä lainavirkailijoiden motiiveja ja kannustimia. (Jakšič & Marinč, 2019.) Pelkoa herättää myös se, että lähitulevaisuudessa tekoäly korvaa ihmiset kokonaan päätöksenteossa ja töissä rationaalisempina päätöksentekijänä. (Jarrahi, 2018.) Tällöin ihmisiä ei enää tarvittaisi antolainausprosessin päätöksenteossa. Tekoäly voidaan nähdä myös eettisesti ongelmallisena, ja se herättää erilaisia kysymyksiä. Esimerkiksi mitä käytännössä tarkoittaa se, että tekoäly tekee päätöksen? Mitä moraalisia, yhteiskunnallisia ja laillisia seuraamuksia tekoälyllä tehdyillä päätöksillä voi olla? Voiko tekoäly itsessään olla vastuussa tekemistään päätöksistä? Miten tekoälyn päätöksentekoa ja sen kehitystä valvotaan sekä kontrolloidaan regulaation, lainsäädännön ja organisaatioiden sisällä? (Dignum, 2018.)

Tekoäly ei käsitteenä ole yksiselitteinen, ja laajasti hyväksyttyä määritelmää tekoälystä kirjallisuuden suuresta määrästä huolimatta viimeisten vuosikymmenten aikana ei kuitenkaan ole syntynyt. (Mikalef & Gupta, 2021.) Esimerkiksi Kaplan ja Haenlein (2019) määrittelevät tekoälyn järjestelmän kyvyksi tulkita oikein ja oppia ulkoisesta informaatiosta sekä hyödyntää joustavasti datasta saatavaa informaatiota tavoitteiden saavuttamiseksi. (Kaplan & Haenlein, 2019.) Tekoäly voidaan myös määritellä Poolen ja Mackworthin (2010) mukaan järjestelmällisenä agenttina. Älykäs agentti toimii oikein suhteessa tavoitteisiin, ympäristöön ja oppii kokemuksistaan. Tämä lähestymistapa ei huomioi älykästä itsenäistä ajattelua, vaan keskittyy älykkääseen toimintaan ainoastaan tekojen perusteella. (Poole & Mackworth, 2010, 4.)

Bostrom (2014) määrittelee Kaplanin ym. (2019) ja Mikalefin ym. (2021) tavoin tekoälyn keskeiseksi ominaisuudeksi myös taidon oppia sekä epävarmuuden ja todennäköisyyksien tehokkaan hallitsemisen. Näiden lisäksi kehittyneempi versio tekoälystä pystyy myös itsenäisesti kehittämään omaa arkkitehtuuriaan. Huomattavaa on se, että vaikka tekoäly voidaan rakentaa toimimaan kuin ihmisäivot, se ei ole välttämätöntä. On jopa todennäköistä, että tekoäly operoi ihmiselle tuntemattomalla tavalla kuin muukalainen. Tällöin sen toiminta ei perustuisi inhimillisiin motiiveihin, kuten ylpeyteen, vihaan tai rakkauteen, mikä on samalla iso ongelma, mutta myös

mahdollisuus. Itsenäisten motiivien sijaan Bostromin (2014) yksi näkemys tekoälystä on myös sen rooli ainoastaan työkaluna. Näissä tilanteissa toiminta perustuu esimerkiksi ihmisen tukemiseen tarjoten älykkäitä ratkaisuja vähentäen ihmisen kognitiivista taakkaa. Työkaluna tekoälyllä ei olisi mitään omia tavoitteita tai motiiveja, vaan älykäs toiminta rajoittuisi käytettävään sovellusympäristöön. (Bostrom, 2014, 23, 29-30, 151-152.)

Ratkaisuna tekoälyn hyödyntämiseen voitaisiin nähdä esimerkiksi tasapainotettu menetelmä, jossa ihminen edelleen toimii todellisena päätöksentekijänä ja tekoäly apuvälineenä prosessissa. Monet parhaat päätökset tehdään yleensä yhdistelemällä analyttistä ja intuitiivista lähestymistapaa, joka voidaan saavuttaa ihmisen ja tekoälyn yhteistyönä. Tasapainotetussa ratkaisussa ihminen pystyy hyödyntämään moniulotteista päättelykykyään intuitiiviselta pohjalta, jolloin lopputuloksen kannalta oikeasti merkitsevien muuttujien todellinen ymmärtäminen on tarkoituksenmukaista. Tämän seurauksena pystytään tunnistamaan, millainen data ja informaatio on hyödyllistä päätöksentekoprosessissa, jossa tekoäly toimii tämän tiedon hankinnassa. (Jarrahi, 2018.)

Käytännössä voidaan siis sanoa, että ihmisen ja tekoälyn yhteistyö voi toimia kahdella tavalla riippuen päätöksenteon vaativuudesta. Ensimmäisenä tekoäly toimii analyttisenä päätöksentekijänä ratkaisten monimutkaisia ongelmia, kun ihminen keskittyy epävarmuuden ja päätöksenteon yksiselitteisyyden ratkaisemiseen hyödyntämällä luovuutta ja intuitiivista lähestymistapaa. Toisena, monimutkaisemmissa päätöksissä epävarmuuden ja epäselvyyden lisääntyessä, on tekoälyllä todennäköisten vaihtoehtojen analysoinnissa rooli. Ihminen kuitenkin inhimillisellä ja intuitiivisella näkökulmalla tekee reaali maailman todellisten muuttujien vuoksi ratkaisun suhteessa potentiaaliseen riskin ja saatuun hyötyyn. (Jarrahi, 2018.)

Epävarmuus	Monimutkaisuus	Yksiselitteisyys
<ul style="list-style-type: none"> • Ihminen tekee nopeasti intuitiivisia päätöksiä epävarmuuden vallitessa • Tekoäly tarjoaa pääsyn reaaliaikaiseen informaatioon, esimerkiksi havaitsemalla poikkeamat 	<ul style="list-style-type: none"> • Ihminen päättää mistä hän dataa hankkii ja tekee päätöksen vaihtoehdoista informaation avulla • Tekoäly kerää, prosessoi, muokkaa ja analysoi dataa käyttökelpoiseen muotoon 	<ul style="list-style-type: none"> • Ihminen rakentaa konseuksen, neuvottelee ja hankkii tuen päätöksentekoon • Tekoäly analysoi ihmisen tunteita ja esittää näistä tulkintoja

Kuva 2. Ihmisen ja tekoälyn yhteistyö päätöksenteossa (mukaillen Jarrahi 2018)

Tekoälyyn liittyvät kysymykset ja niiden mahdolliset vastaukset määrittelevät pitkälti sen, miten tekoälyn tulevaisuus nähdään yhteiskunnallisella ja laajemmalla tasolla. (Dignum 2018.) Vaikka liikepankkien kohtaama uudenlainen kilpailu on muun muassa Königstorferin ja Thalmannin, (2020) mukaan lisääntynyt, on pankkisektori kuitenkin edelleen suhteellisen konservatiivinen sen yhteiskunnallisen aseman merkityksestä ja tämän aiheuttamasta huomiosta johtuen. (Doumpos ym., 2023.) Tässä tutkielmassa tehdään kuitenkin Königstorfer ja Thalmannin (2020), sekä Mikalefin ja Guptan (2021) esittämien syiden vuoksi johtopäätös, että liikepankit eivät ole immuuneja tälle kehitykselle, ja siksi tekoäly tulee nähdä mahdollisuutena halliten siihen liittyvät riskit huolellisesti.

3.2 Liikepankeissa käytettävät tekoälytyypit

Liikepankeissa monet liiketoiminnan osa-alueet nojaavat tavalla tai toisella päätöksentekoprosesseihin, joihin myös antolainaus perustuu. Päätöksenteossa on hyödynnetty tukena operaatioanalyysia (engl. operations research, OR), jossa päätöksentekijä suhteutettuna vaihtoehtoihin ja kontekstiin tuo esille preferenssinsä. Erityisesti pankkikontekstissa operaatioanalyysiä käytetään suorituskyvyn mittaamisen tukena hyödyntäen sisäisiä ja ulkoisia muuttujia, kuten taseinformaatiota tai regulaatiota. (Doumpos ym., 2023.) Tämä on tärkeää ymmärtää siksi, että Doumposin ym. (2023) mukaan operaatioanalyysi parantaa pankkien tuottavuutta, ja toimien päätöksenteon tukena se kytkeytyy myös antolainausprosessiin. Fethin ja Pasiourasin (2010) mukaan

tekoälyn ja OR-metodien kehitys on lisännyt kvantitatiivisten tekniikoiden käyttöä pankeissa. Näitä hyötyjä tukee Carterin ym. (2007) ja Brunsin ym. (2008) havaitsema kvalitatiivisen päätöksenteon määrän ja heikompien luottopäätösten korrelaatio. Tällöin numeraalisilla muuttujilla on rooli pankkien prosessien ja taloudellisen aseman parantamisessa. Operaatioanalyysi kytkeytyy vahvasti tekoälyyn, jota on alettu enenevässä määrin hyödyntämään OR-metodien yhteistyönä. Tekoälytyyppeinä pankit ovat käyttäneet operaatioanalyysin tukena muun muassa koneoppimista, josta on tullut erityisen suosittu tekoälytyyppi viimeisen vuosikymmenen aikana. (Doumpos ym., 2023.)

3.2.1 Koneoppiminen

Koneoppiminen voidaan määritellä järjestelmien kykyä oppia ilman eksplisiittistä ohjelmointia, jolloin voidaan hallita ja käsitellä dataa tehokkaammin. Koneoppimista voidaan hyödyntää esimerkiksi kun, jos datan tarkastelun jälkeen siitä ei pystytä tulkitsemaan kontekstin mukaista oleellista tietoa. Koneoppimisen kysyntä on myös lisääntynyt samalla, kun käytettävissä olevan informaation määrä on kasvanut, jolloin tarve datan tehokkaammalle käsittelylle on kasvanut. (Mahesh, 2019.) Myös Jordanin & Mitchellin (2015) mukaan raakadatan moniulotteisuuden ja rikkauden kasvaessa pystytään koneoppimisen avulla muokkaamaan dataa käytettävämpään muotoon. (Jordan & Mitchell, 2015.)

Koneoppiminen voidaan jakaa eri lajeihin, mutta yleisimmät koneoppimisen muodot ovat ohjattu oppiminen (engl. supervised learning) ja ohjaamaton oppiminen (engl. unsupervised learning) (Mahesh, 2019.) Näistä ohjattu oppiminen keskittyy regressio- ja luokittelumallien hyödyntämiseen erityisesti ennustavassa tarkoituksessa, kun taas ohjaamaton oppiminen perustuu analyttiseen ja kuvailevaan lähestymistapaan. (Doumpos ym., 2023.) Edellä mainittuja koneoppimisen muotoja usein myös yhdistetään, jolloin puhutaan puoliohjatusta oppimisesta (engl. semisupervised learning). Tällöin voidaan esimerkiksi hyödyntää luokittelematonta dataa valvotussa ympäristössä tunnisteiden avulla, jolloin malli erottelee ohjaamatonta oppimista varten hyödynnettävät yhtälöt ja arkkitehtuurit. Tästä saatavia koneoppimisen tulkitsemia riippuvuussuhteita voidaan siten hyödyntää kausaalimallinnuksessa ja saada selville muuttujien todellisia syy-seuraussuhteita pelkkien korrelaatioiden sijasta. (Jordan & Mitchell, 2015.)

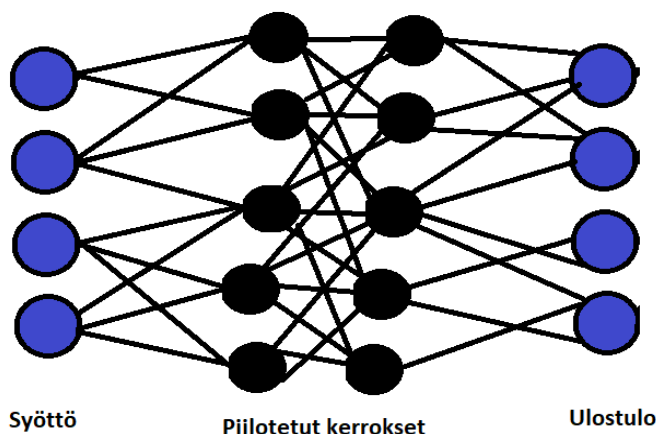
Liikepankeissa koneoppimista hyödynnetään erityisesti pankin taloudellisen tilanteen ja suorituskyvyn ennustamisessa ohjatun oppimisen avulla. Koneoppimisella pystytään arvioimaan myös luottoluokituksia, kun tarkoituksena on saadusta datasta arvioida ja analysoida lainanhakijan kykyä hoitaa antolainaukseen liittyvät velvoitteet. (Doumpos ym., 2023.) Koneoppimisella on havaittu olevan myös riskipreemion arvioinnissa huomattava potentiaali. Tämä kytkeytyy ennustamiseen ja siihen liittyvän ehdollisen todennäköisyyden laskemiseen, jossa koneoppiminen toimii ominaisuuksiensa ansiosta erinomaisesti. (Gu ym., 2020.)

Haasteena tekoälyllä parannetuissa ennusteissakin on se, että ne ovat vain mittareita, jotka eivät huomioi todellisia taloudellisia mekanismeja tai niiden tasapainoja. Koneoppiminen ei itsessään pysty tunnistamaan syvällisiä syy-seuraussuhteita riskipreemioon vaikuttavien omaisuuserien hintojen ja ehdollisten muuttujien välillä. Tästä huolimatta valvotussa ympäristössä koneoppimisesta voidaan saada apua riskipreemion estimointiin, kun ihminen hypoteesin avulla ohjaa tekoälyn käyttöä ja päättää, millä laajuudella sen tuloksia hyödynnetään. (Gu ym., 2020.) Ihmisen merkitystä koneoppimisen hyödyntämisessä tukee myös Jordanin ja Mitchellin (2015) havainto puoliohjatun oppimisen tulkintojen itseisarvon rajoittumisesta korrelaatioihin ilman kausaalimallinnusta. (Jordan & Mitchell, 2015.) Teknologian vielä kehittyessä voidaan koneoppimista todennäköisesti kuitenkin tulevaisuudessa hyödyntää myös kausaaliteettien havaitsemisessa. (Ding ym., 2019.)

3.2.2 Neuroverkot

Neuroverkot voidaan määritellä tekoälytyypiksi, joka pyrkii käsittelemään dataa ja toimimaan samalla tavalla kuin ihmisäivot. Tämän vuoksi akateemisessa maailmassa käytetään usein termiä keinotekoinen neuroverkko, jotta luodaan ero biologisiin neuroverkkoihin, kuten aivoihin. Neuroverkko koostuu useasta kerroksesta, ja toiminta perustuu järjestelmään syötettävään dataan, jonka algoritmi käsittelee verkostomaisesti piilotettujen kerroksien välissä itsenäisesti oppien. Tietoa käsittelevät, eli piilotetut kerrokset ovat kehittyneet tämän tekoälytyypin hyödyntäessä ja omaksuessa sille annettua dataa. Pitkälle kehittyntä neuroverkkoa kutsutaan Deep Learning-neuroverkoksi eli syväoppimiseksi, joka pystyy käsittelemään ja hyödyntämään hyvin monimutkaista dataa ja tekemään siitä itsenäisesti tulkintoja esimerkiksi tunnistamalla relevantteja ominaisuuksia. (Hugh, 2019.) Tällä tapaa syväoppiminen pystyy muun

muussa ymmärtämään puhetta ja muuttamaan sen tekstiksi ilman, että sitä on erikseen sille opetettu. (Jordan & Mitchell, 2015.)



Kuva 3. Syväoppimisen neuroverkko (mukaillen Hugh 2019)

Syväoppimista on onnistuneesti hyödynnetty esimerkiksi liikepankkien riskienhallinnassa ja monimutkaisten sopimusten hinnoittelussa. Tämän lisäksi neuroverkkoja on pystytty soveltamaan pankeissa taloudellisen tilanteen seurantaan, asiakaspalvelun apuna ja asiakkuuden hallinnassa. Esimerkiksi pankkiautomaattien käteiskysyntää on eksogeenisten tekijöiden avulla pystytty ennustamaan oikein neuroverkkojen ansiosta. (Doumpos ym., 2023.) Näiden lisäksi neuroverkoilla on pystytty estimoimaan luottoriskiä asiakasdatan avulla parantaen antolainausprosessia. (Königstorfer & Thalmann, 2020.)

Neuroverkkoihin liittyy erityisesti ns. mustan laatikon ongelma, jossa syötteeseen ja lopputulokseen päästään käsiksi, mutta piilotettujen kerroksien toiminnasta ei ole tietoa. Tämä muodostaa kysymyksiä neuroverkkojen logiikasta ja käytöstä. (Hugh, 2019.) Läpinäkymättömyyttä pidetään erityisesti liikepankeissa tekoälyn käyttöönottoa haittaavana tekijänä, koska neuroverkkojen ominaisuuksia ei pystytä täysin tulkitsemaan ja tuloksia toistamaan. (Königstorfer & Thalmann, 2020.) Mustan laatikon ongelmaan on havaittu ratkaisuksi sumean logiikan (engl. fuzzy logic) algoritmit, jossa piilotettujen kerroksien toiminnassa syntyvä epätarkkuus, ja toiminnan aiheuttama epätietoisuus muutetaan numeroiksi. Pankkitoiminnassa sumeat algoritmit on havaittu toimiviksi mustan laatikon ratkaisemisessa, sillä niitä voidaan hyödyntää läpinäkyvästi, kustannustehokkaasti ja luotettavasti laajasti muuttuvan kvantitatiivisen datan kanssa. (Doumpos ym., 2023.)

3.2.3 Tukivektorikone

Tukivektorikone (engl. support vector machine, SVM) on joukko menetelmiä, joita hyödynnetään niin ohjatussa kuin ohjaamattomassa oppimisessa. Tukivektorikoneen sisäinen mekanismi tekee käytettävästä datasta lineaarisen luokittelun geometrisesti. SVM-menetelmä siis erottaa toisistaan otokset suurimalla marginaalilla, joka mahdollistaa pienimmän virheluokitustason. (Doumpos ym., 2023.) Jos käytettävissä oleva data on esimerkiksi epälineaarista, pystytään tukivektorikoneella data implementoimaan piirreavaruuteen. Tämä mahdollistaa lineaarisen luokittelun funktioiden avulla. (Yao ym., 2017.) SVM-menetelmien etuna voidaan nähdä niiden suuri tehokkuus lineaaristen ja epälineaaristen luokitteluiden tekemisessä. Tukivektorikoneen hyöty on korkeampi kuin normaalien tilastollisten mallien, joissa tekoälyä ei käytetä. (Doumpos ym., 2023.) SVM-menetelmiä on mahdollista hyödyntää myös tavallisten tilastollisten- ja regressiomallien tukena, jolloin ne parantavat täydentävästi näillä saatavia ennusteita. (Yao ym., 2017.)

Liikepankeissa tukivektorikonetta pystytään hyödyntämään lainanhakijoiden luokittelussa eri ryhmiin riski- ja tuotto-profiililtaan. SVM-menetelmiä pankkikontekstissa onkin tutkittu laajasti erityisesti riskienhallinnan näkökulmasta. Syitä tälle ovat esimerkiksi pankkien kohtaamat haasteet antolainauksissa, kun rahoitustuotteet ovat kehittyneet nopeasti, riskit kasvaneet ja regulaatio on lisääntynyt. Näiden lisäksi tukivektorikonetta hyödynnetään jo laajasti luottopisteytyksen muodostamisessa lainahakijoiden luottohistorian perusteella. (Doumpos ym., 2023.)

Haasteena SVM-menetelmien hyödyntämisessä on niiden herkkyys käytettävän datan muutoksille, jotka aiheuttavat ongelmia niiden todellisessa hyödyntämisessä pankeissa. (Doumpos ym., 2023.) Lisäksi tukivektorikoneen teoreettisista hyödyistä huolimatta sen implementointi käytäntöön on vähäistä. Tämä johtuu siitä, että reaali maailmassa tulokset jäävät usein teoreettisista hyödyistä, koska käytettävät algoritmit ovat likimääräisiä todellisuuden monimutkaisuuden vuoksi. Ratkaisuna ongelmaan on havaittu tukivektorikoneen, Bootstrap-aggregoinnin ja satunnaisaliavaruusmenetelmän (engl. random subspace method, RS) yhdistelmä. (Wang & Ma, 2012.) Tämän tutkielman kannalta ei ole mielekäästä mennä näiden menetelmien teknisiin ominaisuuksiin. Kuitenkin näiden metodien yhdistelmällä on Bootstrap-aggregoinnilla saavutettu SVM-

menetelmän käytössä pienempi varianssi ja RS-menetelmällä tukivektorikoneen monimuotoisempi oppiminen. (Wang & Ma, 2012.)

Tässä tutkielmassa tehdään lopuksi Wangin ja Man (2012), Yaon ym. (2017), sekä Doumposin ym. (2023) esittämien syiden vuoksi johtopäätös, että tukivektorikoneella on paljon potentiaalia liikepankeissa. Käytännön hyöty vaatii kuitenkin ihmisen kriittisen arvioinnin tuloksille tuntien niiden herkkyyden datan vaihtelulle ja reaali maailman monimutkaisuudelle. Lisäksi olisi hyvä perehtyä vielä paremmin empirian ja lisätutkimuksen kautta muiden mallien ja menetelmien, kuten Bootstrap-aggregoinnin ja RS-menetelmän hyödyntämiseen tukivektorikoneen tukena. Näin olisi mahdollista parantaa SVM-menetelmien luotettavuutta, joka on erityisen tärkeää pankkikontekstissa ja antolainausprosessissa.

4 Tekoäly antolainausprosessissa

Luotonmyöntö muodostaa pankkiliiketoiminnan kivijalan, jolloin tuottavat ja laadukkaat lainasopimukset takaavat liikepankille vakaan toiminnan ja kasvun. Antolainauspäätöksen tekeminen vaatii lainahakijan taloudellisen tilanteen tuntemisen, ja tämän selvittäminen on keskeinen tekijä antolainausprosessissa ja luottoriskin vähentämisessä. Pankkiliiketoiminta eroaa myös vastuun määrällä muista liiketoimintamuodoista, jolloin liikepankit kohtaavat raskaan ja nopeasti muuttuvan regulaation ja luottosäätelyn. Luottopäätökset vaativat siis monipuolisen informaation hyödyntämistä ketterästi jatkuvasti muuttuvassa ympäristössä, jotta palvelu pysyy kilpailukykyisenä ja lainmukaisena. (Eletter ym., 2010.)

Erityisenä haasteena liikepankeilla on nykypäivänä valtaviin datamassojen kontrollointi ja siitä hyödyllisen informaation implementointi osaksi antolainausprosessin päätöksentekoa. Kilpailuilla markkinoilla pärjääminen vaatii liikepankilta siis tämän tiedonhallinnan erinomaisen hallitsemisen ja hyödyntämisen. (Eletter ym., 2010.) Tämän apuna on jo pitkään hyödynnetty tavallisia algoritmeja ja tilastollisia malleja. (Yao ym., 2017; Doumpos ym., 2023). Tavalliset mallit eivät kuitenkaan pysty huomioimaan kaikkia mahdollisia antolainauksen muuttujia tarpeeksi hyvin. (Eletter ym., 2010.) Tämän lisäksi mukaan tavallisten mallien ongelmana on se, että niiden muuttujat nojaavat tiettyihin oletuksiin, joita usein rikotaan todellisissa tilanteissa. (Wang & Ma, 2012.) Tekoälyllä on mahdollista saavuttaa tavallisia malleja parempi hyöty kustannustehokkaammin. (Doumpos ym., 2023). Tämän lisäksi tekoäly täydentää tavallisten mallien ennusteita parantaen antolainausprosessia. (Yao ym., 2017.)

Kun liikepankki vastaanottaa lainahakemuksen, käynnistyy antolainausprosessi, jossa liikepankki dokumentoi tiedot, analysoi riskejä ja lopuksi päättää, myönnetäänkö laina vai ei. Positiivisessa luottopäätöksessä lainanhakija suorittaa lyhennykset ja maksaa korot pankille sopimuksen mukaisesti. Jos hakija ei suorita velvoitteitaan, realisoi liikepankki vakuudet ja asettaa lainan perintään. (Altman, 1980.) Antolainausprosessi nojaa edelleen erityisesti ihmisen rooliin päätöksenteossa, joten siinä ei vielä ole mahdollista hyödyntää ohjaamatonta oppimista tai pelkästään tekoälyä. (Doumpos ym., 2023.) Tekoälystä on kuitenkin saatu muun muassa dokumentointiin huomattava apu, kun se pystyy muutamassa millisekunnissa käsittelemään lainahakijan informaation ja kategorisoimaan sen oikein. (Königstorfer & Thalmann, 2020; Sachan ym., 2020.)

Keskeisessä roolissa antolainausprosessissa on päätöksenteko, joka perustuu erityisesti riski-tuottosuhteen arviointiin eli käytännössä luottoluokituksen muodostamiseen. Tämän apuna on pystytty hyödyntämään neuroverkkoja ja tukivektorikonetta, joiden avulla on saavutettu tarkempi luottoriskin arvioiminen. Tekoälyn hyödyntämisen seurauksena siis luottopäätösten ja antolainausprosessin laatu on parantunut. (Eletter ym., 2010; Königstorfer & Thalmann, 2020; Doumpos ym., 2023)

Tekoälyn etu tavallisiin oletuksiin nojaaviin algoritmeihin on se, ettei se nojaa staattisiin funktioiden oletuksiin tai ota huomioon arvioinnin kannalta epäedullisia datajakautumia. Erityisen hyödylliseksi luottoriskin estimoimisessa on havaittu eri tekoälymuotojen yhdistäminen. Näin saadaan integroitua esimerkiksi neuroverkkojen ja tukivektorikoneen hyödyt ja samalla vältetään muun muassa datan vaihtelun herkkyyteen liittyvät tekoälyn ongelmat. (Wang & Ma, 2012; Nazari & Alidadi, 2013) Luottoriskin kannalta tukivektorikoneella on myös mahdollista jakaa lainanhakijat eri luokituksiin esimerkiksi työsuhteen, siviilisäädyn ja tulojen eri painotuksilla. Luokittelun tekemiseen SVM-menetelmä hyödyntää liikepankin keräämää dataa eri lainahakijoista. (Harris, 2013.) Myös Nguyen ym. (2023) ovat havainneet, että tekoälyn ja erityisesti koneoppimisen hyödyt realisoituvat kun niillä hyödynnetään massadataa (engl. big data) osana luottoluokituksen muodostamista antolainausprosessissa. (Nguyen ym., 2023.) Nämä tekijät tarjoavat ainakin osittaisen ratkaisun Eletterin (2010) havaintoon datan vaikeasta implementoinnista antolainausprosessissa sen määrän takia. Tekoälyn hyödyntäminen siis mahdollistaa lainahakijoiden ominaisuuksien tarkemman huomioimisen luottopäätöksen tekemisessä, mikä parantaa antolainausprosessia. (Harris, 2013.)

Pankkikontekstissa päätöksenteossa ihmisen intuitiivinen näkemys, prosessien läpinäkyvyys ja ennusteiden tarkkuus ovat erityisen tärkeitä. Liikepankkien yhteiskuntavastuu on erityisellä tasolla antolainauksen merkityksen takia, jolloin riskienhallinnan rooli luottotamisessa on kriittinen. (Doumpos ym., 2023.) Kvantitatiivinen laadukas informaatio ja sen hyödyntäminen tekoälyllä ja algoritmeilla parantaa antolainausprosessia. (Harris, 2013; Königstorfer & Thalmann, 2020; Sachan ym., 2020.) Tästä huolimatta luottopäätökset nojaavat vahvasti kvalitatiiviseen päätöksentekoon, mihin suurimpia syitä on luotettavan informaation vähäisyys esimerkiksi pienten yhtiöiden kohdalla. Näissä tilanteissa antolainausprosessin päätöksenteko perustuu vahvasti lainavirkailijan tekemään kvalitatiiviseen arviointiin.

Suuri painoarvo laadullisessa päätöksenteossa aiheuttaa informaatioasymmetriasta johtuvia haasteita antolainausprosessissa. (Bruns ym., 2008.)

On kuitenkin osittain epäselvää, kuinka paljon teknologian lisääntyminen ja tekoälyn käyttö pienentää informaatioasymmetriaa. Esimerkiksi massadatan hyödyntäminen heikentää läpinäkyvyyttä lainahakijan ja pankin välillä, mutta toisaalta se vähentää informaatioasymmetriaa ja näin parantaa antolainausprosessin luotettavuutta. (Doumpos ym., 2023.) Koneoppimisen hyödyntäminen voi taas hyödyistä huolimatta lainahakijan arvioinnissa johtaa yli- tai aliluotottamiseen, kun sen hyödyntämien voi luoda uusia valintaharhoja. (Fuster ym., 2019.)

Tässä tutkielmassa tehdään johtopäätös, että Brunsin ym. (2008) informaatioasymmetrian ja Fusterin ym. (2019), sekä Doumposin ym. (2023) tekoälyn käytöstä syntyviin ongelmiin ei siis ole yksiselitteisiä ratkaisuja. Erityisesti informaatioasymmetrian ratkaiseminen voidaan nähdä haasteena antolainausprosessissa, koska siinä osallisena olevat ihmiset eivät aina toimi rationaalisesti, ja heidän motiivejaan voi olla vaikea ymmärtää. (Jakšič & Marinč, 2019.) Tässä tutkielmassa tehdään kuitenkin johtopäätös, että tekoäly voitaisiin nähdä enemmän ihmistä tukevana roolina myös antolainausprosessissa Jarrahin (2018) yhteistyökaavion mukaisesti. Näin olisi mahdollista vähintäänkin parantaa antolainausprosessia, kun päätöksenteontueksi saataisiin tekoälyllä paremmin kvantitatiivista aineistoa. Samalla olisi mahdollista vähentää liikepankkien kohtaamaa epäluuloa tekoälyn hyödyntämiseen, kun päätöksenteko ei perustuisi yksinään esimerkiksi neuroverkkojen osittain tuntemattomaan mustan laatikon toimintalogiikkaan.

Lopuksi tässä tutkielmassa tehdään päätelmä muun muassa Königstorferin ja Thalmannin (2020) esittämien tekoälyn hyötyjen vuoksi, että tekoälyllä olisi mahdollista saada enemmän irti liikepankkien käytössä olevasta vähäisestä informaatiosta. Todennettavissa olevan tiedon niukkuus on Brunsin ym. (2008) mukaan yksi suurimpia syy kvalitatiivisen päätöksenteon merkitykselle antolainausprosessissa. Nguyenin ym. (2023) mukaan tekoälystä suurin hyöty on havaittu massadatan kanssa. Edellä mainittujen syiden vuoksi tässä tutkielmassa esitetään potentiaalisiksi ratkaisuksi suurien tietomassojen hyödyntäminen. Näissä tilanteissa tekoälyllä olisi eksogeenisen tiedon avulla potentiaalia laskelmoida informaationiukat antolainaus tilanteet tarkemmin. Tämän seurauksena voisi olla mahdollista parantaa liikepankkien luotonantoa ja siten koko markkinoiden vakautta

laadukkaammilla luottopäätöksillä. Näin voitaisiin vähentää Janssonin ym. (2023) mainitsemaa talouskriisien ja antolainauksen kausaliteettia ja parantaa ihmisten hyvinvointia.

5 Yhteenveto ja johtopäätökset

Tutkimusta tekoälyn hyödyntämisestä liikepankeissa on tehty maltillinen määrä. Teoreettisilta lähtökohdilta tekoälyn hyödyt ovat hyvin tiedossa. Liikepankit ovat kuitenkin suhtautuneet osittain kielteisesti tekoälyn hyödyntämiseen, koska pankkitoiminta vaatii läpinäkyvyyttä asemansa ja regulaation määrän vuoksi. Tämä tutkielma osaltaan tuo kattavasti havaintoja siitä, miten liikepankit pystyvät saamaan tekoälyn hyödyt ratkaisten siihen liittyvät ongelmat. Kysyntää olisi erityisesti empiiriselle tutkimukselle, jonka tulokset voisivat antaa liikepankeille vielä paremman viitekehyksen tekoälyn implementointiin pankkitoimintaan soveltuvien osien. Taulukossa 2 on esitetty antolainaukseen liittyvät tutkimuskysymykset, jotka avataan tarkemmin taulukon jälkeen.

Taulukko 2. Antolainaus liikepankkien näkökulmasta

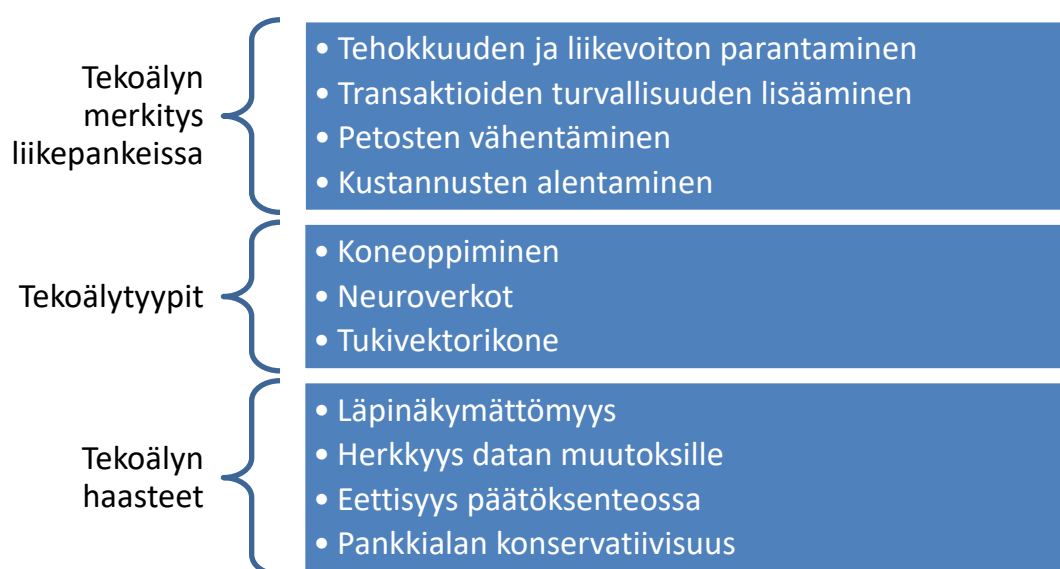
Antolainauksen merkitys liikepankeissa	Mittarit antolainausprosessissa	Rajoitteet antolainausprosessissa
Muodostaa merkittävän osan liiketoiminnasta	Luottoluokitus ja -pisteytys	Lainahakijasta saatavan luotettavan data puute
Toimii vedenjakajana riskihalukkuudelle	Lainahakijan historia	Kvalitatiivisen päätöksenteon suuri merkitys
Ottolainauksen vastinpari	Lainahakijan ominaisuudet ja taloudellinen tilanne	Informaatioasymmetria

Tämä tutkielma vastaa ensimmäiseen tutkimuskysymykseen eli antolainauksen merkitykseen liikepankeissa. Antolainaus muodostaa liikepankkien liiketoiminnasta merkittävän osan, joka korostaa sen arvoa pankkien tuloksen kannalta. Liikepankkien näkökulmasta antolainaukseen liittyy myös merkittävät riskit siitä, saako pankki rahojansa takaisin. Pahimmillaan kroonisesti heikot luottopäätökset voivat johtaa pankkikriisiin. Tutkielmassa sivutaan tämän takia myös luotonannon suurempaa vaikutusta yhteiskunnallisella tasolla. Pankkikriisit aiheuttavat usein suurempia kriisejä taloudessa niiden yhteiskunnallisen aseman merkityksen takia. Tämä tutkielma osaltaan myöhemmin siksi selvittää, miten antolainausprosessia pystyttäisiin parantamaan tekoälyn avulla. Paremmasta antolainauksesta hyötyisivät niin pankit, ihmiset, kuin valtiotkin.

Tutkielma vastaa kattavasti myös ensimmäiseen alatutkimuskysymykseen eli siihen, mitä mittareita liikepankit hyödyntävät antolainausprosessissa. Liikepankit muodostavat erityisesti yritysasiakkaiden kohdalla aina luottoluokituskelpoisuuden lainahakijasta,

joka muodostuu hakijasta saatavasta todennettavasta informaatiosta. Haasteena on erityisesti pienemmistä yrityksistä saatava riittävän tiedon puute, kun taas julkisista osakeyhtiöistä tietoa on enemmän tarjolla. Yksityisten henkilöiden kohdalla puhutaan luottopisteytyksestä, joka muodostuu pääosin siitä, miten ihminen on hoitanut aiemmin velvollisuutensa pankkia kohtaan. Historian lisäksi tuloilla, työsuhteella ja asumismuodolla on merkitys pisteytyksen muodostamisessa. Tässä tutkielmassa tehdään johtopäätös siitä, että mittarit ovat todella tärkeitä luottopäätöksen tekemisessä. Päätöksentekoprosessi antolainauksessa nojaa vahvasti mittareista saatavaan informaatioon, kuten luottoluokituksen tasoon.

Toinen alatutkimuskysymys koskee antolainausprosessiin liittyviä rajoitteita. Tutkielmassa havaitaan erityisesti laadukkaan kvantitatiivisen tiedon niukkuus luottopäätöksentekoa heikentäväksi tekijäksi. Tämä johtaa kvalitatiivisen päätöksenteon ja lainavirkailijan ammattitaidon suureen merkitykseen, jolloin antolainausprosessia ei ole standardisoitu. Liikepankit ovat pyrkineet yhdenmukaistamaan luottopäätöksen perusteita, jotta luottopäätökset virkailijoiden välillä eivät vaihtelisivat. Tästä huolimatta lainavirkailijat inhimillisesti painottavat päätöksissään hieman eri asioita. Informaationiukkuus johtaa myös informaatioasymmetriaan, joka osaltaan luo haasteita antolainausprosessissa. Ainakin osittaiseksi ratkaisuksi tämä tutkielma havaitsee rajallisen tiedon tehokkaamman hyödyntämisen esimerkiksi tekoälyn avulla. Kuvassa 4 on esitetty tekoälyn liittyvät tutkimuskysymykset liikepankkien näkökulmasta, jotka avataan tarkemmin kuvan jälkeen.



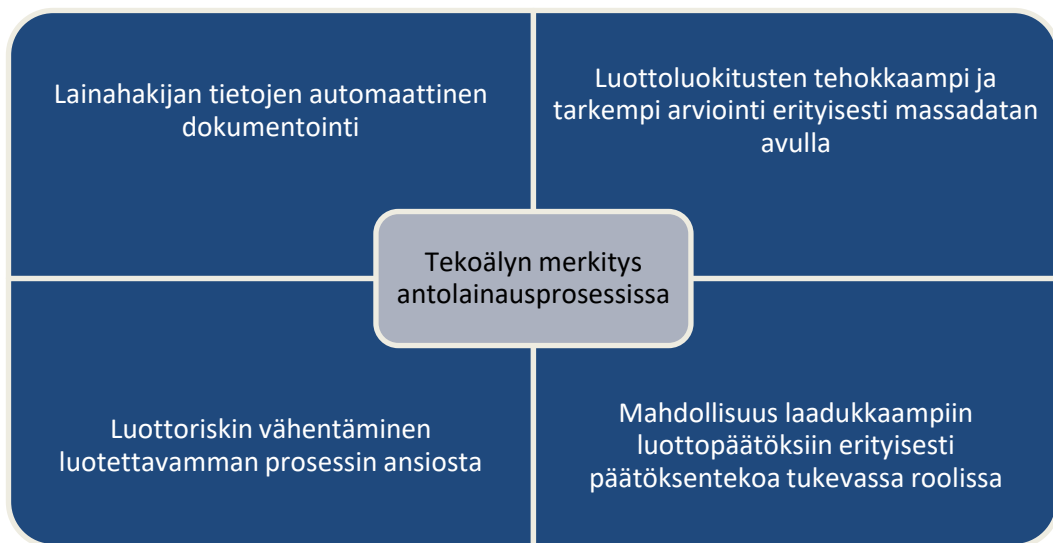
Kuva 4. Tekoäly yleisesti liikepankkien näkökulmasta

Tämän tutkielman perusteella tekoälyn merkitys ja erityisesti siihen liittyvä potentiaali on suuri vastaten toiseen tutkimuskysymykseen. Tekoälyllä on parannettu liikepankkien riskienhallintaa esimerkiksi tunnistamalla petoksia ja parantamalla transaktioiden turvallisuutta. Tekoälyllä on saavutettu myös asiakkaiden parempi segmentointi, joka parantaa pankkien liiketoiminnan potentiaalia tarjoten hyödyllisempiä palveluita ja tuotteita asiakkaille heidän tarpeiden perusteella. Liikepankit kohtaavat enenevässä määrin kiristyvän kilpailun ja regulaation, jolloin tekoälyllä on mahdollista parantaa liikepankkien liiketoimintaa edellä mainittujen syiden vuoksi.

Tutkielman kolmas alatutkimuskysymys koskee eri tekoälytyyppejä, joita liikepankit hyödyntävät. Tässä tutkielmassa havaitaan, että liikepankit hyödyntävät koneoppimista, neuroverkkoja ja tukivektorikonetta osana prosessejaan. Koneoppimisen ohjatulla oppimisella pystytään erityisesti arvioimaan pankin taloudellista tilannetta ja sen kehitystä. Neuroverkoilla havaitaan olevan hyötyä erityisesti monimutkaisissa tilanteissa, kuten sopimusten hinnoittelussa syväoppimisen avulla. Tämän lisäksi neuroverkoista havaitaan hyötyä pankin taloudellisen tilanteen seuraamisessa, joka auttaa pankkeja tunnistamaan liiketoiminnan kipupisteet. Tukivektorikoneella pystytään sen ominaisuuksien vuoksi segmentoimaan asiakkaita paremmin, mistä on hyötyä eri kohderyhmien tunnistamisessa.

Neljänteen alatutkimuskysymykseen koskien tekoälyn haasteita liikepankeissa tehdään muutamia keskeisiä havaintoja tässä tutkielmassa. Liikepankkien toiminta perustuu vahvaan luottamukseen ja läpinäkyvään toimintaan, jolloin erityisesti kysymyksiä herää esimerkiksi neuroverkkojen mustan laatikon ongelmista. Potentiaalisena ratkaisuna tähän havaitaan sumean logiikan algoritmit, joiden avulla piilotettujen kerroksien toiminnan epätietoisuus muutetaan numeroiksi. Tukivektorikone taas on herkkä datan muutoksille, ja reaali maailman liikepankeissa tilanteet muuttuvat jatkuvasti. Mahdolliseksi ratkaisuksi tässä tutkielmassa ehdotetaan tekoälytyyppien yhdistämistä, jolloin tekoälyn toimintaa on mahdollista vakauttaa esimerkiksi pienemmän varianssin avulla. Pankkisektori on tyypillisesti ollut myös konservatiivinen nopeita muutoksia kohtaan, mutta

pankkipalveluiden laajentuessa muiden yritysten tarjontaan, on liikepankkien pakko myös kehittyä pärjätäkseen kilpailussa.



Kuva 5. Viitekehys tekoälyn merkityksestä antolainausprosessissa

Viimeiseen tutkimuskysymykseen ja tämän tutkielman otsikkoon tekoälyn merkitykseen antolainausprosessissa havaittiin mahdollisuuksia, mutta myös haasteita. Tekoäly nopeuttaa huomattavasti antolainaukseen liittyvää lainahakijan tietojen käsittelyä ja dokumentointia. Tässä tutkielmassa avataan myös luottoluokituksen arviointiin liittyviä tekoälyn hyötyjä, jolloin luottoriski vähenee ja luottopäätökset paranevat. Tämä johtuu siitä, että tekoälyllä on suuri potentiaali tukea antolainaukseen liittyvää päätöksentekoa tarjoamalla parempia ennusteita lainahakijoista. Tässä tutkielmassa tehdään myös päätelmä, että informaationiukkuuteen liittyviä haasteita olisi tekoälyllä mahdollista lievittää tarkempien ennusteiden avulla massadatan avulla. Tekoälyn eettiset kysymykset ja läpinäkymättömyys muodostavat kuitenkin haasteen kokonaisvaltaiseen hyödyntämiseen antolainausprosessissa. Tämän vuoksi ihmisellä on edelleen tärkeä rooli antolainausprosessissa, jolloin tekoälyn rooli nähdään enemmän antolainaukseen tukevana työkaluna.

Tutkielman päätelmä massadatan hyödyntämisestä tekoälyn kanssa informaationiukkuuden ratkaisussa luo mahdollisuuden jatkotutkimukselle. Oleellista olisi tehtävän empiirisen tutkimuksen avulla perehtyä hypoteesiin, jota tämän tutkielman teoria ja päätelmät jo tukevat. Tutkimus voitaisiin toteuttaa esimerkiksi haastattelemalla liikepankkien IT-johtajia ja lainavirkailijoita. Lisäksi pankeista mahdollisesti saatavan antolainaukseen koskevan anonyymien massadatan avulla voitaisiin luoda päätöksentekoa

tukevia malleja tekoälyn avulla yksittäisiin teoreettisiin antolainausilanteisiin. Näin voitaisiin tutkia sitä, kuinka tarkkoja malleja massadatasta on tekoälyllä mahdollista luoda yksittäisiin informaationiukkoihin lainatilanteisiin.

Lähteet

- Ahtokari, Eero. (1990). *Tiedon esittämistavan vaikutus luottopäätösprosessiin ja sen lopputulokseen*. [Helsingin kauppakorkeakoulu].
- Altman, E. I. (1980). Commercial Bank Lending: Process, Credit Scoring, and Costs of Errors in Lending. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 15(4), 813. <https://doi.org/10.2307/2330559>
- Angbazo, L. (1997). Commercial bank net interest margins, default risk, interest-rate risk, and off-balance sheet banking. *Journal of Banking & Finance*, 21(1), 55–87. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(96\)00025-8](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(96)00025-8)
- Bostrom, N. (2014). *Superintelligence: Paths, dangers, strategies* (Ensimmäinen painos.). Oxford University Press.
- Bruns, V., Holland, D. V., Shepherd, D. A., & Wiklund, J. (2008). The Role of Human Capital in Loan Officers' Decision Policies. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 32(3), 485–506. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6520.2008.00237.x>
- Carter, S., Shaw, E., Lam, W., & Wilson, F. (2007). Gender, Entrepreneurship, and Bank Lending: The Criteria and Processes Used by Bank Loan Officers in Assessing Applications. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 31(3), 427–444. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6520.2007.00181.x>
- Currie, W. L., Seddon, J. J. J. M., & Van Vliet, B. (2022). From decision optimization to satisficing: Regulation of automated trading in the US financial markets. *Information & Management*, 59(8), 103721. <https://doi.org/10.1016/j.im.2022.103721>
- Dignum, V. (2018). Ethics in artificial intelligence: Introduction to the special issue. *Ethics and Information Technology*, 20(1), 1–3. <https://doi.org/10.1007/s10676-018-9450-z>
- Ding, L., Noborio, K., & Shibuya, K. (2019). Frost Forecast using Machine Learning—From association to causality. *Procedia Computer Science*, 159, 1001–1010. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.09.267>
- Doumpos, M., Zopounidis, C., Gounopoulos, D., Platanakis, E., & Zhang, W. (2023). Operational research and artificial intelligence methods in banking. *European Journal of Operational Research*, 306(1), 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2022.04.027>

- Eletter, S. F., Yaseen, S. G., & Elrefae, G. A. (2010). Neuro-based artificial intelligence model for loan decisions. *American Journal of Economics and Business Administration*, 2(1), 27.
- Fethi, M. D., & Pasiouras, F. (2010). Assessing bank efficiency and performance with operational research and artificial intelligence techniques: A survey. *European Journal of Operational Research*, 204(2), 189–198.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2009.08.003>
- Fuster, A., Plosser, M., Schnabl, P., & Vickery, J. (2019). The Role of Technology in Mortgage Lending. *The Review of Financial Studies*, 32(5), 1854–1899.
<https://doi.org/10.1093/rfs/hhz018>
- Gu, S., Kelly, B., & Xiu, D. (2020). Empirical Asset Pricing via Machine Learning. *The Review of Financial Studies*, 33(5), 2223–2273.
<https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa009>
- Hand, D. J., & Henley, W. E. (1997). Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: A Review. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 160(3), 523–541. <https://doi.org/10.1111/j.1467-985X.1997.00078.x>
- Harris, T. (2013). Quantitative credit risk assessment using support vector machines: Broad versus Narrow default definitions. *Expert Systems with Applications*, 40(11), 4404–4413. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.01.044>
- Hugh, W. (2019). Update Tutorial: Big Data Analytics: Concepts, Technology, and Applications. *Communications of the Association for Information Systems*, 364–379. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.04421>
- Jakšič, M., & Marinč, M. (2019). Relationship banking and information technology: The role of artificial intelligence and FinTech. *Risk Management*, 21(1), 1–18.
<https://doi.org/10.1057/s41283-018-0039-y>
- Jansson, M., Roos, M., & Gärling, T. (2023). Banks' risk taking in credit decisions: Influences of loan officers' personality traits and financial risk preference versus bank-contextual factors. *Managerial Finance*. <https://doi.org/10.1108/MF-10-2021-0487>
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>

- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260. <https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>
- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004>
- Knüpfer, S., & Puttonen, V. (2018). *Moderni rahoitus* (10., uudistettu painos.). Alma.
- Königstorfer, F., & Thalmann, S. (2020). Applications of Artificial Intelligence in commercial banks – A research agenda for behavioral finance. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 27, 100352. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2020.100352>
- Leskinen, J. (2021, toukokuuta 6). Huijarit kärähtävät saman tien—Tekoäly syynää pankin saamat autolainahakemukset: ”Nopeampi ja tarkempi kuin ihminen”. *Kauppalehti*. <https://www.kauppalehti.fi/uutiset/huijarit-karahtavat-saman-tien-tekoaly-syynaa-pankin-saamat-autolainahakemukset-nopeampi-ja-tarkempi-kuin-ihminen/4b48e620-408b-4817-84f2-55bd7a388dea>
- Mahesh, B. (2019). *Machine Learning Algorithms -A Review*. <https://doi.org/10.21275/ART20203995>
- Marshall, A., Tang, L., & Milne, A. (2010). Variable reduction, sample selection bias and bank retail credit scoring. *Journal of Empirical Finance*, 17(3), 501–512. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2009.12.003>
- Merton, R. C. (1977). An analytic derivation of the cost of deposit insurance and loan guarantees An application of modern option pricing theory. *Journal of Banking & Finance*, 1(1), 3–11. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90015-2](https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90015-2)
- Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58(3), 103434. <https://doi.org/10.1016/j.im.2021.103434>
- Nazari, M., & Alidadi, M. (2013). Measuring Credit Risk of Bank Customers Using Artificial Neural Network. *Journal of Management Research*, 5(2), 17. <https://doi.org/10.5296/jmr.v5i2.2899>
- Nguyen, D. K., Sermpinis, G., & Stasinakis, C. (2023). Big data, artificial intelligence and machine learning: A transformative symbiosis in favour of financial technology. *European Financial Management*, 29(2), 517–548. <https://doi.org/10.1111/eufm.12365>

- Nutt, P. (1989). Uncertainty and culture in bank loan decisions. *Omega*, 17(3), 297–308.
[https://doi.org/10.1016/0305-0483\(89\)90035-2](https://doi.org/10.1016/0305-0483(89)90035-2)
- Parkkari, J., & Hukkanen, V. (2023, maaliskuuta 31). Elon Muskin hätkähdyttävä varoitus tekoälyn vaaroista ihmetyttää suomalaisasiantuntijoita: “Maailmaa tuhoavaa terminaattoria ei ole tulossa”. *Yle*. <https://yle.fi/a/74-20025096>
- Poole, D. L., & Mackworth, A. K. (2010). *Artificial Intelligence: Foundations of Computational Agents*. Cambridge University Press.
<https://books.google.fi/books?id=B7khAwAAQBAJ>
- Rokka, T. (2023, maaliskuuta 25). Kymmenen asiaa, jotka pankkikriisistä pitää tietää – pääekonomisti varoittaa: ”Jos tällainen kuuhunta jatkuu pitkään...”. *Kauppalehti*.
<https://www.kauppalehti.fi/uutiset/kymmenen-asiaa-jotka-pankkikriisista-pitaa-tietaa-paaekonomisti-varoittaa-jos-tallainen-kuuhunta-jatkuu-pitkaan/24068328-2d9f-4b3f-8a3e-8e995d632eea>
- Sachan, S., Yang, J.-B., Xu, D.-L., Benavides, D. E., & Li, Y. (2020). An explainable AI decision-support-system to automate loan underwriting. *Expert Systems with Applications*, 144, 113100. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.113100>
- Schularick, M., & Taylor, A. M. (2012). Credit Booms Gone Bust: Monetary Policy, Leverage Cycles, and Financial Crises, 1870–2008. *American Economic Review*, 102(2), 1029–1061. <https://doi.org/10.1257/aer.102.2.1029>
- Sutherland, A. G. (2020). Technology is changing lending: Implications for research. *Journal of Accounting and Economics*, 70(2–3), 101361.
<https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2020.101361>
- Wang, G., & Ma, J. (2012). A hybrid ensemble approach for enterprise credit risk assessment based on Support Vector Machine. *Expert Systems with Applications*, 39(5), 5325–5331. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.11.003>
- Yao, X., Crook, J., & Andreeva, G. (2017). Enhancing two-stage modelling methodology for loss given default with support vector machines. *European Journal of Operational Research*, 263(2), 679–689.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.05.017>