TULOSYKSIKÖN LIIKEVAIHDON JA KÄYTTÖKATTEEN ENNUSTAMINEN STOKASTISELLA NEUROVERKOLLA

Lappeenrannan-Lahden teknillinen yliopisto LUT

Tuotantotalouden diplomityö

Tuotannon johtaminen - Kustannusjohtaminen

2024

Antti Maidell

Tarkastajat: Professori Timo Kärri

Tutkijatohtori Miia Pirttilä

TIIVISTELMÄ

Lappeenrannan-Lahden teknillinen yliopisto LUT

LUT School of Engineering Science

Tuotantotalous

Antti Maidell

Tulosyksikön liikevaihdon ja käyttökatteen ennustaminen stokastisella neuroverkolla

Tuotantotalouden diplomityö

2024

86 sivua, 7 kuvaa ja 2 taulukkoa

Tarkastajat: Professori Timo Kärri ja Tutkijatohtori Miia Pirttilä

Avainsanat: Rakentamistalous, budjetointi, kustannusjohtaminen

Rakennusalaa leimaa voimakas suhdannevaihtelu. Yksittäisen rakennusliikkeen näkökulmasta kestävän liiketoiminnan perustana on tulevan kysynnän ja kannattavuuden ennakointi. Mahdollisimman tarkalla arviolla tulevaisuudesta varmistetaan resurssien riittävyys, mutta vältetään kalliin liikakapasiteetin ylläpito.

Tässä diplomityössä luodaan stokastiseen neuroverkkoon pohjautuva ennustemalli, joka kasvattaa ennustehorisonttia päivittämällä budjetointivaiheessa tehtyä arviota tulevasta rakennusmarkkinasta tarjoustilanteella. Tutkimustavoitetta lähestytään tutkimuksessa kvantitatiivisesti regressioanalyysin kautta.

Tutkimuksen perusteella tilauspohjaisessa liiketoiminnassa liiketoiminnan tuleva laajuus ja kannattavuus riippuu vahvasti sekä nykyisestä tulouttamattomasta tilauskannasta, sekä tämän tulouttamattoman tilauskannan laadusta. Teoriaosuuden pohjalta muodostunut tutkimushypoteesi tulevien tuloslaskelman tunnuslukujen ennustamisesta nykytilassa tiedettävän tarjouskannan muuttujien perusteella osoittautui paikkaansa pitäväksi. Tehdyn tutkimuksen perusteella liiketoiminnan laajuutta ja kannattavuutta voidaan estimoida työn lopputuloksena syntyneen ennustemallin avulla.

ABSTRACT

Lappeenranta-Lahti University of Technology

LUT School of Engineering Science

Industrial Engineering and Management

Antti Maidell

Forecasting revenue and operating profit margin for the business unit using a stochastic neural network

Master’s thesis

2024

86 pages, 7 figures and 2 tables

Examiners: Professor Timo Kärri and Post-Doctoral Researcher Miia Pirttilä

Keywords: Construction economics, budgeting, cost management

The construction industry is characterized by strong economic fluctuations. From the perspective of an individual construction company, the foundation of sustainable business lies in anticipating future demand and profitability. Ensuring resource adequacy while avoiding the maintenance of costly excess capacity is achieved through the most accurate estimation of the future.

This thesis develops a forecasting model based on stochastic neural networks, which extends the forecasting horizon by updating the estimate made during the budgeting phase with the current tender situation in the construction market. The research objective is approached quantitatively through non-linear regression analysis.

According to the study, in order-based businesses, the future scope and profitability of the business depend heavily on both the current orderbook yet to be fulfilled and the quality of this backlog. The research hypothesis formed based on the theoretical framework regarding predicting future financial statement figures based on known variables of the current bid backlog proved to be valid. Based on the conducted research, the extent and profitability of the business can be estimated using the forecasting model developed as a result of this work.

KAAVALUETTELO

1) CAPM: $R_e = R_f + \beta * \left(R_m - R_f\right)$

2) WACC: $WACC = \frac{E}{V} * R_e + \frac{D}{V} * R_d * (1 - T)$

3) Heston-optiohinta: $dC_t = \mu C_t dt + \sqrt{\sigma} C_t dW_t^C$

4) Parametrisoitu Bayes: $P(\theta \,|E, \alpha\,) = \frac{\prod_k p(e_k|\theta)}{\sum_k P(E|\theta, \alpha) * P(\theta|\alpha)} * P(\theta|\alpha)$

5) Evidence lower bound: $ELBO(\phi) = \ln p_\theta(x) - D_{KL}(q_\theta(z|x)||q_\theta(z|x))$

LYHENNELUETTELO

EVA Taloudellinen lisäarvo (Economic Value Added)

ROIC Sijoitetun pääoman tuotto (Return on invested capital)

LSTM Long-short term memory

RNN Recurssive neural network

LSTM Long short term memory

ELBO Evidence lower bound

MSE Mean squared error

KUVALUETTELO

Kuva 1: Pääoman kiertokulkumalli

Kuva 2: Tutkimuksen rakenne

Kuva 3: Rakennushankkeen kustannuskertymä

Kuva 4: Toimialan kannattavuus vapaan kapasiteetin avulla

Kuva 5: Budjetointiprosessi

Kuva 6: Urakkatarjousprosessin vaiheet

Kuva 7: Kuvaus neuronin toiminnasta

Sisällysluettelo

Tiivistelmä

Abstract

Kaava-, lyhenne- ja kuvaluettelo

1 Johdanto 3
1.1 Tutkimuksen tausta 3
1.2 Tutkimuksen tavoite 6
1.3 Tutkimuksen rajaukset 7
1.4 Tutkimusmenetelmä ja käsiteltävä aineisto 7
1.4 Tutkimuksen rakenne 12
2 Rakennusala Suomessa - markkina-asetelma 13
2.1 Suomalaisen rakentamisen markkinadynamiikka ... 13
2.2 Rakennusliikkeen tulostavoitteen määräytyminen 19
2.3 Rakennushankkeiden hinnoittelu 22
2.4 Budjetointiprosessi rakennusliikkeessä 27
2.5 Tulosseuranta ja ennustaminen 29
2.6 Ennustemallit liiketoiminnan tavoiteluvuille .. 31
3 Stokastinen neuroverkko 33
3.1 Tekoälyn peruskäsitteet 33
3.2 Neuroverkot ja niiden toiminta 35
3.3 “Long-short term memory”-neuroverkko 37
3.4 Stokastiset prosessit ja Bayesilainen päättely 39
3.5 Teoriaosuuden yhteenveto 43
4 Empiirinen osio – ennustemalli 47
4.1 YIT Infra Oy: Pohja- ja teollisuusrakentaminen 47
4.2 Muuttujien esittely 48
4.3 Aineiston keruu ja käsittely ennen analyysia .. 56
4.4 Ennustemallin määrittely 57
4.5 Tulokset 59
4.6 Tulosten tulkinta ja suhteuttaminen aiempaan .. 62
4.7 Luotettavuus ja validiteetti 62

5 Johtopäätökset 64
5.1 Tutkimuksen tavoite ja tutkimuskysymykset 65
5.2 Jatkotutkimusaiheet 69
Lähteet 70

1 Johdanto

Tuotantokapasiteetin ylläpitoa ja resurssien tehokasta työllistämistä varten rakennusliike tarvitsee oikea-aikaisia ja luotettavia ennusteita liiketoiminnan tulevasta laajuudesta ja odotettavissa olevasta kannattavuudesta. Tässä diplomityössä rakennetaan itsenäisen tulosyksikön liikevaihdon ja käyttökatteen ennustamiseen tarkoitettu stokastiseen neuroverkkoon pohjautuva tekoälymalli. Työ on osa kohdeyrityksen laajempaa muutosohjelmaa kohti tiedolla johdettua organisaatiota.

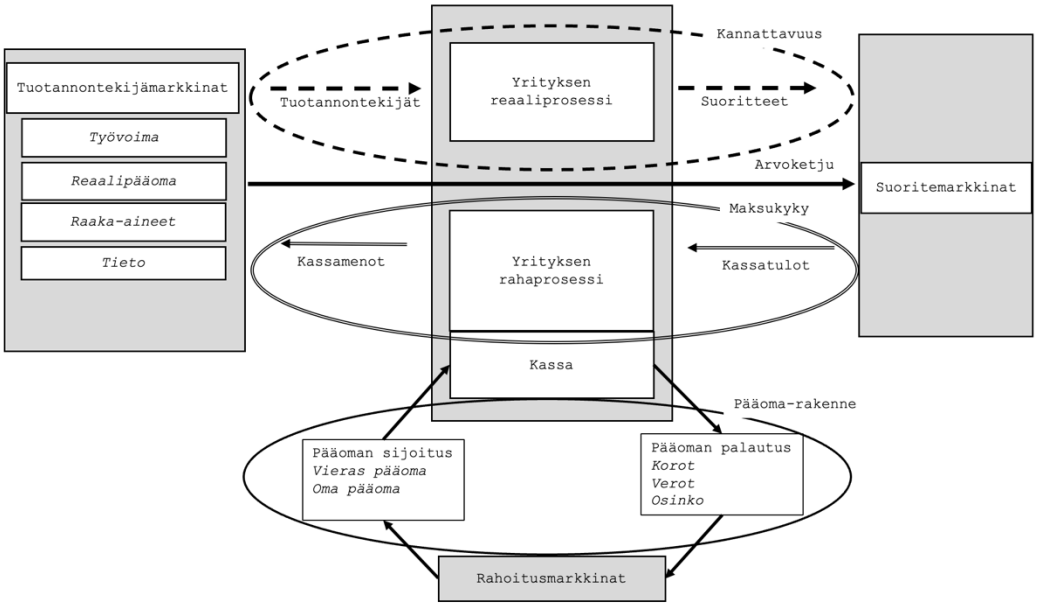
1.1 Tutkimuksen tausta

Osakeyhtiölain 5 § mukaan osakeyhtiön tarkoitus on tuottaa voittoa osakkeenomistajille. Rationaalinen osakkeenomistaja puolestaan pyrkii maksimoimaan omaa taloudellista hyötyään, eli sijoittamaan hallinnoimansa pääoman mahdollisimman alhaisella pääoman menetysriskillä, mutta korkeimmalla riskitasolle mahdollisella tuotolla (Fama et al., 2004).

Liikejohdon näkökulmasta yrityksen tehtävänä on muuntaa yritykseen sijoitetut tuotannontekijät suoritemarkkinoilla myytäviksi suoritteiksi mahdollisimman kannattavasti, jotta yritys voi rahoittaa tuotannontekijöiden hankinnan ja investoinnit tulevaan kehitykseen, sekä voitonjaon korkoina lainoittajille, veroina yhteisölle ja osinkoina osakkeenomistajille. Liiketoiminnalle voidaan asettaa pitkän aikavälin tuotto-odotus, joka korreloi reaaliprosessista syntyvän pääomanmenetysriskin

kanssa ja on täten vähimmäiskorvaus sijoittajan ottamasta liiketoimintaan sitoutuneen pääoman menetysriskistä. (Neilimo & Uusi-Rauva, 2005)

Päätöshetkellä resursseja kohdentaessa sekä tuotannontekijöiden hankintaan, että suoritteiden myyntiin liittyy epävarmuutta. Täten voidaan ajatella, että rakennusliike muuntaa tuotannontekijöitä toimintaympäristöstään syntyvän informaatiovirran perusteella tekemänsä parhaan arvion mukaan suoritteiksi, joiden myynnillä jollain ennalta määräämättömällä todennäköisyydellä kasvatetaan liikearvoa. (Neilimo & Uusi-Rauva, 2005)



Kuva 1: Pääoman kiertokulkumalli (Neilimo & Uusi-Rauva, 2005)

Ylätasolla liikearvoa maksimoiva yritys voi jakaa tuotto-odotuksen organisaatioon tuottotavoitteena, jossa budjetointiprosessin kautta eri liiketoiminta-alueille asetetaan tavoitteet tulevasta toiminnan laajuudesta ja kannattavuudesta. Tällöin liiketoimintatason johtajien tehtävänä voi maksimaalisen voiton tavoittelun sijaan olla budjettitavoitteiden saavuttaminen, eli

tulostavoitteen täyttymisen todennäköisyyden maksimointi. (Kamrad et al., 2021)

Liiketoiminnan todellinen tuotto ja arvo ovat laskettavissa vasta liiketoiminnan päättymisen jälkeen, johon saakka liiketoiminta tai omaisuuserä arvostetaan heuristisella arviolla sisältäen riskin pääoman menetykselle (Sterling, 1975). Liiketoiminnan arvonmääritystä ja tulevan liikearvon ennustamista on yritetty esimerkiksi ennustamalla budjetin tunnuslukuja aikasarja-analyysillä perinteisin tilastollisin menetelmin, neuroverkoilla ja stokastisten prosessien kautta (Kureljusic & Karger, 2023).

Tilauspohjaisessa liiketoiminnassa kysyntää pyritään ennustamaan, jotta kysyntää tyydyttävä liiketoimintayksikkö voi sopeuttaa käytössä olevat resurssit tarjolla olevaan työkantaan. Kestävän liiketoiminnan ytimessä on suhteessa liiketoiminnan kokoon oikein mitoitettu tuotantokapasiteetti, joka kestää kysynnän vaihtelua eri joustomekanismien avulla. Mitä tarkemman ennusteen tulosyksikkö pystyy muodostamaan liiketoiminnastaan, sitä pienemmillä puskureilla kapasiteettia voidaan resursoida, jolloin riski ylimitoitukselle ja kalliille liikakapasiteetille on pienempi. (Aktepe et al., 2021)

Aikaisemmassa tutkimuksessa liikevaihtoa ja kannattavuutta on pyritty ennustamaan tunnetun tilauskirjan perusteella. Markkinakysyntää signaloivien tarjouspyyntöjen, sekä tehtyjen työtarjousten vaikutukset ovat puolestaan jääneet ennustemallien ulkopuolelle tai irralliseksi komponentiksi. Tässä tutkimuksessa kasvatetaan ennustehorisonttia huomioimalla mahdollinen tuleva kysyntä tehtyjen tarjousten muodossa.

Työtä taustoittavissa keskusteluissa on pohdittu, kuinka tätä prosessia muutetaan objektiivisemmaksi. Ideaalitilanteessa ennuste on historiatietoon pohjautuvan mallin ja ammattilaisen kokemuspohjan yhdistelmä, jolloin henkilökohtaiset ajatusvinoumat ovat pienemmässä roolissa koko tulosyksikön taloudellisia tunnuslukuja ennustettaessa tai liiketoiminnalle asetettavia tavoitteita määritettäessä.

Keskusteluiden pohjalta työ testaa ennakko-oletusta: voiko tulosyksikkötasolla liikevaihdon ja käyttökatteen lähitulevaisuuden ennustetta tarkentaa tekoälypohjaisella mallilla, joka perustuu olemassa olevaan tilauskantaan, tarjouskantaan ja oletukseen markkinoiden kehittymisestä huomioiden johdon näkemys nykyisestä markkinatilanteesta.

1.2 Tutkimuksen tavoite

Tutkimuksen tavoitteena on luoda stokastiseen neuroverkkoon perustuva ennustemalli itsenäisen tulosyksiön taloudellisten avainlukujen ennustamista varten. Lopputuotteena syntyvää mallia voidaan hyödyntää tulosyksikön ennuste- ja budjetointiprosessin yhteydessä.

Tutkimustavoitetta lähestytään seuraavilla tutkimuskysymyksillä:

1. *Kuinka hyvin tuleva liikevaihto ja käyttökate ovat ennustettavissa tunnetun tilaus- ja tarjouskannan perusteella?*
2. *Kuinka nopeasti tarjous- ja tilauskannan muutokset näkyvät kannattavuudessa?*

3. *Kuinka paljon tarkemman ennusteen malli tekee nykytilanteeseen verrattuna?*

1.3 Tutkimuksen rajaukset

Tutkimus lähestyy tulosyksikön taloudellista ennustamista sisäisen laskentatoimen näkökulmasta, keskittyen erityisesti pohja- ja teollisuusrakentamisen liiketoimintaan Suomessa vuosina 2022–2024. Tutkimuksessa yhdistyvät tuloslaskelman analyysi ja yrityksen kilpailuympäristön analyysi Porterin markkinavoimamallin avulla. Lisäksi työssä sivutaan päätöksentekoteoriaa, joka auttaa ymmärtämään tulosyksikön päätöksentekoprosesseja ja niihin vaikuttavia tekijöitä.

Työssä tarkastellaan yhden kilpailu-urakoitsijan näkökulmasta, kuinka ulkoista markkinaympäristöä signaloivat tarjouspyynnöt vaikuttavat kuukausiennusteeseen. Vaikka tutkimus ei ota suoraan kantaa rakentamisen arvoketjuun tai sen muihin osapuoliin, se olettaa implisiittisesti, että urakoitsija on osa arvoketjua ja pyrkii toiminnallaan kasvattamaan asiakasarvoa esimerkiksi tarjoamalla laadukasta rakentamispalvelua kilpailukykyiseen hintaan, sekä positiivisia yhteisövaikutuksia.

1.4 Tutkimusmenetelmä ja käsiteltävä aineisto

Tutkimusasetelma muodostaa tutkimuksen perustan yhdistämällä tutkimusongelman, empiirisen aineiston ja tutkimusmenetelmän. Tutkimusasetelman avulla määritellään sopivat aineiston keruu- ja käsittelymenetelmät, jotka ovat ratkaisevia tutkimusongelman ratkaisemiseksi. Lisäksi tutkimusasetelma sisältää tutkimuksen teoreettisen

viitekehyksen, jonka avulla määritellään keskeiset käsitteet ja teoriat, joita tutkimuksessa käytetään.

Tarkasti määritelty tutkimusmetodologia parantaa tutkimuksen pätevyyttä ja yleistettävyyttä sekä mahdollistaa tutkimuksen toistettavuuden. Kun tutkimusongelma on selkeästi määritelty, se ohjaa tutkimusta kohti asetettuja tavoitteita. Yleisellä tasolla tieteellinen tutkimus voidaan jakaa empiiriseen ja teoreettiseen tutkimukseen. Tämä tutkimus on luonteeltaan empiirinen.

Tutkimusstrategiat kvantitatiivisessa tutkimuksessa jaetaan pääasiassa kuvailevaan ja selittävään analyysiin. Kuvailevassa analyysissa pyritään kuvailemaan havainnoitava kohde, kun taas selittävässä analyysissa selvitetään havainnoitavan kohteen käyttäytymisen syy-seuraussuhdetta. Tässä tutkimuksessa selvitetään, voiko tulosyksikön liikevaihtoa ja käyttökatetta ennustaa nykyhetkellä tiedossa olevan tarjouskannan perusteella.

Hypoteesin muodostamiseksi ja testaamiseksi tehdään kirjallisuuskatsaus, jonka avulla voidaan perustella mahdollisia syy-seuraussuhteita ja määritellä tutkimuksen kannalta keskeiset käsitteet. Hypoteesi yhdistää tutkimuksen teoriaosuuden empiiriseen osioon, ja sen todenmukaisuutta testataan tutkimusta varten kerätyllä aineistolla. Tämä testaus auttaa arvioimaan teorian pätevyyttä ja mahdollisesti laajentamaan sen yleistettävyyttä. (Ketokivi, 2015)

Hypoteesin todenmukaisuutta voidaan testata joko eksploratiivisesti tai konfirmatorisesti riippuen tutkimusasetelmasta ja -ongelmasta. Eksploratiivinen analyysi pyrkii löytämään aineistosta latentteja ulottuvuuksia ilman ennakko-odotuksia, kun taas konfirmatorinen analyysi

arvioi teorian pohjalta määriteltyjen muuttujien selitysvoimaa. Tämä tutkimus pyrkii konfirmatoriseen analyysiin hypoteesin testaamiseksi. (Ketokivi, 2015)

Tutkimuksen taustalle rakennettu teoreettinen viitekehys ja keskeisten käsitteiden määrittely ovat osa tutkimusasetelmaa ja tutkimuksen validiteetin perustelua. Tutkimusasetelma valitaan tutkimusongelmaan sopivaksi ja toisaalta tutkimusongelma on muotoiltu siten, että siihen voidaan käytössä olevin keinoin vastata. Tutkimusasetelma asettaa tehdyn tutkimuksen oikeaan kontekstiin, jotta tuloksia voidaan yksikäsitteisesti tulkita.

Tutkimusasetelmat voidaan luokitella sekä mittauskertojen lukumäärän, että havaintoyksiköiden lukumäärän perusteella, mitä on kuvattu taulukossa 1. Tässä tutkimuksessa tarkastellaan yksittäisen tulosyksikön useampana mittausajankohtana syntynyttä aineistoa, eli tutkimusongelmaan ja asetelmaan sopiva aineisto on tyypiltään aikasarja-aineisto.

Taulukko 1: Tutkimusasetelmat

	Useita havaintoyksiköitä	Yksi havaintoyksikkö
Useita mittauksia	Paneeliaineisto	Aikasarja-aineisto
Yksi mittaus	Poikkileikkausaineisto	Tapaustutkimus

Aikasarja-aineisto koostuu yhdestä havaintoyksiköstä useampana ajanhetkenä tehdyistä havainnoista. Koska tässä tutkimuksessa tarkastellaan yhden havaintoyksikön useampana ajanjaksona mitattua dataa, on tutkimusaineisto luonteeltaan aikasarja-aineisto, jonka avulla pyritään kuvaamaan ilmiötä regressiomenetelmin. Aineiston analyysi on täten tyypiltään konfirmatorinen, koska

tutkimuksessa tarkastellaan luodun ennustemallin selitysvoimaa.

Tutkimuksessa analysoidaan valittujen selittävien muuttujien yhteisvaihtelun vaikutusta selitettävään muuttujaan. Analyysin tarkoituksena ei ole laajentaa havaintoja havaintoyksikön ulkopuolelle, mutta tilastollisen päättelyn avulla arvioidaan tulosten yleistettävyyttä perusjoukkoon.

Analysointimenetelmän valintaan vaikuttaa ratkaisevasti käsiteltävän aineiston tyyppi ja tarkasteltavien muuttujien mittaustaso. Taulukon 2 mukaisista vaihtoehdoista tutkimusaineiston analyysiin sopivin menetelmä on regressioanalyysi.

Taulukko 2: Muuttujien mittaustasot

		Selitettävä muuttuja	
		Luokittelu- tai järjestysasteikko	Välimatka- tai suhdeasteikko
Selitettävä muuttuja	Luokittelu- tai järjestysasteikko	Log-lineaariset mallit	Varianssianalyysi
	Välimatka- tai suhdeasteikko	Logistinen regressio	Regressioanalyysi

Regressioanalyysin tulosten arvioinnin kannalta kriittisiä käsitteitä ovat mallin luottamusväli ja luottamustaso, otoskoko sekä kausaalipäättely. Luottamusväli kuvaa arvojoukkoa, johon perusjoukkoa kuvaava todellinen tunnusluku kuuluu luottamustason suuruisella todennäköisyydellä. Luottamustason kasvatus kasvattaa luottamusväliä, eli varmuutta kasvatettaessa myös maalijoukko

kasvaa. Tässä tutkimuksessa käytetään 5 % luottamustasoa vertailuissa.

Toinen tutkimuksen tulosten arvioinnin kannalta keskeinen teema on otoskoko ja sen merkitys luottamustasoon. Kun otoskokoa kasvatetaan, analyysin keskivirhe pienenee tarkoittaen sitä, että tietyllä luottamustasolla luottamusväli pienenee. Perusjoukon koko ei kuitenkaan vaikuta keskivirheeseen, eli käytännössä samalla otoskoolla voitaisiin toistaa tutkimus myös muihin havaintoyksiköihin. (Tabachnick & Fidell, 2013)

Tutkimuksen lopputulokseen ja perusjoukkoon yleistettävyyteen vaikuttaa keskeisesti kausaalipäättely ja sen vaatimat erityispiirteet. Puhtaan regressioanalyysin avulla kausaalisuutta ei voida todistaa, koska regressioanalyysi perustuu muuttujien väliseen korrelaatioon. Korrelaatio ei itsessään ole riittävä osoitus kausaliteetista, koska mahdollisia kolmansien tekijöiden vaikutuksia ei ole huomioitu. (Tabachnick & Fidell, 2013)

Kausaliteetin toteamiseksi tarkastellaan selittävien muuttujien eksogeenisuutta tai endogeenisuutta, eli sitä onko selittävien muuttujien vaikutus aidosti selitettävän muuttujan mahdollisista lopputuloksista riippumatonta vai ovatko selittävät muuttujat selitettävän muuttujan suhteen valikoituneita. (Tabachnick & Fidell, 2013)

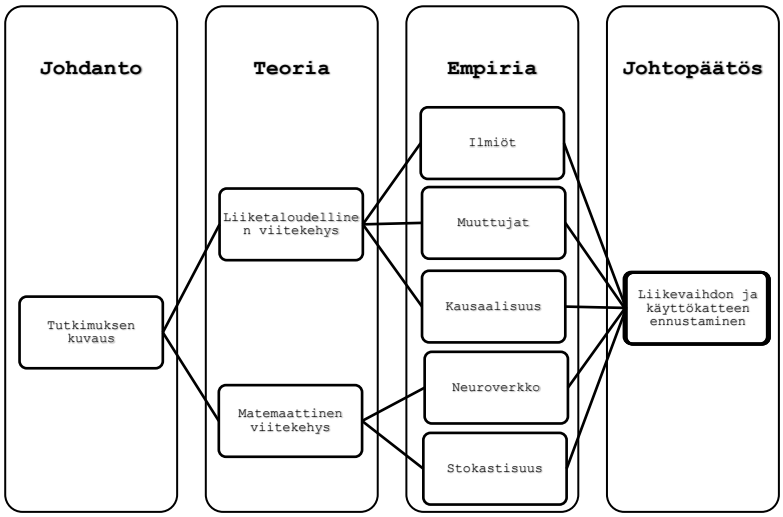
Teorian perusteella määritellyt mittarit pyritään rakentamaan tutkimuksessa siten, että selittävien muuttujien vaihtelu on eksogeenista, eli pyritään varmistumaan siitä, että selittävät muuttujat ovat satunnaismuuttujia, joiden kokema satunnaisvaihtelu vaikuttaa selitettävän muuttujan saamien arvojen todennäköisyyteen.

1.4 Tutkimuksen rakenne

Johdantoa seuraa työn keskeisimpien käsitteiden määrittely toisessa luvussa ja ennustemallin teoriapohjan rakentaminen kolmannessa luvussa. Työn toinen luku lähestyy ennustamisprosessia suomalaisen rakennusmarkkinan erityispiirteiden, tulostavoitteen määräytymisen, budjetoinnin ja tavoitteiden ennustamisen kautta.

Työn neljännessä luvussa on tutkimuksen empiirinen osuus, jossa tutkimusaineiston avulla testataan tilastollisesti aikaisemman tutkimuksen pohjalta muodostettua hypoteesia. Lisäksi luvussa esitellään tutkimuskohde ja empiirisen analyysin tulokset.

Lopuksi tutkimustuloksista tehdään johtopäätökset, jotka pyrkivät vastaamaan tutkimuskysymyksiin. Lisäksi esitetään jatkotutkimusaiheita ja tutkimukseen liittyviä rajoitteita, sekä kootaan yhteen työn keskeisimmät tulokset ja implikaatiot.



Kuva 2: Tutkimuksen rakenne

2 Rakennusala Suomessa - markkina-asetelma

Rakennusten ja rakennelmien arvo on suomalaisesta kansallisvarallisuudesta noin 2/3. Rakennusmaan osuus Suomen pinta-alasta on noin 10 %, mutta maan arvosta yli puolet on sitoutunut rakennettuun tonttimaahan. Rakennusala tuottaa noin 17 % bruttokansantuotteesta ja työllistää 18 % maan kokonaistyöllisyydestä. Suomalaisen rakennusmarkkinan erityispiirre on vahva kotimarkkinavetoisuus, jossa ulkomaisia toimijoita on vähän. (Ahonen et al., 2020)

2.1 Suomalaisen rakentamisen markkinadynamiikka

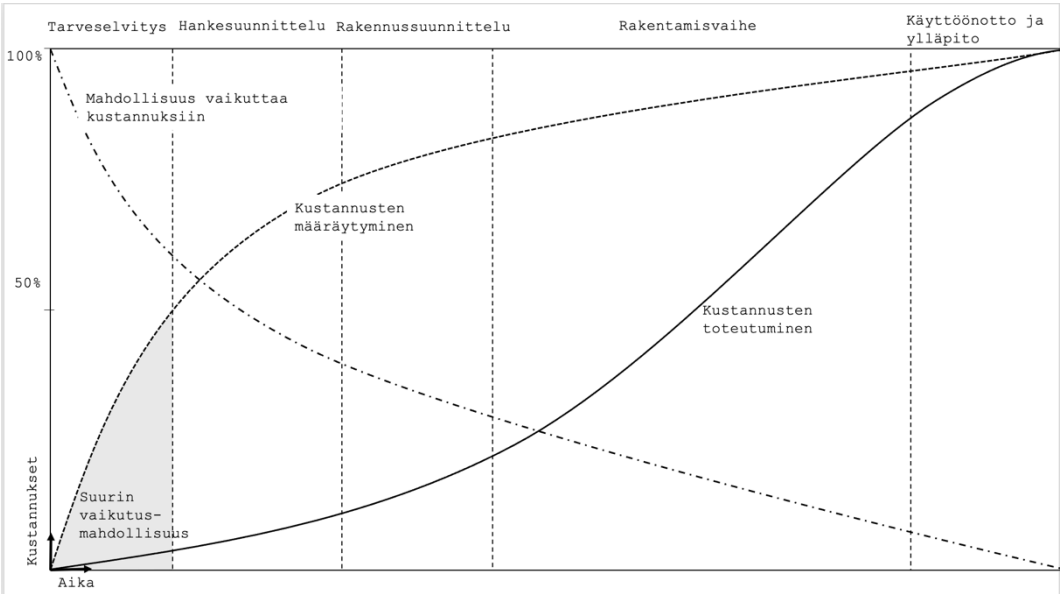
Rakennustoiminnassa asiakas ei osta korkeaa esivalmistusteknologiaa tai rakennusprosessin hallintaa, vaan asiakas keskittyy lopputuotteen ulkonäköön, toiminnallisiin ominaisuuksiin, aiheutuviin kustannuksiin, käyttöönottoaikatauluun sekä ympäristö- ja yhteisövaikutuksiin. Täten rakentamisen käyttöarvo voi määräytyä lähes puhtaasti asiakkaan toiminnan seurauksena riippumatta palvelun tuottavan arvoketjun sisäisistä ominaisuuksista. (Boyd & Chinyio, 2006)

Toimialan kilpailukentän määrittelee alalla toimivien yritysten strategiat, rakenteet ja keskinäinen kilpailu. Toisaalta kilpailun luonne syntyy historiallisen kehityksen luomista parhaaksi koetuista liikkeenjohto- ja organisaatiokulttuureista. Täten kun puhutaan rakennusalan ongelmista, on tarkoituksenmukaista tarkastella

toimijoiden lisäksi myös markkinamekanismin toimivuutta, markkinarakennetta ja yritysten markkinakäyttäytymistä. (Ahonen et al., 2020)

Rakennushanke muodostuu tilaajan tarveselvityksessä ja hankesuunnittelussa, joissa tilaaja sopivia suunnittelu- ja asiantuntijapalveluita hyödyntäen muodostaa laatu- ja laajuusvaatimuksiinsa sopivan hankesuunnitelman, mahdolliset rakennussuunnitelmat ja valitsee hankkeelleen sopivan toteuttamismuodon. (Salonen, 2020)

Suunnittelussa tehtävät arkkitehtuurilliset valinnat, rakennusympäristön rajaamat tekniset ratkaisut ja ympäristönäkökulmat ohjaavat materiaalivalintoja sekä käytettävissä olevia työtapoja, minkä seurauksena rakennushankkeen kustannukset määräytyvät jo hankkeen varhaisessa vaiheessa. Kustannukset täsmentyvät ja toteutuvat myöhemmin rakentamisvaiheen aikana. (Linna, 2018) Hankevaiheita ja kustannuskertymää havainnollistetaan alla olevassa kuvassa 3.



Kuva 3: Rakennushankkeen kustannuskertymä (Rakennustieto, 2018)

Markkinakysynnän luonne määrittelee, miten markkinoilla toimiva yritys on oppinut vastaanottamaan, reagoimaan ja tyydyttämään asiakastarpeita. Tämän takia rakennusyrityksillä on usein heikko uudistumiskyky, koska markkinaa leimaa vaativan kysynnän puuttuminen. Vaativan asiakkaan puuttuessa, yrityksillä ei ole tosiasiallista kannustinta uudistua, mikä johtaa alhaiseen tuottavuuteen ja rakentamisen laatuun. (Ahonen et al., 2020)

Kokonaisuutena rakennusalan arvoketju muodostuu rakennuttajista, suunnittelijoista, urakoitsijoista ja tuoteteollisuudesta. Poiketen teollisesta tuotannosta, jossa markkinakysyntään vastataan toimittajaverkostolla, on rakennusalalle tyypillistä, että jokainen hankinta kilpailutetaan uudelleen hankkeen alkaessa. Rakennuspalvelun muodostava arvoketju on pilkottu osiin usealla tasolla, johon luodaan vahva kilpailuasetelma toistuvilla urakkatarjouskierroksilla. Pääasiassa lyhytkestoiset yhteistyösopimukset estävät pidempiaikaisen kokemuksen kertymisen ja innovatiivisuuden. (Caerteling & Hartmann, 2010)

Rakentamista voidaan toimialana pitää läntisessä talousasetelmassa kypsänä toimialana, jossa rakentamisen määrällinen tarve on pääosin tyydytetty. Toisaalta julkinen sektori voi kasvattaa rakennusten määrällistä tarvetta investoimalla ympäristöön ja infraan. Kokonaisuutena investointien vaikutus on kuitenkin hetkellinen ja paikallinen. (Pitkänen, 2009)

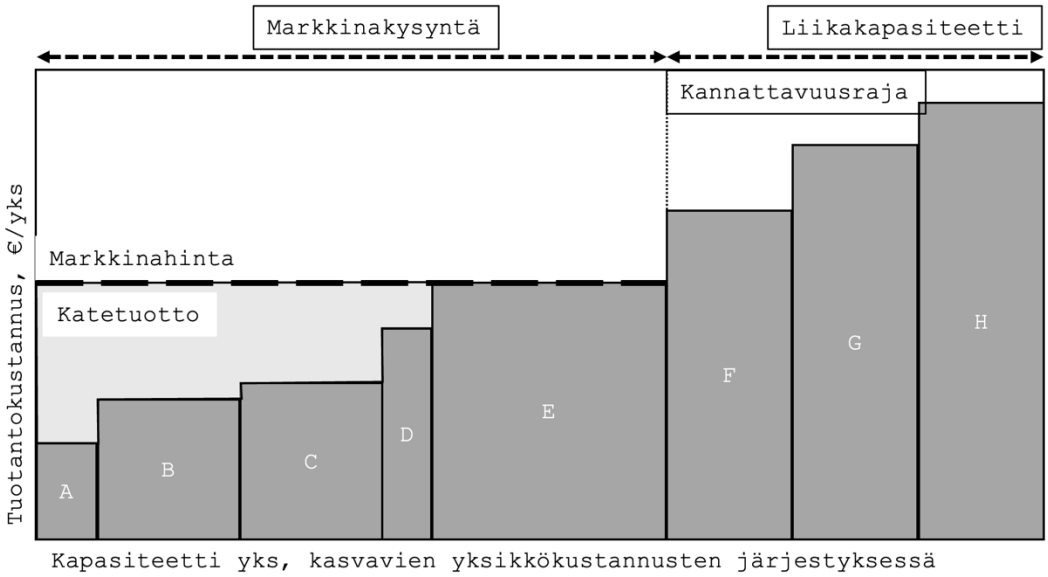
Kilpailuperusteisissa hankkeissa tilaajana ja rakennuttajana toimii lopputuotteen käyttäjä tai sijoittajaomistaja. Tilaaja toiminnallaan luo rakennusmarkkinan liiketoimintalogiikkaan korostetun hintaorientaation, koska toiminnan tavoitteena on maksimoida käyttöarvoa,

eli täyttää hankkeelle asetetut tarpeet alhaisimmalla hinnalla. (Sexton & Barrett, 2007)

Tilaajan urakoitsijavalintaa ohjaa joko vastuu pääoman tehokkaasta käytöstä osakkeenomistajille tai vastuu reilun ja tasapuolisen kilpailun järjestämisestä. Reilun kilpailun pelisäännöt määrittelee julkinen hankintalaki, joka asettaa julkisen toimijan vastuuseen julkisten varojen tehokkaasta käytöstä. Täten rakennuspalvelun tilaaja lähtökohtaisesti valitsee toteuttajaksi kokonaistaloudellisesti edullisimman ratkaisun, jossa yhdistyvät asiakastarvetta vastaava suorituslaajuus, laatutaso ja kilpailukykyinen hinta. (Linna, 2018)

Rakentaminen tapahtuu pääsääntöisesti asiakkaan osoittamassa paikassa asiakkaan osoittamaan aikaan, minkä seurauksena tuotantoon heijastuu korkeat suhdanne-, vuosi- ja kausivaihtelut, koska tuotteita ei voida valmistaa varastoon. Korkeasuhdanteessa kapasiteetti varataan nopeasti ja tarjoushinnat nousevat, mutta laskusuhdanteessa kapasiteettia vapautuu ja tarjoushinnat laskevat rajusti, koska yritykset pyrkivät minimoimaan kapasiteetin vajaakäytöstä aiheutuvia kustannuksia. (Bankvall et al., 2010)

Vapaan kapasiteetin ja markkinahinnan välistä suhdetta määräämättömällä ajanhetkellä havainnollistetaan kuvassa 4, jossa yritys E pyrkii minimoimaan seisontakuluja vetäen markkinahinnan omalle kannattavuusrajalleen tehden toimialasta kannattamattoman yrityksille F, G ja H. Pitkällä aikavälillä kannattamattomien yritysten on joko kehitettävä kustannuskilpailukykyään tai lopetettava palvelun tuottaminen, jolloin markkinoiden liikakapasiteetti tasapainottuu markkinakysyntään (Coad et al., 2021).



Kuva 4: Toimialan kannattavuus vapaan kapasiteetin avulla (Coad et al., 2021 mukaillen)

Rakennusliikkeen tarkoitus yhtiönä on tuottaa tasaista tulosta omistajille volatiilissa markkinaympäristössä. Korkean suhdannevaihtelun ja kapasiteetti-investointipäätösten pitkäaikaisten vaikutusten seurauksena hinnoitteluun ja volyymiin liittyvät päätökset heijastuvat korostetussa merkityksessä yrityksen liiketoiminnan suunnitteluun. (Lim et al., 2010)

Rakennusliikkeiden kilpailukyky voidaan määritellä lyhyellä ja pitkällä aikavälillä. Lyhyellä aikavälillä kilpailukyky muodostuu puhtaasti halvimmasta asiakastarpeet tyydyttävästä rakennuspalvelusta. Ensisijainen kilpailukyky syntyy tehokkaasta hankinnasta ja työn tuottavuudesta. Pitkällä aikavälillä korostuu tuotettu arvonlisä, työn tuottavuus ja laatu. (Kuusi et al., 2020)

Määrättyyn hankkeeseen osallistuvien yritysten hankekohtaiset hankinnat ovat lähes identtiset, eli yritysten hankekohtainen kilpailukeino ja alhainen tarjoushinta muodostuu lopulta työn tuottavuudesta. Pitkällä aikavälillä liiketoiminnan kasvun hakeminen määrään

perustuvilla alhaisen jalostusasteen tuotteilla ei ole kannattavaa, koska kilpailun kiristymisen myötä työtä on korvattava jatkuvilla investoinneilla tehokkaampaan tuotantolaitteistoon, jolloin suhteessa sidottuun pääomaan tuotot jäävät vaatimattomiksi. (Tran & Tookey, 2011)

Pitkällä aikavälillä kilpailukyky syntyy rakenteellisen kehityksen, innovatiivisuuden ja kansainvälisyyden kautta. Pitkällä aikavälillä tuotantopanosten optimoitu tai poikkeuksellinen kombinaatio ei kasvata kilpailuetua, vaan yrityksen kilpailukyky perustuu tuoteportfolioon, jolla on asiakaskysyntää, tuottamiseen kilpailukykyiseen hintaan. (Ruddock & Ruddock, 2011)

Rakennusliikkeen tulevaisuuden kannalta keskeistä on asiakasarvon luominen. Arvonluonnin taustalla on kyky uudistua ja organisaation asenne uudistumista kohtaan. Pitkällä aikavälillä kilpailijoita nopeampi kyvykkyyksien uudistaminen kasvattaa kilpailukykyä. Suuri koko ja runsaat resurssit eivät takaa kyvykkyyksiä ja staattiset kyvykkyydet muodostavat kilpailukyvyn vain hetkellisesti. Lisäksi yritys saattaa sijoitetun pääoman tehokkuutta osaoptimoidessaan ulkoistaa osuuttansa arvoketjussa, jolloin yrityksen tuottama arvonlisä laskee ja rooli arvoketjussa heikkenee. (Squicciarini & Asikainen, 2011)

Aktiivisessa markkinataloudessa Schumpeterilaisen kasvuteorian mukaan luova tuho valikoi näkymättömän käden tavoin kilpailun kautta kannattavimmat yritykset. Käytännössä markkinoilla menestyvät yritykset, jotka tuottavat asiakkaan näkökulmasta oikealla hinta-laatusuhteella palveluita. Heikot ja kannattamattomat toimijat näivettyvät ajan kanssa ja poistuvat markkinoilta. (Schumpeter, 1942)

Kokonaisuuden kannalta markkinaosuuden uudelleen jako luovan tuhon kautta kasvattaa toimialan kokonaistuottavuutta, koska alalle voi syntyä uusia keskimääräistä tuottavampia yrityksiä, korkean tuottavuuden yritykset lisäävät kapasiteettia heikompia nopeammin kasvattaen korkean tuottavuuden osuutta tai luonnollisen poistuman kautta, joka vähentää heikosti kannattavien yritysten osuutta toimialalla. (Maliranta, 2014)

2.2 Rakennusliikkeen tulostavoitteen määräytyminen

Yrityksen strategia määrittelee yleisen suuntalinjan yrityksen tavalle kilpailla valitulla toimialalla. Strategia koostuu tavoitteista ja keinoista, joilla pitkänaikavälin tavoitetta kohti pyritään. Yrityksen arvot, vahvuudet ja heikkoudet muodostavat sisäiset rajoitteet strategian toteuttamiselle. Ulkoiset rajat määräytyvät toimialan ja laajemman toimintaympäristön perusteella. Yrityksen strategia syntyy, kun sisäiset mahdollisuudet ja rajoitukset suhteutetaan toimintaympäristöön. (Porter, 1985)

Liiketoiminnan *EVA* syntyy yrityksen luodessa kassavirtoja, jotka ylittävät liiketoimintaan sidotun pääoman hinnan (Arenbo, 2023). Yrityksen ensisijainen tehtävä on tuottaa liiketoiminnassa tehtävillä päätöksillä maksimaalinen taloudellinen lisäarvo osakkeenomistajille (Dhankar, 2019) kestävällä odotetulla tuottotasolla (Kamrad et al., 2021).

Kokonaisuutena yrityksen luoma *EVA* riippuu sijoitetun pääoman tuotosta suhteutettuna rahoituksen hajautukseen, liikevaihdon kasvusta sekä kyvystä ylläpitää ajureita arvonluonnille pitkällä aikavälillä. Keskeistä

taloudellisen lisäarvon luomiseksi on kestävän kilpailukyvyn aikaansaaminen. (Arenbo, 2023) Toisaalta markkinavoimat pyrkivät jatkuvasti laskemaan sijoitetun pääoman tuoton kohti hankitun pääoman hintaa, eli toimialan niin sanottua *”floor rate of return”* (Porter, 1985).

Liikevaihdon kasvattaminen ei kuitenkaan tapahdu ilmaiseksi ja tyypillisesti kasvu tapahtuu vapaan kassavirran kustannuksella. Kasvu yksinään ei riitä arvonluojaksi, koska sen mukana on tultava rahoituskustannusta korkeampi tuotto, jonka seurauksena myös kassavirran sitoutuminen kasvuun on tärkeä muuttuja. Mitä korkeampi *ROIC* on lähtötilanteessa, sitä edullisempaa kasvun tavoittelu on, koska nykyhetken kassavirtojen luominen ei vaarannu. (Arenbo, 2023)

Pelkän kasvun tavoittelu voi olla liikearvoa laimentava tekijä, koska kun olemassa olevalla markkinalla yritetään kilpailla ilman differentioitua strategiaa, tapahtuu kilpailu puhtaana hintakilpailuna. Lisäksi kasvua tavoitellessa synergiaeduista saatetaan maksaa ylihintaa. Varsinkin rakennusurakoinnissa, jossa projektikohtainen liikevaihto on tiedossa toteutussopimusta allekirjoitettaessa, johtaa hintakilpailu helposti korotettuun riskiprofiiliin, alhaisempaan tuottojen laatuun ja kohonneen volatiliteetin seurauksena korkeampiin rahoituskustannuksiin. (Arenbo, 2023)

Rakennusliike voi asemoida itsensä markkinaympäristöön esimerkiksi viiden markkinavoiman avulla, joiden avulla kuvataan toimialan tai sen osan kilpailuympäristöä, kannattavuutta ja houkuttelevuutta. Markkinavoimiin pohjautuva analyysi perustuu siihen, että organisaatio tuntee oman positionsa markkinoilla ja pyrkii voimia hyödyntäen

strategiallaan joko suojaamaan nykyistä asemaansa tai kasvattamaan omaa markkinaosuuttaan. (Porter, 1985)

Markkinavoimia ovat uusien kilpailijoiden uhka, toimittajien ja asiakkaiden neuvotteluvoima, korvaavien tuotteiden tai palveluiden uhka sekä kilpailijoiden välinen kilpailu. Markkinavoimien määrittelemään kilpailuun rakennusliike vastaa toimialakohtaisella strategialla, joka määrittelee suuntaviivat kilpailukeinoille. Markkinavoimiin sovitettuja strategioita ovat kustannusjohtajuus, differentiaatio ja fokusointi. (Porter, 1985)

Näistä esimerkiksi uusien kilpailijoiden uhka on nousukaudella merkittävä, kun toimialan kannattavuus paranee ja alkuinvestointeihin on näennäisesti korkeamman kannattavuuden takia rahoitusta saatavilla suotuisammilla ehdoilla. Vastaavasti laskukaudella kilpailu vetää arvoketjun äärimmäisen kireälle, koska toimijoiden on työllistettävä hankittu kapasiteetti poistojen, lainakulujen ja leasing-maksujen kattamiseksi. (Quelch & Jocz, 2009)

Tulostavoitteen määrittelemiseksi rahoitusmarkkinan näkökulmasta tulee tunnistaa yrityksen riskiprofiili, joka sisältää arvion toimialan riskeistä, kasvunäkymistä ja markkinoilla kilpailevan toimijan taloudellisesta asemasta. Tuottotavoite muodostuu riskittömän koron ja sijoittajien riskipreemion yhdistelmänä ja se kuvastaa sijoittajien keskipitkällä aikavälillä odottamaa tuottotasoa. (Eliasy & Przychodzen, 2020)

Klassinen tapa määrittää arvopaperin tuotto-odotus on *”Capital asset pricing”*-mallilla, jossa tuottotavoite määritellään riskittömän koron, järjestelmällisen riskin ja riskipreemion kautta.

$$R_e = R_f + \beta * (R_m - R_f) \quad (1)$$

Markkinariskin lisäksi tuottotavoitetta määritettäessä tulee huomioida yrityksen pääomarakenne ja sijoitetun oman pääoman tuotto. Oman pääoman lisäksi yritys voi rahoittaa toimintaansa liiketoiminnasta saadun tulorahoituksen ja vieraan pääoman avulla. Tuottotavoitteessa tulee huomioida vieraan pääoman korko ja yhteisöverokanta, jolloin yritykseen kokonaisuudessaan sidotun pääoman hinta voidaan määrittää pääomalajien hintojen painotettuna keskiarvona:

$$WACC = \frac{E}{V} * R_e + \frac{D}{V} * R_d * (1 - T) \quad (2)$$

Tuottotavoite määrittelee rakennusliikkeen hankkeista tavoitteleman vuotuisen katetason. Liikevoiton tavoittelua varten rakennushankkeiden työmaakatteen on oltava riittävä, jotta rakennusliike voi tuotoilla kattaa käyttökustannukset, hallinnolliset tehtävät, koneiden ja kaluston poistot, pääomakulut sekä viimekädessä voitonjaon osakkeenomistajille. Täten rakennusliikkeen tulee tavoitella liiketoiminnastaan *WACC* korkeampaa *ROIC*, jotta toiminta on rahoituskulut huomioiden kannattavaa.

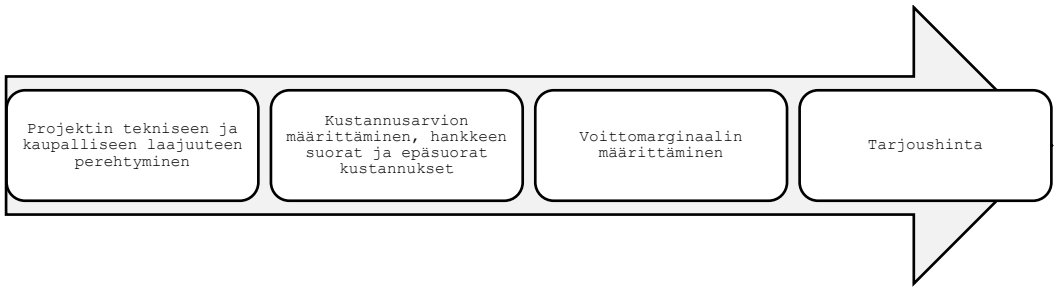
2.3 Rakennushankkeiden hinnoittelu

Rakennushankkeet poikkeavat toisistaan ominaisuuksiltaan, laatutasoltaan, laajuudeltaan, hankeriskeiltään ja maantieteelliseltä sijainniltaan. Voittavan tarjoushinnan määrittäminen on useanmuuttujan optimointitehtävä, jossa pyritään tasoittamaan voittamisen todennäköisyys, rakentamiseen sijoitetun pääoman menetysriski ja tuotto. (Laryea & Hughes, 2011)

Markkinaympäristö voidaan jakaa rakennushankkeiden moninaisuuden, tarjolla olevan tiedon epäsymmetrisyyden, markkinoiden likviditeetin ja tarjousstrategioiden perusteella itsenäiseen ja riippuvaan tarjousympäristöön. Itsenäisessä tarjousympäristössä hinnat eivät riipu toisistaan ja yksittäinen toimija voi laskea kilpailijan tuotto-odotuksen aikaisempien tarjousten perusteella. Markkina-analyysissa usein oletetaan, että kilpailijat jatkavat muuttumattomalla tarjousstrategialla, vaikka todellisuudessa myös kilpailijat sopeuttavat strategiaansa markkinatilanteeseen sopivaksi. (Liu & Zhu, 2023)

Kilpailu-urakointi perustuu suljettuun tarjouskilpailuasetelmaan, jossa joukko tekniset ja taloudelliset vaatimukset täyttäviä toimijoita tarjoaa asiakastarpeet tyydyttävän ratkaisun parhaaksi katsomaansa hintaan. Tarjouskilpailun voittaa kokonaistaloudellisesti edullisin toimija, eli voittava tarjoushinta on kilpailuasetelman kautta ylhäältä päin rajoitettu. (Hinterhuber & Liozu, 2013)

Urakkakilpailuun osallistuva toimija voi hinnoitella tarjouksen joko kustannusperusteisesti tai markkinaperusteisesti. Viimekädessä urakoitsijan hinnoittelumenetelmällä ei kuitenkaan ole merkitystä, koska kokonaistaloudellisesti edullisin tarjous valitaan. Täten ratkaisevaksi nousee kummalla menetelmällä päästään lähemmäs voittavaa tarjousta. (Hwang et al., 2011) Tarjousprosessi on esitetty kuvassa 6.



Kuva 5: Urakkatarjousprosessin vaiheet (Mäkiaho, 2019)

Kilpailuun osallistuvalla urakoitsijalla voi olla useita eri tarjousstrategioita ja näistä muodostuu joukko vaihtoehtoja. Yhtenä tavoitteena voi olla voiton maksimointi, toisaalta heikossa suhdanteessa saatetaan minimoida kapasiteetin ylläpidosta aiheutuvia tappioita ja tiukassa kilpailutilanteessa saatetaan puolustaa aggressiivisesti omaa markkinaosuutta minimoimalla kilpailijoiden voitot alhaisilla tarjoushinnoilla. Heikossa markkinatilanteessa saatetaan myös joutua tavoittelemaan urakkasopimusta hinnalla millä hyvänsä, jotta yritys saa kassavirtaa esimerkiksi poistojen ja rahoituskulujen kattamiseksi. (Friedman, 1956)

Yhtiön tilanteeseen parhaiten sopiva hinnoittelustrategia riippuu hankkeen kehitysvaiheesta ja markkinatilanteesta. Kestävän liiketoiminnan kannalta yritys valitsee useasta vaihtoehdosta sopivimman vaihtoehdon, jonka perusteella hinnoittelupäätös tehdään. Alhaisimman tarjoushinnan antaneella on kuitenkin olemassa riski, että hankekustannukset on arvioitu liian optimistisesti ja tosiasiallisesti tarjottu hanke on kassajäämältään negatiivinen. (Yu & Wang, 2013)

Tarjousprosessiin liittyy keskeisesti inhimillinen tekijä ja ihmisen rajoitteet. Psykologisesta näkökulmasta tarjouksen jättävä henkilö toimii rajoittuneen rationaalisesti vältellen tappiota tai ylioptimistisesti

minimoidessaan kilpailun häviämisestä aiheutuvaa alentunutta tilauskantaa. (Engelbrecht-Wiggans & Katok, 2008)

Rakennushankkeilla on korkeariskisen investointihankkeen piirteitä. Pitkän rakennusajan, vaikeasti ennustettavissa olevien palautumattomien hankekustannusten ja tehtyjen päätösten peruuttamattomuuden seurauksena päätöksentekoa voidaan tarkastella investointihankkeen tavoin reaalioptioiden kautta. Hankkeen toteuttajalla on jatkuvasti lukuisia vaihtoehtoisia toimintatapoja, joista kokonaisuudelle kannattavimmat valitsemalla toteuttaja maksimoi liikearvoa. (Zhang, 2023)

Rakennushankkeista tehtävät tarjoukset voidaan mieltää rahoitusinstrumentin osto-optiota vastaaviksi reaalioptioiksi. Urakkatarjous vastaa urakoitsijan näkemystä hankkeen toteutuskustannuksista, mahdollisista riskeistä ja toteutusratkaisun aikaansaamasta asiakasarvosta. Urakoitsija antaa tarjouksen [osto-optio] tilaajalle tiettyyn ajanhetkeen ehdollisena siten, että työn tekeminen on urakoitsijalle ajanhetkessä liiketaloudellisesti kannattavaa. Urakoitsija voi kuitenkin uusien kannattavampien mahdollisuuksien ilmetessä jättää osto-option käyttämättä. (Biancardi et al., 2023)

Rakennushankkeet muodostavat kokonaisuutena toimialan ja täten tietyn toimialueen rakennusmarkkinan. Markkinaan kohdistuu aiemmissa kappaleissa kuvattujen markkinavoimien seurauksena korkeaa volatiliteettia. Kun urakkatarjouksia ajatellaan rahoitusinstrumenttien osto-optioiden kaltaisina reaalioptioina, muodostuu hankkeen arvo epävarmojen hankekustannusten ja markkinavolatiliteetin kautta. (Liu & Zhu, 2023)

Tyypillisesti rahoitusinstrumentteinä käytettävät optiot pyritään hinnoittelemaan Black-Scholes mallilla, jossa optiona käsiteltävä tarjoushinta säilyy muuttumattomana, markkinan kokonaisvolatiliteetti säilyy vakiona ja urakoitsijan arvioimat hankekustannukset, eli option toteutusarvo noudattaa geometrista Brownin liikettä (Black & Scholes, 1973).

Black-Scholes optioiden hinnoittelumalli tekee kuitenkin vahvan oletuksen muuttumattomasta volatiliteetista, eli malli olettaa markkinoiden hintavaihtelun olevan vakio. Oletus rakennusmarkkinahintojen vaihtelemattomuudesta edes lyhyellä aikavälillä on vaikeasti perusteltavissa, koska kuten aiemmin on kuvattu rakentamiskustannukset ja markkinahinnat vaihtelevat rajusti suhdanteen tai suhdanneoletuksen mukaan. (Harikae et al., 2021)

Optioiden hinnoittelua voidaan laajentaa muokkaamalla käsitystä markkinahintojen vaihtelusta ja sen luonteesta. Hankekustannuksia, eli tarjoukseen hinnoiteltavan osto-option arvoa voidaan estimoida Black-Scholes-mallia täydentävällä Heston-mallilla, jossa oletetaan, että arvopaperin noudattaa Ornstein-Uhlenbeck satunnaisprosessia. (Heston, 1993) Tarjouskohteen toteuttamisen hinta urakoitsijalle määräytyy täten stokastisen differentiaaliyhtälöllä:

$$dC_t = \mu C_t dt + \sqrt{\sigma} C_t dW_t^C \qquad (3)$$

Sillä hetkellä, kun urakoitsija allekirjoittaa urakkasopimuksen, se valitsee tarjoamansa osto-option toteutettavaksi asiakkaan hyväksymällä hinnalla. Tällöin urakoitsijan päätös allekirjoitusajanhetkellä on formaalisti $Tuotto = max([(P - C_t); 0])$. Urakoitsija valitsee lähtökohtaisesti toteutettavaksi hankkeet, joiden

toteutuskustannukset sopimuksen allekirjoitushetkellä alittavat tarjoushinnan. (Harikae et al., 2021)

Urakkakilpailun voitto korreloi kilpailuun osallistuneiden toimijoiden tarjousten keskihinnan kanssa. Mikäli tarjoushinta on alle keskimääräisen tarjoushinnan, on kohonnut todennäköisyys voitolle. Toisaalta jos hinta on merkittävästi keskimääräisen hinnan yläpuolella, on voiton todennäköisyys alhainen. Täten urakoitsija yrittää maksimoida samanaikaisesti tarjouskilpailuiden voittoosuutta, mutta varmistaa samalla, että tehtyjen tarjousten tuotto-odotus on linjassa liiketoiminnalle asetetun tulostavoitteen kanssa. (Liu & Zhu, 2023)

Rakennusyhtiön tilauskirja ja sitä myöden toteutunut liikevaihto riippuu olennaisesti menestyksestä urakkakilpailuissa. Toisaalta käyttökate ja toiminnan kannattavuus on tuntematonta lopullisten kulujen kirjautumiseen saakka. Täten liiketoimintaan kohdistuu saman aikaisesti markkinariski urakkakilpailuiden ja markkinaosuuden säilyttämisestä, että kaupallinen riski tilauskannassa olevan katetavoitteen kotiuttamisessa.

2.4 Budjetointiprosessi rakennusliikkeessä

Budjetointi on talousjohtamisen perusta ja strateginen työkalu organisaation taloudellisten tavoitteiden asettamiseen, seurantaan ja saavuttamiseen (Becker et al., 2016). Budjetointi liittyy kiinteästi yrityksen strategiaprosessiin, koska budjetti on joukko tulos- ja kulueriä, jotka heijastavat organisaation mission, vision ja strategian abstraktiosta konkreettisiksi tavoitteiksi ja tunnusluvuiksi (Duan et al., 2022).

Budjetin tehtävä on toimia operatiivisen suunnittelun lähtökohtana ja jakaa resurssit tehokkaasti strategiassa määriteltyihin tavoitteisiin (Shim et al., 2012). Eri liiketoimintaskenaarioita vertaillessa voidaan simuloituja lopputuloksia verrata budjetin mukaisiin tavoitteisiin, sekä arvottaa vaihtoehtoja (Shim & Siegel, 2012). Muita tehtäviä budjetille ovat muun muassa strategian toteutumisen seuranta, sitoutumisen tehostaminen, koordinointi ja johdon viestintä taloudellisista tavoitteista (Horngren et al., 2010).

Budjetointiprosessi on keino liikejohdolle jakaa ja kohdentaa rajalliset tuotannontekijät strategian mukaisesti tavoitteiden saavuttamiseksi. Strategisten tavoitteiden saavuttamisen kannalta budjetin toteutumista on seurattava operatiivisesta toiminnasta kerätyn tiedon avulla, jotta epävarmuus tavoitteiden saavuttamisesta vähenee tilikauden edetessä. (Duan et al., 2022)

Budjetointiprosessi alkaa historiallisen suorituskyvyn ja aiemman vuoden tilinpäätöslukujen kriittisellä arvioinnilla. Tämän jälkeen toimintaympäristöä pyritään arvioimaan mahdollisimman realistisesti käynnissä olevien ja tulevien rakennushankkeiden kautta, sekä arvioimaan yrityksen strategista asemaa ja strategian toteutumisastetta. Strategisten tavoitteiden toteutumisen arvioinnin jälkeen muodostetaan luonnos tulevan tilikauden tavoitteista, jossa heijastuu yrityksen missio, visio ja strategiset tavoitteet. (Mäkiaho, 2019)

Alustavien budjettilukujen valmistumisen jälkeen luonnos lähetetään organisaatiossa alaspäin kommentoitavaksi ja liiketoimintayksiköt vastaavat luonnokseen omalla näkemyksellään realistisista tavoitteista tulevalle tilikaudelle. Tätä iteratiivista prosessia jatketaan, kunnes

tulosyksiköiden markkinanäkemykseen pohjautuvalla realismilla päivitetty budjetti kohtaa johdon näkemyksen liiketoiminnalle asetettavista tavoitteista. (Hope & Fraser, 2003) Tilikauden aikana seurataan budjetin toteutumista ja raportoidaan kehityksestä. Kuvassa 6 on esitetty budjetointiprosessin päävaiheet.

Kuva 6: Budjetointiprosessi (Hope & Fraser 2003)

Budjetoinnin taustalla olevaa dataa voidaan generoida kolmella eri tavalla riippuen organisaation johtamiskulttuurista. Budjettiluvut saatetaan ilmoittaa ylhäältä alas, jolloin ylempi johto tekee kaikki budjetointiin liittyvät ratkaisut itsenäisesti. Toisaalta budjetti voidaan muodostaa myös alhaalta ylös, jolloin organisaation toimijat määrittelevät toiminnalleen tavoitteet, jotka ylempi johto hyväksyy. Näiden välimaastossa on neuvottelumenettely, jossa organisaatio neuvottelee itselleen taloudelliset tavoitteet ja luo yhteisen tavoitteen. (Raghunandan et al., 2012)

2.5 Tulosseuranta ja ennustaminen

Liikejohdon ja kustannusjohtamisen keskeisimpiä aiheita on taloudellisten ennusteiden ja tilinpäätöstietojen vertailun mahdollistaminen (Lee, 1999). Ennustamisen tarkoituksena on luoda uskottavia skenaarioita tulevaisuudesta tarjoten näkymää eteenpäin päätöksenteon tueksi epävarmassa toimintaympäristössä. Yrityksen nykytilan voidaan ajatella olevan riippuvainen sen näkemykseen

tulevasta kehityksestä, mikä korostaa tarkkojen ennusteiden tarpeellisuutta (Sterling, 1975).

Strategisen suunnittelun ja päätöksenteon dynaaminen luonne muodostavat keskeisen haasteen liiketoiminnalle. Ennusteen tarkkuus vaikuttaa huomattavasti suunnittelu- ja päätöksentekoprosessien lopputulokseen, jolloin tarkat ennusteet toimintaympäristön kehityksestä ovat välttämättömiä organisaation etsiessä uusia kilpailutekijöitä tai vahvistaessaan olemassa olevaa kilpailuetua. (Hsieh et al., 2019)

Liiketoimintayksikön tehtävänä on ylläpitää juuri sopivaa kapasiteettia ja varastoa asiakaskysynnän tyydyttämiseksi minimoiden hankinta- ja varastointikustannukset. Tämän takia tarkat kysyntäennusteet ovat ratkaisevassa asemassa tuotteiden- ja palveluiden tuottamiseen vaadittujen raaka-aineiden, työn ja pääoman oikea-aikaisen hankinnan varmistamisessa. (Ahamed et al., 2023)

Tuottojen maksimoinnin kannalta kysynnän mahdollisimman tarkka ennustaminen on tarpeen, koska useimmilla kehittyneillä toimialoilla kulujen minimointi on myynnin kasvattamista tehokkaampaa. Markkinaosuuden ja myynnin kasvattaminen vaatisi merkittäviä lisäinvestointeja, joiden kannattavuuden perustelu voi muodostua haastavaksi jo valmiiksi kilpaillulla toimialalla. Ennusteiden rooli on ennakoida asiakaskysyntää, jotta liiketoimintayksiköllä on kysynnän tyydyttämiseksi riittävästi resursseja käytössään, mutta sen ei tarvitse maksaa ylimääräisestä tuotantokapasiteetista. (Ahamed et al., 2023)

Ennustamisen toinen tehtävä on pienentää epävarmuutta tulevien kehityspolkujen ja vaihtoehtoisten skenaarioiden ympärillä. Ennusteella saatetaan ottaa kantaa

esimerkiksi budjetoituun liikevaihtoon, liiketoiminnan välittömiin kustannuksiin, käyttökustannuksiin tai tuotteiden markkinahintoihin. Valtaosa tulevan liiketoiminnan ennustamisesta perustuu aikasarja-analyysiin, jossa oletetaan, että selitettävä muuttuja noudattaa aikaisempaa kehitystä, vaikka kaikkea historiatietoa ei ole käytettävissä. (Kureljusic & Karger, 2023)

Ennustamisprosessin fokuksen on oltava keskitetty tarkan ennusteen luomiseksi ilman merkitykseltään vähäisempiä tekijöitä. Yleisellä tasolla operatiivisen liiketoiminnan ennustamisprosessi alkaa käytettävissä olevien tietolähteiden arvioinnilla, jonka jälkeen voidaan määritellä strategiset parametrit tiedon keräämistä varten. (Croxton et al., 2002)

2.6 Ennustemallit liiketoiminnan tavoiteluvuille

Tulevan kysynnän ja liikevaihdon ennustamiseen on kehitetty aikaisemman tutkimuksen perusteella lukuisia eri algoritmeja ja mallinnuksia. Kureljusic ja Karger kokosivat 2023 julkaistuun artikkeliin viime vuosikymmeniltä tehtyjä tutkimuksia, sekä käsiteltyjen mallien selitysasteita. Pääsääntöisesti johdon laskentatoimen tutkimus on siirtynyt monimuuttujaregressiomenetelmistä neuroverkkoihin. (Kureljusic & Karger, 2023)

Monimuuttujamenetelmissä oletetaan selittävien muuttujien olevan keskenään korreloimattomia satunnaismuuttujia, vaikka muuttujien väliset todelliset korrelaatiot olisivat tiedossa. Tämän lisäksi liiketoiminta on perusluonteeltaan stokastista, epälineaarista ja moniulotteista, jolloin lineaarinen regressiomalli ei pysty kuvaamaan asiantuntijan arvioon perustuvien selittävien

muuttujien avulla käsiteltävää ilmiötä riittävän tarkasti, jotta ennusteesta olisi hyötyä päätöksenteossa. (Broomhead et al., 1992)

Neuroverkkojen hyödyntäminen ennustamis- ja mallinnustehtävissä on havaittu toimivaksi ratkaisuksi (Bertomeu, 2020), koska neuroverkon topologia sallii epälineaaristen yhteyksien mallintamisen useammalla tasolla olevien lähes vapaasti määriteltävissä olevien aktivointifunktioiden avulla. On mahdollista osoittaa, että kokonaisuutena neuroverkko toimii epälineaarisena suodattimena (Nerrand et al., 1993), jonka lisäksi lineaarisen regression näkökulmasta satunnaiselta vaikuttavaa variansia voidaan tarkasti kuvata neuroverkolla (Zhang et al., 1998).

Neuroverkkojen merkittävin etu on siinä, että mallintaessa ei tehdä oletuksia muuttujien välisistä korrelaatioista, vaan neuroverkko oppii sille syötetyn datan perusteella muuttujien latentteja yhteyksiä. Näiden piilevien yhteyksien tunnistaminen onkin asiantuntijapohjaisissa malleissa yksi heikkoa selitysastetta selittävä tekijä. (Gallant, 1993)

3 Stokastinen neuroverkko

Tässä luvussa käsitellään työn teorian kannalta toinen merkittävä kokonaisuus – tekoäly ja neuroverkot. Luvun tarkoituksena on toisaalta perehdyttää lukija neuroverkon avulla suoritettavaan regressioanalyysiin, sekä toimia teoreettisena viitekehyksenä, jonka perusteella työn empiirisessä osassa malli rakennetaan.

3.1 Tekoälyn peruskäsitteet

Tekoälyllä tarkoitetaan käsitteen klassisessa merkityksessä ”jos – niin”-sääntörakenteeseen perustuvaa tietokonealgoritmia, jonka avulla pyritään kuvaamaan ihmisen ”älyksi” miellettyä kykyä yhdistää ja jäsennellä sille syötettyä dataa, sekä muodostaa ennusteita tulevasta kehityksestä syötteiden perusteella. Moderni tekoäly hyödyntää numeerisia optimointialgoritmeja, joissa ihmisen aivoja karrikoidusti esittävät mallit etsivät, oppivat ja muodostavat sääntörakenteen itsenäisesti. (Boden, 1998)

Tekoäly ja koneoppiminen jakautuu kolmeen alaluokkaan: ohjattu, ohjaamaton ja vahvistusoppiminen. Ohjattua oppimista voidaan hyödyntää tilanteissa, joissa tulosmuuttuja on tiedossa ja syötteiden perusteella pyritään ennustamaan tulevaa kehitystä. Ohjaamattomassa oppimisessa on tarkoituksena jäsennellä syötteiden perusteella uusia luokkia tai faktoroida samankaltaisia syötteitä suuremmiksi joukoiksi. Vahvistusoppimisessa algoritmi palkitsee virhetermin kannalta edullisia ratkaisuja ja

sakottaa virhetermiä kasvattavista suunnista. (Sheikh et al., 2023)

Regressioanalyysi jakautuu pääosin viiteen eri tapaukseen, joista tunnetuin on tavallinen regressiosuoran sovittaminen datajoukkoon. Binaarituloksia todennäköisyyksien perusteella voidaan mallintaa logistisella regressiolla. Lineaarisen regression yleistyksenä tai jatkeena voidaan pitää polynomista regressiota, jossa n-asteen polynomi sovitetaan datapisteisiin. Toisaalta data voi koostua perättäisistä mittauksista, jotka muodostavat aikasarjan. Viidentenä vaihtoehtona on tukivektorikone, jossa datajoukkoon sovitetaan hypertaso, jonka oletetaan kuvaavan datajoukkoa. (Tealab, 2018)

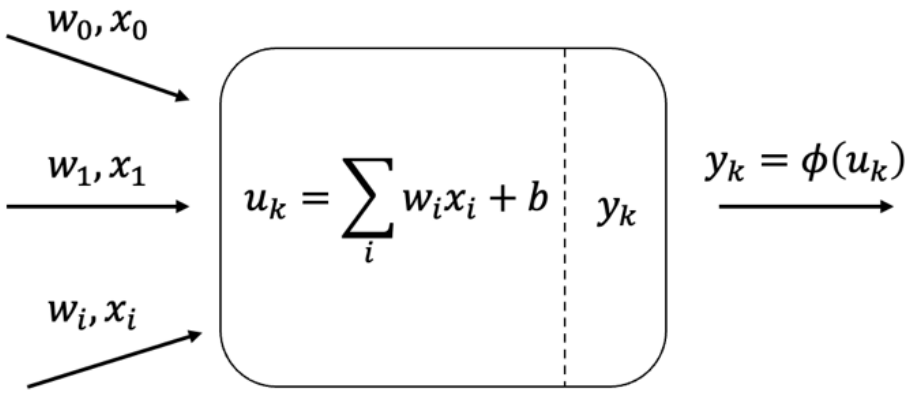
Aikasarjadatan perusominaisuutena on havaintojen autokorrelaatio, joka on seurausta siitä, että edellinen mittaus vaikuttaa jossain määrin seuraavaan mittaukseen. Tämän tutkimuksen kontekstissa voidaan ajatella, että edellisenä ajanjakson aikana mitattu liikevaihto ja tarkasteltavan ajanjakson aikainen liikevaihto korreloivat keskenään, koska aikaisempana ajanhetkenä mitattu heikko liikevaihto saa aikaan liiketoimintayksikössä vasteen, jonka seurauksena tulevana ajanjaksona generoitu liikevaihto on korkeampi. Muita aikasarja-aineistolle ominaisia piirteitä ovat trendit, kausittaisuus, syklisyys ja satunnaisvaihtelu. (Woodward et al., 2011)

Aikasarja-aineistoa voidaan koneoppimisen näkökulmasta käsitellä useilla eri menetelmillä, joista keskeisimpiä ovat *ARIMA*, *XGBoost*, *LSTM* ja TF-transformerit. Keskeisenä mallin valintaan vaikuttavana tekijänä on mallin käyttökohde ja toisaalta aikaan saadun tarkkuuden suhde mallin kehitys- ja ylläpitokustannuksiin. (Kumar et al., 2020)

3.2 Neuroverkot ja niiden toiminta

Keinotekoisilla neuroverkoilla tarkoitetaan ihmisen aivojen toimintaa jäljitteleviä tietorakenteita. Neuroverkon voidaan ajatella koostuvan neuroneista ja niitä yhdistävistä synapseista, jotka yhteistoiminnassa saavat koko neuroverkon käsittelemään valittua ongelmaa aivojen kaltaisesti. Toistaiseksi keskeisenä erona tekoälyneuroverkkojen ja ihmisen välillä on kyky luovuuteen ja kontekstin ulkopuolelta tapahtuvaan oppimiseen. (Boden, 1998)

Neuroverkko käsittelee sille syötetyn syötevektorin yhden tai useamman piilokerroksen muodostaman yhdistetyn funktion avulla. Niin sanotun neuronin muodostaa summaajafunktio, joka laskee syötesynapsien arvojen summan ja epälineaarinen aktivointifunktio. Kokonaisuutena neuronista lähtevät synapsit, summaajat ja aktivaatiot mallinnetaan yhdistetyllä funktiolla, joka koostuu lineaarikuvauksesta, vakiotermistä ja aktivointifunktiosta, joka tekee summasta epälineaarisen kuvauksen. (Schmidhuber, 2015) Yksittäisen neuronin toiminta on esitetty kuvassa 7.



Kuva 7: Kuvaus neuronin toiminnasta (Vieira et al., 2017)

Neuroneita voidaan järjestellä peräkkäisiksi kerroksiksi, jotka toimivat signaalia suodattavina tasoina. Oppimisprosessin aikana muodostuu todennäköisyyksiin perustuva sisäinen malli syötteen ja tuloksen välisestä suhteesta. Neuroverkko koostuu lukuisista peräkkäisistä monimuuttujaregressiotasoista ja aktivointifunktioista, jotka mahdollistavat kokonaisuutena selittävien muuttujien epälineaarisen suhteen selitettävään muuttujaan havaitsemisen. (Witten et al., 2017)

Vaatimus epälineaarisuudelle on seurausta siitä, että summa ja yhdistetty funktio lineaarisista funktioista on lineaarinen, jonka seurauksena lineaarisella aktivointifunktiolla muodostuisi lineaarinen kuvaus selittävien ja selitettävän muuttujan välille. Jotta neuroverkon avulla voidaan approksimoida mallinnettavan ilmiön taustalla olevaa funktiota vapaasti, malli ei voi olla lineaaristen funktioiden rajoittama, jonka seurauksena aktivointifunktion on oltava epälineaarinen. (Witten et al., 2017)

Edellä mainitun lisäksi aktivointifunktion tulisi olla derivoituva, jotta neuroverkko voidaan opettaa gradientteihin perustuvilla menetelmillä. Aktivointifunktion olisi myös hyvä olla lähellä identtistä funktiota $y = x$, jotta neuroverkko oppii tehokkaasti, vaikka se on alustettu satunnaisluvulla. Riippuen neuroverkon ominaisuuksista, voi olla toivottua, että aktivointifunktio on rajoitettu funktio, jotta funktio lähestyy vakaasti tavoiteltavaa tilaa. Toisaalta rajoittamattomalla funktiolla voidaan tehostaa oppimisprosessia, kunhan opetusnopeus on maltillinen vakauden säilyttämiseksi. (Nguyen-Thien & Tran-Cong, 1999)

Edellä kuvattu perustuu universaaliin approksimointilauseeseen, jonka mukaan:

$Olkoon\ \phi\ rajoitettu, kasvava\ ja\ jatkuva\ funktio. K \subset \mathbb{R}^n\ on\ kompakti\ joukko.\quad \varepsilon > 0\ ja\ f: K \rightarrow \mathbb{R}\ on\ jatkuva\ funktio. Tällöin\ N \in \mathbb{N}, v_i, b_i \in \mathbb{R}\ ja\ w_i \in \mathbb{R}, i = 1, \dots, N, siten, että\ |F(x) - f(f)| < \varepsilon\ Kaikilla\ x \in K\ funktioille$

$$F(x) = \sum_{j=1}^{m} v_i \phi\left(w_{kj} x_j + b_k\right)$$

3.3 "Long-short term memory"-neuroverkko

Neuroverkkoon voidaan ohjelmoida ominaisuuksia, jotka kääntävät verkostossa virtaavan informaation suuntaa. Neuroverkkoja on kahta tyyppiä jaoteltuna informaation virtauksen suunnan mukaan. Informaatiota eteenpäin syöttävässä neuroverkossa tieto liikkuu vain yhteen suuntaan. Takaisinkytketyssä *RNN* verkossa tieto virtaa ketjussa osittain takaisin, eli tulevien neuronien tulokset vaikuttavat osaan verkon aiemmista tasoista. (Dupond, 2019)

Takaisinkytkentä neuronien välille luo neuroverkkoon sisäisen muistin, joka tekee siitä tehokkaan työkalun aikasarjadatan käsittelyyn. Verkoston sisäinen riippuvuus ottaa huomioon algoritmiin aikaisemmin syötetyn datan ja havaitsee aikasarja-aineiston autokorrelaation. Takaisinkytkennän kautta neuroverkolla on hetkellinen dynaaminen ominaisuus, eli neuroverkkoon syntyy hetkellisiä aikariippuvuuksia. Rajoittamaton takaisinkytketty neuroverkko on suunnattu syklinen graafi, jota ei voida avata lineaariseksi prosessiksi. (Tealab, 2018)

Teoriassa tavallinen takaisinkytketty neuroverkko hahmottaa mielivaltaisen pitkiä riippuvuuksia syötedatassa, mutta käytännössä vastavirta-algoritmin laskennan kasvavan kompleksisuuden takia pidempiaikaiset gradientit katoavat tai kasvavat rajatta, jolloin pitkän aikavälin riippuvuuksien ennustaminen ei ole mahdollista. (Miljanovic, 2012)

Takaisinkytketyn neuroverkon gradienttien laskentaongelma on kuitenkin osittain ratkaistavissa lisäämällä informaatiota käsitteleviin yksiköihin portteja, jotka ohjaavat informaatiovirtaa. Porttien avulla hetkellisten aikariippuvuuksien sijaan yksikkö oppii käsittelemään mielivaltaisen pitkiä aikajaksoja kierrättämällä algoritmin oleelliseksi kokemaa tietoa yksikössä, eli algoritmiin syntyy hetkellisen muistin lisäksi pitkäaikainen muisti. (Malhotra et al., 2015)

LSTM-yksikkö muodostuu syöte-, ulostulo- ja unohdusporteista, jotka päättävät tiedon etenemisestä ja turhien signaalien suodattumisesta. Portit määrittävät arvon 0 ja 1 välillä, minkä avulla yksikkö päättää saapuuko verkostossa liikkuva signaali soluun, kuinka suuri osa saapuneesta tiedosta on muistamisen arvoista ja onko solun aikaansaama tulos lopputuloksen kannalta merkittävä vai jääkö tulos kiertämään soluun odottamaan uutta informaatiota, joka voi muuttaa solun tuloksen merkitykselliseksi. Mikäli yksikön luoma tulos ei muodostu merkittäväksi, unohdusportti poistaa tuloksen kierrosta. Porttien avulla yksikkö säilyttää samanaikaisesti piilotetun ja nykyisen tilan, minkä seurauksena useamman aikayksikön yli syntyvä muisti on mahdollinen. (Bengio et al., 2003)

LSTM-tasoilla varustettu neuroverkko voidaan kouluttaa tavallisen informaatiota eteenpäin syöttävän neuroverkon tavoin gradienttimenetelmällä. Yksinkertaisesta takaisinkytketystä neuroverkosta poiketen LSTM-yksiköt opettelevat aineiston perusteella, milloin muistaa ja unohtaa informaatiota, eli virheelliset signaalit kiertävät LSTM-yksikössä, kunnes ne unohtuvat. Virheellinen informaatio ei täten häiritse gradientin laskentaa, kun tärkeiden tapahtumien välillä on useampi aika-askel. Virheellisen informaation unohtaminen sallii oikean informaation perusteella lasketun gradientin läpivirtauksen muuttumattomana, jolloin gradienttien katoaminen koulutusprosessin aikana on pienempi ongelma. (Bengio et al., 2003)

3.4 Stokastiset prosessit ja Bayesilainen päättely

Determinististä neuroverkkoa voidaan täydentää vastaamaan liiketoiminnan stokastista luonnetta muuttamalla neuroverkon tavoitetta. Yksittäisten arvojen ennustamisen sijaan voidaan tulosarvojen jakaumaa pyrkiä ennustamaan syötearvojen jakauman perusteella.

Tarkastelun kohteena olevasta ilmiöstä tehdyt havainnot ovat mittaustarkkuuden rajoissa tunnettuja ja varmoja tapahtumia. Kohteen nykytilasta tai tulevasta tilasta mitatut havainnot puolestaan ovat epävarmoja, eli arvot syntyvät mahdollisten arvojen vaihteluväliltä jollain todennäköisyydellä. (Boumans, 2012) Bayesin teoreeman mukaan ennakko-oletus päivitettynä uudella havaintoaineistosta saadulla informaatiolla muodostavat posterioritodennäköisyysjakauman. Menetelmä hyödyntää tietoa

aikaisemmasta (priori) jakaumasta ja estimoi uutta (posteriori) jakaumaa. (Lee, 2004)

Formaalisti prosessi määritellään siten, että jokin tila-avaruuden prosessi luo identtisesti jakautuneita tapahtumia (liikevaihto ja käyttökate), mutta muuttujien todennäköisyysjakaumaa ei tunneta. Kun tapahtuma-avaruus Ω kuvastaa uskoa prosessin nykytilasta, θ-vektori virittää parametriavaruuden ja α on edeltävän jakauman hyperparametrit, voidaan muodostaa uusi jakauma:

$$P(\theta\,|E,\alpha\,) = \frac{\prod_k p(e_k|\theta)}{\sum_k P(E|\theta,\alpha)*P(\theta|\alpha)} * P(\theta|\alpha) \qquad (5)$$

tarkoittaen, että posterior-jakauma on suoraan verrannollinen tulevan tapahtuman todennäköisyyteen ja aiempaan tietoon jakaumasta, uudet todisteet huomioiden. (Cai et al., 2009)

Joukkoa peräkkäisistä ja toisistaan riippuvista tai riippumattomista satunnaismuuttujan havainnoista kutsutaan stokastiseksi prosessiksi. Todellisen dynaamisen prosessin mallintaminen stokastisena prosessina on eduksi tilanteissa, joissa kehityksen mallintaminen tarkkana lukuarvona ei ole mahdollista. Stokastista prosessia voidaan nimittää myös satunnaisfunktioksi funktioavaruudessa. (Snyder & Miller, 2012)

Stokastinen prosessi määräytyy edellä mainitun satunnaismuuttujien saamien arvojen muodostaman indeksoidun joukon perusteella. Satunnaismuuttujien arvot liittyvät ajanhetken perusteella taustalla olevaan tila-avaruuteen, jota stokastisella prosessilla pyritään mallintamaan. Kun datajoukon indeksointi mielletään aikana, kutsuaan tila-avaruutta diskreetiksi ajan suhteen. (Snyder & Miller, 2012)

Formaalisti stokastinen prosessi määritellään siten, että (Ω, F, P) määrittelevät todennäköisyysavaruuden ja I:llä $\subset$ R on ääretön kardinaliteetti. Oletettavasti kun jokaiselle $\alpha \in I$ on satunnaismuuttuja X_α: $\Omega \rightarrow R$ määriteltynä (Ω, F, P), on funktio X: $I \times \Omega \rightarrow R$ määriteltynä $X(\alpha, \omega) = X_\alpha(\omega)$ stokastinen prosessi $X = \{X_\alpha, \alpha \in I\}$ indeksoituna I:ssä.

Kun deterministisellä neuroverkolla pyritään estimoimaan funktiota, jonka syötteet ovat lähempänä satunnaismuuttujia kuin deterministisiä muuttujia neuroverkon ennustekyky heikkenee, koska satunnaismuuttujien varianssi kasvattaa minimoitavaa virhefunktiota, jonka seurauksena neuroverkko ei opi tehokkaasti piilevää prosessia ja mallin ennustevoima jää heikoksi. Deterministisen neuroverkon rajoitteena on, että solujen välistä piilotettua tilaa hallitseva funktio on täysin deterministinen, mikä rajoittaa neuroverkon kykyä käsitellä stokastisia prosesseja. (Chung et al., 2014)

Tila-avaruusmallit tarjoavat yhtenäisen viitekehyksen aikasarjadatan tarkempaan analysointiin. Käytettävät metodit viittaavat todennäköisyyksiin perustuviin graafisiin malleihin, jotka kuvaavat havaintojen ja havaitsemattomien latenttien muuttujien välistä suhdetta. Suhteen kuvaaminen eksaktisti on mahdollista vain piilotettujen Markov mallien ja lineaaristen Gaussin tila-avaruusmallien avulla. Kyseiset mallit ovat kuitenkin sellaisenaan kykenemättömiä mallintamaan pidempiaikaisia riippuvuuksia aikasarjadatassa. (Karl et al., 2017)

Neuroverkon ennustekykyä satunnaismuuttujille voidaan kehittää lisäämällä algoritmiin tila-avaruuskomponentti, joka kasvattaa kykyä ennustaa

satunnaismuuttujien varianssia. LSTM-mallin solujen sisäinen tila muodostuu deterministisistä funktioista, jotka tunnistavat ja käsittelevät aikasarja-aineiston pidemmän aikavälin riippuvuuksia. Vastaavasti neuroverkon epälineaarisiin aktivointifunktioihin voidaan lisätä stokastinen tila-avaruutta estimoiva prosessi. Näillä muutoksilla voidaan samanaikaisesti tunnistaa pitkäaikaisia riippuvuuksia ja mallintaa havaitsematonta tilaa. (Seleznev et al., 2019)

Stokastinen LSTM-neuroverkko pyrkii ennustamaan yksittäisen arvon sijaan kohdemuuttujien jakaumaa jokaisella aika-askeleella. Toisin sanoen ennustamisen tavoitteeksi muodostuu piilevän prosessin todennäköisyysjakauman ennustaminen. Yksinkertaisimmillaan tätä piilevän prosessin jakaumaa voidaan estimoida aiemmin kuvatun Bayesin teoreeman avulla, joka mahdollistaa tulevien arvojen ennustamisen, kun taustaoletusta jakaumasta päivitetään uudella tiedolla. (Li et al., 2021)

Tavallinen deterministinen neuroverkko koulutetaan takaisinvirtausalgoritmin [*backpropagation*] avulla. Algoritmissa lasketaan virhefunktion gradientteja kerros kerrokselta Leibniz-ketjusäännön avulla ja päivitetään neuroverkon painokertoimia pienimmän gradientin suuntaan siten, että virhe ennusteen ja mitattujen havaintojen välillä minimoituu. (Goodfellow et al., 2016)

Takaisinvirtausalgoritmi on kuitenkin tehoton optimointi algoritmi, kun neuroverkkoon lisätään stokastisia komponentteja. Haasteet algoritmin käytölle liittyvät stokastisen neuroverkon derivoitumattomuuteen, koska gradienttien laskeminen edellyttää virhefunktiolta derivoituvuutta. Tämän lisäksi stokastisuus kasvattaa virhefunktion kompleksisuutta, jossa esiintyy lukuisia

paikallisia minimi, maksimi ja satulapisteitä, joiden seurauksena algoritmi ei välttämättä löydä ennusteen kannalta riittävän globaalia minimiä. (Neal & Hinton, 1998)

Stokastisen neuroverkon tavoitteena on estimoida posterior-jakaumaa esimerkiksi normaalijakaumaa perustuen priori-jakaumaan Bayes-teoreeman pohjalta. Neuroverkon koulutusta voidaan täten lähestyä *ELBO*-algoritmilla, jossa maksimoidaan kaavan:

$$ELBO(\phi) = \ln p_\theta(x) - D_{KL}(q_\theta(z|x)||q_\theta(z|x)) \qquad (6)$$

mukaista arvoa esimerkiksi stokastisen gradienttimenetelmän avulla parametriä θ ja estimoivaa jakaumaa vaihtelemalla. Menetelmänä ELBO muodostaa Kullback-Leibler divergenssin (KL-termi) kautta pessimistisen arvion log-todennäköisyydelle ja algoritmi takaa, että mallin sovitus on vähintään tietyllä tasolla, eli todellisuudessa sovitus voi olla myös parempi. (Neal & Hinton, 1998)

ELBO-sovitus voidaan laskentamielessä toteuttaa normaalijakauman kohdalla yksinkertaisesti *MSE*-mittarilla, koska se on yhdistetyn Gaussin todennäköisyysjakauman ja keskiarvoparametrin kanssa sama kuin ELBO. (Kingma & Welling, 2022)

3.5 Teoriaosuuden yhteenveto

Aikaisemman kirjallisuuden perusteella rakentaminen on historiallisesti ollut haastava toimiala Suomessa, jota leimaa korkeat suhdannevaihtelut ja suuret liiketoimintariskit. Vahvasti kotimarkkinavetoisen toimialan rooli on suomalaisessa yhteiskunnassa merkittävä, koska noin joka viidennes suomalainen on työllistynyt alalle.

Kilpailukenttä rakennusalalla määräytyy historiallisen kehityksen, alalla toimivien yritysten reaktioiden, liiketoimintastrategioiden, sekä markkinamekanismien perusteella. Lyhyellä aikavälillä rakennusliikkeen kilpailukyky määräytyy kustannustehokkuudesta. Pitkällä aikavälillä kilpailukyky syntyy asiakkaille tuotetusta arvonlisästä, tuottavuudesta ja rakentamisen laadusta. Jatkuvuuden kannalta rakennusliikkeen tulee kehittää samanaikaisesti pitkäaikaista kilpailukykyä lyhyenaikavälin kustannustehokkuuden kanssa.

Kestävän liiketoiminnan ja jatkuvuuden keskiössä on asiakasarvon luominen, kyky uudistua ja organisaation asenne muutosta kohtaan. Pitkällä aikavälillä rakennusliike voi ylläpitää ja kehittää kilpailukykyään markkinavoimia tunnistamalla ja asiakastarpeet täyttämällä strategisen liiketoiminnan suunnittelun kautta. Rakennusliikkeen sisäisesti kilpailukykyä voidaan kehittää kohdentamalla resurssit mahdollisimman tuottavaan toimintaan.

Rakennusliikkeen omistajien näkökulmasta yhtiön tulee toimia markkinoilla kannattavasti, eli omistajien sijoittaman pääoman tuoton tulee olla riittävä suhteessa rahoituksen hajautukseen ja liikevaihdon kasvuun. Markkinoilla tapahtuvan kilpailun kautta pitkällä aikavälillä menestyvät yritykset edistävät toimialan asiakasarvoa luovia toimintatapoja ja toisaalta lyhyellä aikavälillä kustannuskilpailukykyyn keskittyneet yritykset kuihtuvat pois alhaisten tuottojen aikaansaaman kannattamattomuuden seurauksena.

Liiketoiminnan kestävä kehittäminen perustuu rakennusliikkeen vahvaan taloudelliseen asemaan, koska pitkän aikavälin kilpailukyvyn kehittäminen edellyttää

mahdollisuutta ottaa riski lyhyen aikavälin kannattamattomuudesta ilman riskiä koko yritykseen sidotun pääoman menetykselle konkurssin muodossa. Strategisen suunnittelun tukena käytetään tyypillisesti tilikaudelle tehtävää budjettia, jossa organisaatio jakaa taloudelliset resurssinsa strategiansa mukaisiksi panoksiksi. Budjetti perustuu organisaation näkemykseen tulevasta kehityksestä ja viimekädessä osakkeenomistajien asettaman tuottotavoitteeseen.

Tulevan kehityksen arviointia on aikaisemmassa tutkimuksessa lähestytty organisaation historiallisen kehityksen kautta, eli ennustemalleja on muodostettu aikaisempien tilinpäätöstietojen pohjalta indikoimaan tulevien tilikausien tapahtumia. Ennustemallien haasteeksi on muodostunut tulevaisuuden ennustaminen aikaisemman kehityksen pohjalta. Vaikkakin aikaisemmasta kehityksestä johdetut indikaatiot organisaation tulevan kehityksen suunnasta voivat olla oikeansuuntaisia, ne eivät ota huomioon markkinoilla tapahtuvia muutoksia, jonka seurauksena aikaisempien tilikausien pohjalta tehdyt ennusteet saattavat muuttua aikaisessa vaiheessa kuluvaa tilikautta merkityksettömiksi.

Tilauspohjaisessa liiketoiminnassa rakennusliikkeen tuleva laajuus on vahvasti sidoksissa toistaiseksi tuloutamattomaan tilauskantaan. Tilauskannan kehitys on kilpailu-urakoinnissa suoraa seurausta markkinaosuudella korjatusta tarjouskannasta, jonka kehitykseen vaikuttavat muun muassa yleinen markkinatilanne, potentiaalisten hankkeiden siirtyminen ja peruuntuminen, sekä rakennusliikkeen markkinaosuuden muutokset. Tarjouskanta kuitenkin indikoi tulevaa liiketoimintapotentiaalia.

Aikaisemmissa tutkimuksissa ennustamista on yritetty neuroverkkopohjaisilla tekoälymalleilla, jotka oppivat itsenäisesti pääosin deterministisesti piilevän prosessin tuottamia tuloksia. Tehdyn kirjallisuuskatsauksen perusteella on kuitenkin viitteitä siitä, että nykyhetkessä tarjottujen hankkeiden muodostama tarjouskanta sisältää uutta informaatiota tulevasta kehityksestä. Tämän lisäksi hankkeiden hinnoitteluun ja arvoon liittyvä epävarmuus liittyy useimmiten epävarmoihin toteutuskustannuksiin. Tutkimusten perusteella toteutuskustannukset ovat kokonaisuutena luonteeltaan satunnaisprosessin aikaansaamia, joten myös liiketoimintayksikön hankeportfolion toteutuskustannukset noudattavat todennäköisemmin piilevää satunnaisprosessia kuin determinististä prosessia.

Perustuen aikaisemman tutkimuksen löydöksiin, voidaan muodostaa empiirisessä osiossa testattava tutkimushypoteesi, jonka mukaan sekä liiketoiminnan tuleva laajuus, että kannattavuus olisivat ennustettavissa piilevää satunnaisprosessia estimoivalla stokastisella neuroverkolla, joka hyödyntää muun muassa tarjouskannasta saatavaa informaatiota liiketoiminnan taloudellisen ennusteen luomisessa.

4 Empiirinen osio – ennustemalli

Tässä luvussa käsitellään teorian ja käytännön yhteensovittavaa empiiristä osiota. Luvun alussa esitellään tutkimuksen kohdeyritys, sekä esitellään tutkimuksessa käytettävät mittarit. Luvun keskivaiheilla esitellään ennustemallin rakentaminen ja koulutusprosessi. Lopussa käsitellään mallin antamia tuloksia, sekä niiden luotettavuutta.

4.1 YIT Infra Oy: Pohja- ja teollisuusrakentaminen

YIT Oyj on suomalainen rakennusyhtiö, jonka päätoimialat ovat infra-, asunto- ja toimitilarakentaminen Pohjoismaissa, Baltiassa ja Keski-Euroopassa. Rakennusliikkeenä YIT merkittävä osa suomalaista rakennushistoriaa. Lemminkäisen ja YIT:n yhdistyessä vuonna 2018, muodostivat maan kaksi vanhinta rakentajaa uniikin kombinaation rohkeaa rakentamista, innovatiivisuutta ja vastuullisuutta. (Tuuri, 2010; Herranen, 2012) Yhtiönä YIT on Suomen suurin rakennusliike ja vastasi 2,5 miljardin euron liikevaihdolla noin 31 % suomalaisesta rakennusmarkkinasta (Rakennuslehti, 2024).

Tutkimuksessa tarkastellaan YIT Infra Oy:n osana toimivaa pohja- ja teollisuusrakentamisen toimialaa, jonka tehtävänä on vastata laajalla skaalalla haastaviin erikoisinsinöörityötä vaativiin hankkeisiin. Yksikön tarjoamia palveluita ovat muun muassa syvä- ja massastabilointi-, lyönti- ja porapaalutus, suihkuinjektointi-, perustustenvahvistus-, avolouhinta-, tukiseinä- ja

ankkurointityöt sekä vaativat teollisuusrakentamisen kohteet. (YIT, 2024)

Yksikkönä pohja- ja teollisuusrakentaminen vastaa markkinaan, jossa tuotettu rakentamispalvelu on osa asiakkaan laajempaa kokonaisuutta. Pohjarakentamisessa pohjarakennuspalvelu mahdollistaa rakentamisen ja teollisuusrakentamispalvelu luo edellytykset tuotantolaitteiston asentamiselle ja teollisuusyrityksen tuotteiden valmistukselle. Tulosyksikkö palvelee haastavaa markkinaa, jossa tavanomaisten kohteiden kilpailu on puhtaasti hintavetoista, mutta haastavissa suurhankkeissa urakoitsija valitaan toiminnallisten tekijöiden kautta.

4.2 Muuttujien esittely

Tutkimuksen teoriaosuudessa on esitelty rakennusurakoitsijan taloudellisen ennustamisen kannalta keskeisiä tekijöitä. Aikaisemman kirjallisuuden perusteella ennustemalli on rakennettu markkinakysyntää signaloivien tarjouspyyntöjen, urakoiden voitto-osuuden ja aikaisemmalla tilikaudella budjetoitujen tavoitteiden kautta. Muuttujavalintojen seurauksena voidaan ajatella, että aikaisemmalla tilikaudella tehtyä budjettiarviota päivitetään nykyisen tilikauden markkinakysyntään ja markkinaosuuteen sopivaksi.

4.2.1 Toteutunut liikevaihto raportointikaudella

Raportointikaudella toteutuneella liikevaihdolla tarkoitetaan tulosyksikön varsinaisesta liiketoiminnasta syntyneistä myyntituloja, joista on vähennetty avustukset, arvonlisävero sekä muut myynnin määrään perustuvat

verot. Raportointikaudella tarkoitetaan yrityksen taloushallinnon määrittämää seurantajaksoa, joka on tässä tapauksessa 1 kuukausi. Täten toteutunut liikevaihto raportointikaudella sisältää muuttujana yksittäisen kuukauden aikana laskutetun rakennuspalvelun.

Tyypiltään muuttuja on numeerinen, jatkuvalla välimatkaasteikolla määritelty ei-negatiivisia arvoja saava muuttuja. Toteutunut liikevaihto määritetään kuukausittain suomalaisen kirjanpitolain mukaisesti julkiselle pörssiyhtiölle asetettujen vaatimusten mukaisesti, eli raportointikausilla kirjatun laskutuksen on tilinpäätöshetkellä täsmättävä. Täten tutkimuksen kontekstissa toteutunut liikevaihto on virheetön muuttuja ja toimii kelvollisena vertailukohtana ennustemallin tarkkuutta määritettäessä.

4.2.2 Toteutunut käyttökate raportointikaudella

Käyttökatteella (EBITDA) tarkoitetaan tulosyksikön operatiivista tulosta, jota varten myyntituloista on vähennetty välittömät valmistukseen liittyvät materiaali- ja palkkakulut, sekä liiketoiminnan jatkuvuuden edellyttämät kiinteät kulut. Käyttökate ei ota kantaa omaisuuserien arvonalenemaan, vieraan pääoman kuluihin tai sitoumuksista valtiolle verojen muodossa.

Aikaisemmin kuvatun raportoidun liikevaihdon tavoin raportoitu käyttökate on yhtiön käyttämällä raportointiaikavälillä syntynyt tekninen kassajäämä. Kuukauden mittaisella ajanjaksolla käyttökate voi kuitenkin vaihdella liikevaihtoa voimakkaammin eri kuluerien jaksotuksista ja liiketoimintariskistä johtuen.

Liikevaihdon tavoin raportoitu käyttökate on muuttujana numeerinen ja jatkuvalla välimatka-asteikolla määritelty, mutta liikevaihdosta poiketen muuttuja ei ole rajoittunut ei-negatiivisiin arvoihin. Toteutunut käyttökate määritetään kuukausittain suomalaisen kirjanpitolain julkiselle pörssiyhtiölle asetettujen vaatimusten mukaisesti, eli raportointikausilla kirjatun käyttökatteen on tilinpäätöshetkellä täsmättävä. Kuten raportoitu liikevaihto on tämän tutkimuksen kontekstissa toteutunut käyttökate virheetön muuttuja ja sitä hyödynnetään vertailuarvona mallin ennustetarkkuutta tarkasteltaessa.

4.2.3 Edellisellä raportointikaudella ennustettu liikevaihto

Edellisellä kaudella ennustettu liikevaihto kuvaa liiketoimintayksikön parasta arvioita tulevalla kaudella toteutuvasta liikevaihdosta. Toteutuneesta liikevaihdosta poiketen ennustettu liikevaihto pitää sisällään riskin laskutuksen siirtymisestä ja suorituslaajuuden muutosten aiheuttamista laskutusmuutoksista, sekä tulevan liikevaihdon kotiuttamiseen liittyvän riskin.

Tyypiltään muuttuja on raportoidun liikevaihdon tapaan numeerinen, jatkuvalla välimatka-asteikolla määritelty ei-negatiivisia arvoja saava muuttuja. Ennustettu liikevaihto määritetään kuukausittain osana yrityksen taloudellista ennustamisjärjestelmää konservatiivisesti, jotta ennuste liiketoiminnan kehityksestä on hieman varovainen. Tutkimuksen kontekstissa ennustettu liikevaihto sisältää mahdollisesti sekä systemaattista, että epäsystemaattista virhettä. Tutkimuksen tavoitteena on tarkentaa heuristista arviota tulevasta liikevaihdosta

markkinasignaalien avulla, eli muuttuja toimii ennustamisen lähtötasona vertailussa.

4.2.4 Edellisellä kaudella ennustettu käyttökate

Edellisellä kaudella ennustettu käyttökate vastaa liiketoimintayksikön parasta näkemystä liiketoiminnan kannattavuudesta. Ennustettu käyttökate muodostuu yksittäisten projektien myyntikate-ennusteista sekä tulosyksikön ennustamista kiinteistä kulueristä, joiden seurauksena käyttökate-ennuste on arvio tulevalla kaudella normaalin liiketoiminnan aikaansaamista kustannuksista sekä liiketoiminnan sisältämistä teknisistä ja kaupallisista riskeistä.

Muuttujana ennustettu käyttökate on numeerinen ja jatkuvalla välimatka-asteikolla määritelty, mutta liikevaihtomuuttujista poiketen se ei ole rajoittunut ei-negatiivisiin arvoihin. Ennustettu käyttökate määritetään kuukausittain. Ennustetta määritettäessä kukin tulosvastuullinen päällikkö arvioi fyysisen valmiusasteen, kulujen kirjautumisasteen sekä toteutuneiden, että toteutumattomien riskien kautta projekteilta tuloutuvaa katetta ja sen varmuutta. Tämän tutkimuksen kontekstissa ennustettu käyttökate sisältää sekä systemaattista, että epäsystemaattista virhettä lukuisien epävarmuuslähteitten takia.

4.2.5 Budjetoitu liikevaihto kaudelle

Tutkimuksessa budjetoidulla liikevaihdolla tarkoitetaan aikaisemmalla tilikaudella tehtyä arviota tulevan tilikauden liiketoiminnan laajuudesta. Budjetoitua

liikevaihtoa määritettäessä liiketoimintayksikkö arvioi aikaisempien tilikausien perusteella realistisen odotusarvon tulevalle tilikaudelle. Lisäksi laajuutta arvioidessa aikaisempien tilikausien toteutuneita lukemia verrataan strategisiin tavoitteisiin ja tulosyksikön katettaviin kiinteisiin kustannuksiin.

Muuttujana budjetoitu liikevaihto on aikaisempien liikevaihtoa kuvaavien muuttujien tapaan numeerinen, jatkuvalla välimatka-asteikolla määritelty ei-negatiivisia arvoja saava muuttuja. Tutkimuksen päätavoite on tarkentaa budjetoidun liikevaihdon mukaista arviota tilikauden aikana saatujen signaalien avulla, eli tämän tutkimuksen kontekstissa budjetoitu liikevaihto sisältää eniten epävarmuutta. Epävarmuus ja muuttujan sisältämä virhe koostuu markkinaympäristön ennakoimattomista muutoksista, jotka saattavat hetkessä muuttaa tilikauden tavoitteita. Tutkimuksen tavoitteena on ennustemallin avulla tarkentaa ennustetta liikevaihdosta.

4.2.6 Budjetoitu käyttökate kaudelle

Budjetoitu käyttökate kaudelle kuvastaa budjetointiprosessin yhteydessä määritettyä vähimmäistä operatiivista kannattavuutta, jolla tulosyksikkö pääsee sille asetettuun EBIT tavoitteeseen, kun liiketoiminnassa tarvittavan omaisuuden arvonalenema ja poistot otetaan huomioon. Budjetoitu käyttökate määrittelee hankeportfoliossa olevien urakoiden työmaakatetavoitteet.

Muuttujana budjetoitu käyttökate kaudelle on muiden aikaisemmin kuvattujen käyttökatemuuttujien tavoin numeerinen ja jatkuvalla välimatka-asteikolla määritelty muuttuja, joka voi saada myös negatiivisia arvoja.

Budjetoidun liikevaihdon tavoin muuttuja sisältää paljon epävarmuutta, koska budjetoinnin yhteydessä tulevan tilikauden markkinaympäristö sisältää lukuisia epävarmuuden lähteitä, joita ei täysin budjetointiprosessissa voida mitata tarkkoina lukuarvoina.

4.2.7 Voitettujen ja hävittyjen hankkeiden välinen suhde kaudella

Voitettujen ja hävittyjen hankkeiden välistä suhdetta kuvaava muuttuja on tässä tutkimuksessa määritelty siten, että yhtiön asiakkuushallintajärjestelmästä on koottu tarjoustoimintaan liittyvä aineisto, jossa jokaiselle tunnistetulle urakointimahdollisuudelle on määritelty liikevaihtopotentiaali (tarjoushetkellä), tarjouskate, oletettu urakan alkamisajankohta ja oletettu urakan kesto. Osa tavoitelluista mahdollisuuksista etenee urakkaneuvotteluiden kautta sopimusvaiheeseen ja toteutukseen, osassa mahdollisuuksia tulosyksikkö ei ole menestynyt kilpailussa tai osa hankkeista on keskeytetty, jonka seurauksena mahdollisuus siirtyy toiseen tuntemattomaan ajankohtaan.

Muuttujana voitettujen ja hävittyjen urakoiden liikevaihtoennusteiden suhde on numeerinen ja jatkuvalla suhdeasteikolla määritelty muuttuja, joka saa kaikki arvot 0 ja 1 välillä. Muuttujaa ei ole määritelty tilanteessa, jossa tulosyksikkö voittaa kaikki tunnistamansa mahdollisuudet. Voitettujen ja hävittyjen urakoiden suhde sisältää lukuisia epävarmuuden lähteitä, koska hankekoot saattavat mahdollisuuden tunnistamishetken ja urakan päättymisen välillä vaihdella, urakoiden aloitusajankohta voi vaihdella merkittävästikin tarjouspyynnön

mukaisesta, sekä asetettu katetavoite ei liiketoiminnallisten riskien toteutuessa välttämättä täyty.

Muuttujan rooli tutkimuksessa on kuvastaa liiketoimintayksikön markkinaosuutta tunnistetusta pohja- ja teollisuusrakennusmarkkinasta. Muuttujan rooli ennustemallissa on indikatiivinen ja se kuvastaa kuinka suuri osuus kaudelle tarjotuista urakoista saattaa kotiutua uutena työkantana. Tunnusluku painottaa kaudelle tarjotuiden urakoiden liikevaihtoennustetta tulosyksikön markkinaosuudella.

4.2.8 Tarjouspyyntöjen euromääräinen arvo kaudella

Tarjouspyyntöjen euromääräinen arvo kaudelle määräytyy asiakkuuksienhallintajärjestelmään tunnistettuihin mahdollisuuksiin annettujen tarjousten kuukausikohtaisesta euroilla mitatusta määrästä, eli tarjouksen arvon mukaisen liikevaihdon oletetaan tuloutuvan tasaisesti koko rakennusajan yli arvioidussa toteutusajankohdassa.

Muuttujana tarjouspyyntöjen euromääräinen arvo kaudella on liikevaihdon kaltainen numeerinen ja jatkuvalla välimatka-asteikolla ei-negatiivisia arvoja saava muuttuja. Muuttuja sisältää epävarmuuden hankkeiden siirtymisestä tai peruuntumisesta. Markkinaosuuteen liittyvää epävarmuutta muuttujassa ei kuitenkaan ole, koska kaikkien toteutukseen siirtyneiden hankkeiden pohja- ja teollisuusrakennustarpeet täytetään jonkin markkinoilla olevan toimijan toimesta.

4.2.9 Yleinen suhdannetilanne

Yleistä suhdannetilannetta tutkimuksessa kuvastaa tulosyksikön markkina-alueella aloittaneiden ja lopettaneiden rakennusalan yritysten välinen suhde. Tutkimuksessa oletetaan, että hyvässä suhdannetilanteessa toimiala kasvaa ja markkinoille syntyy uusia yrityksiä. Vastaavasti heikossa suhdannetilanteessa toimiala kutistuu ja markkinakysyntä täyttyy harvemmalla joukolla yrityksiä, jolloin lopettaneiden yritysten lukumäärä kasvaa. Suhdannetta kuvaavana tilastona tutkimuksessa käytetään Tilastokeskuksen yrityskannassa aloittaneiden ja lopettaneiden kvartaalikohtaista lukumäärien välistä suhdetta.

Muuttujana yleinen suhdannetilanne on numeerinen ja jatkuvalla suhdeasteikolla määritelty muuttuja, joka saa ei-negatiivisia arvoja. Viranomaisen ylläpitämää tilastoa pidetään tämän tutkimuksen kontekstissa virheettömänä ja mahdollista lakkautetun yrityksen liiketoiminnan jatkoa toisen nimen alla tai harmaana taloutena ei ole otettu huomioon. Tutkimuksessa muuttujan rooli on indikatiivinen, eli se painottaa tarjouspyyntöjen euromääräisen arvon perusteella syntyvää arvoa yleisen markkinatilanteen mukaiseen suuntaan.

4.2.10 Yleinen rakennuskate

Muuttujana yleinen rakennuskate on kahden erillisen indeksin aggregaatti, eli indeksissä yhdistyy Tilastokeskuksen Rakennuskustannusindeksi ja Haahtela Oy:n ylläpitämä yleinen tarjoushintaindeksi (SVT, 2023; haahtela,

2024). Tutkimuksessa Tarjoushintaindeksi kuvastaa urakoinnin yleistä tarjoushintakehitystä ja rakennushintaindeksi tuotantopanosten hankintakustannuksia. Indeksipistelukujen välinen suhde kuvastaa sitoutuvien panosten suhdetta saataviin tuloihin, joka toimii indikaattorina toimialan kannattavuudesta. Indeksien suhdeluku ei ole suoraan rinnastettavissa käyttökatteeseen, koska indeksit on määritelty eri asteikoilla.

Muuttujana yleinen rakennuskate on numeerinen ja jatkuvalla suhdeasteikolla määritelty muuttuja, joka saa einegatiivisia arvoja. Indeksien lähtötiedoissa olevat muuttujat kerätään pääosin kyselytutkimuksilla alan toimijoilta, jonka seurauksena muuttujassa on vastausten todenperäisyyteen liittyvää epävarmuutta. Muuttujan tehtävä ennustemallissa on toimia yleistä kannattavuutta indikoivana tekijänä.

4.3 Aineiston keruu ja käsittely ennen analyysia

Tutkimuksessa kerätty aineisto on koottu tarkastelun kohteena olevan tulosyksikön kuukausittaisista kirjanpidosta tulostetuista raporteista, asiakkuuksienhallintajärjestelmästä, taloudellisen raportoinnin ja ennustamisen järjestelmästä, sekä Tilastokeskuksen ja Haahtela Oy:n verkkosivuilta.

Aineisto on kerätty pääosin manuaalisesti taulukkomuodossa ja syötetty tarkasteltavalta ajanjaksolta erilliseen koontitaulukkoon, joka syötetään ennustemallin luovaan algoritmiin Microsoft Excel muodossa.

Aineistoa on käsitelty siten, että on tarkastettu koontitaulukkoon syötettyjen arvojen muotoilun

yhteneväisyys, sekä on johdettu tarvittavin osin johdetut muuttujat ennustemallia varten. Aineistossa ei ole puuttuvia tai selkeästi poikkeavia arvoja, jonka seurauksena aineistolle ei ole tehty esikäsittelyä tai oletuksia puuttuvien arvojen käsittelyyn liittyen.

4.4 Ennustemallin määrittely

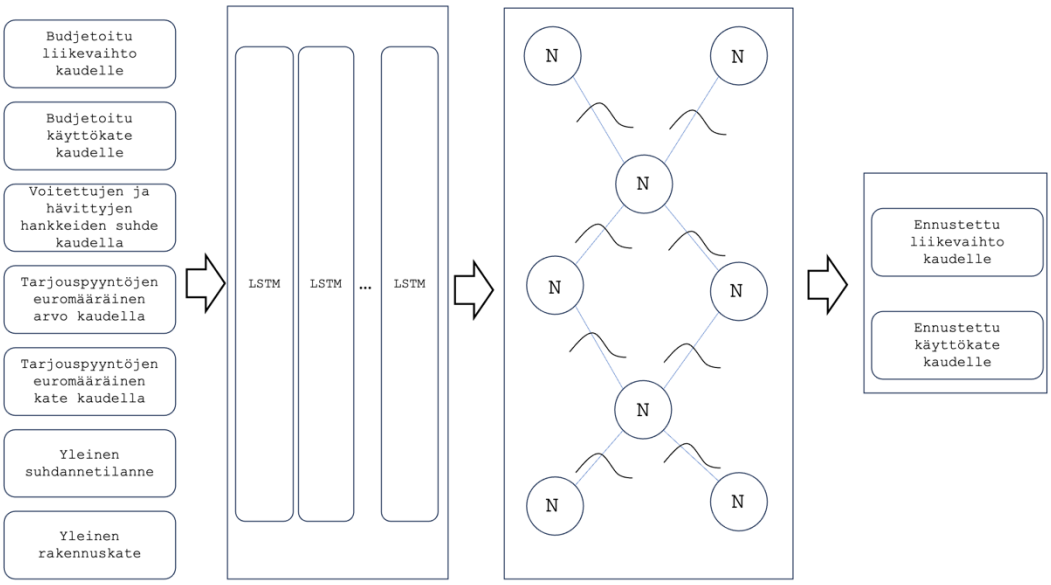
Ennustemalliksi on valikoitunut stokastinen LSTM-neuroverkko, jonka on aikaisemman kirjallisuuden perusteella arvioitu havaitsevan aikasarjadatasta pidempiaikaisia riippuvuuksia sekä pystyvän tarkempaan piilevän funktion arviointiin, koska liiketoimintaprosessi on oletettu luonteeltaan stokastiseksi.

Neuroverkko koostuu esikäsittelijästä ja kahdesta erillisestä komponentista, joista toinen on mallin LSTM-tasot, jotka edellä kuvatun mukaisesti oppivat aikasarja-aineistosta useamman aika-askeleen yli tapahtuvaa vaihtelua. LSTM-tasoja seuraa stokastinen neuroverkko, jossa neuronien väliset aktivointifunktiot mallintavat yksittäisten parametrien sijaan kokonaisia todennäköisyysjakaumia.

Esikäsittelyssä huomioidaan mallin taustaoletuksen mukaisesti se, että jokaisen kuukauden raportoidut liikevaihto- ja käyttökatearvot kuuluvat tuntemattomaan satunnaisprosessiin ja ovat arvoja jostain tuntemattomasta jakaumasta. Suurten lukujen teorian nojalla mallinnuksessa oletetaan, että lukuarvot noudattavat pitkällä aikavälillä likimain normaalijakaumaa, eli kuukausittain toteutuvien arvojen jakauma on estimoitavissa MCMC-mallilla (Del Moral, 2006).

Mallin LSTM-taso käsittelee aikasarjassa tapahtuvia aika-askeleiden välisiä muutoksia, ja pyrkii poimimaan varianssista tulevien arvojen ennustamisen kannalta olennaisen informaation. Porttimekanismin avulla yksittäiset LSTM-solut kierrättävät, poistavat ja siirtävät verkostossa eteenpäin mallin selitysasteen kannalta optimaalisiksi valikoituneita parametreja.

Stokastinen neuroverkko pyrkii mallintamaan aikasarjadatasta valikoituneen informaation perusteella tunnistettua satunnaisfunktioavaruuden piilevää stokastista funktiota. Verkoston aktivointifunktioihin lisätty stokastinen ominaisuus on tutkimuksen kontekstissa ymmärrettävissä päivittäisessä liiketoiminnassa operoivien yksiköiden päätöksiä mallintavana abstraktiona. Näiden abstraktioiden summana suurten lukujen lain nojalla syntyy uskottava estimaatti liiketoimintayksikön taloudellisista tunnusluvuista, vaikka yksittäisen neuronin tulokset eivät ole merkitseviä. Tutkimuksessa rakennetun ennustemallin arkkitehtuuri on esitetty karrikoiden kuvassa 8.



Kuva 8: Neuroverkko mallin taustalla

Ennustemalli opetetaan käsittelemään kuukausittaisia syöte- ja vastinlukupareja kahdessa vaiheessa. Ensimmäisessä vaiheessa malli hakee optimaalisen jaon hyperparametreja (LSTM-kerrosten lukumäärä, LSTM-yksiköiden lukumäärä, neuronikerrosten lukumäärä, neuroneiden lukumäärä per taso, oppimisnopeus) 150:llä eri yrityksellä, eli hyperparametriavaruudesta haetaan 150 eri kombinaatiota satunnaisotannalla ja valitaan näistä mallin MSE kannalta edullisin.

Koulutuksen toisessa vaiheessa opetusaineistosta tiristetään kaikki mahdollinen ulos 800 koulutuskierroksella, jossa algoritmi kokeilee neuroverkon eri painokertoimia ja opettelee MSE kannalta tehokkaimman painotuksen. Tässä osiossa mallille syötetään osia koko aikasarjasta ja tulos validoidaan pienemmällä osaotoksella. Virhefunktio lähestyy koulutuksen aikana minimiä ja pienimmän MSE-arvon saava funktiorakenne jää käytettäväksi ennustemallissa.

4.5 Tulokset

Ennustemallin koulutusprosessin perusteella valikoituneiden hyperparametrien ja painokertoimien avulla on määritelty tutkimuksessa tarkasteltava lopullinen ennustemalli. Mallin käyttökelpoisuutta arvioidaan sekä testaamalla selitysastetta tunnetussa datajoukossa, että esittämällä sille täysin uutta dataa, eli koulutus- ja validointijoukon ulkopuolista tietoa. Tällä varmistetaan, ettei mallia ole vahingossa tai tarkoituksellisesti ylisovitettu datajoukkoon. Käyttökelpoisuuden

arviointi on toteutettu tekemällä ennusteet tammi-, helmi- ja maaliskuun liikevaihto- ja käyttökateluvuista.

Mallin selitysastetta tarkastellaan tutkimuksessa mukautetun R^2-luvun avulla. Tunnusluku kuvaa mallin vapausasteilla korjattua R^2-lukua. Mukautettu R^2 kuvaa mallin selitysastetta tavallista suuretta tarkemmin tilanteissa, joissa otoskoko on pieni ja selittäviä muuttujia paljon. Selitysasteena mukautettu R^2 kuvastaa vaihtokauppaa mallin harhaisuuden ja varianssin välillä. Mitä enemmän mallissa on selittäviä muuttujia, sitä alhaisempi harhaisuus, mutta mallin varianssi on korkeampi. Yhdessä harhaisuus ja varianssi muodostavat mallin kokonaisvirheen, jonka tulisi olla mahdollisimman pieni.

Ennustemallin stokastisen luonteen takia mallin ennustetarkkuus vaihtelee, koska malli ennustaa yksittäisten tunnuslukuparien sijaan todennäköisyysjakaumaa, josta tulostuu arvoja ennustemallin määrittämien parametrien määräämällä tavalla. Mukautetun R^2-luku on tutkimuksessa määritelty siten, että mallin tekemää ennustetta verrataan validointidatan mukaiseen joukkoon useita kertoja.

Mukautettu R^2-luku on laskettu 5 kertaa 50 laskennan keskiarvoista. Laskennan perusteella malli selittää validointidatan varianssista liikevaihdon osalta keskimäärin 63.8 % keskihajonnan ollessa +/- 3.2 %-yks ja käyttökatteen osalta 52.5 % +/- 5.3 %-yks keskihajonnalla. Tunnusluvun arvo on otoskokoon suhteutettuna korkea, eli malli selittää validointidatan pohjalta tehtyjen ennusteiden perusteella suuren osan liikevaihdon ja kohtalaisen osan käyttökatteen todellisesta vaihtelusta.

Tutkimuksessa rakennettua neuroverkkoa tulee verrata nykyisen ennustemenetelmän ennustetarkkuuteen.

Tutkimuksen yhtenä osa-alueena on, voiko ennustetarkkuutta olennaisesti parantaa nykytilasta. Mallin sekä nykyisen kuukausittain tapahtuvan ennusteen ja budjetin välistä eroa todelliseen tilaan testataan tutkimuksessa alhaisen otoskoon takia Studentin t-testillä, jossa 0.05 merkitsevyystasolla verrataan, ovatko vertailtavien ennusteiden keskiarvot samat.

Mikäli nollahypoteesi muuttujien keskiarvojen yhtäsuuruudesta hylätään, on tilastollisessa mielessä poikkeama olennainen. Käytännöntasolla poikkeama ja sen suuruuden merkitsevyys riippuu muun muassa tarkkuuden parantumisen suuruusluokasta, sekä mallin kehitykseen ja ylläpitoon sitoutuvien kustannusten ja ennusteen epätarkkuuden aiheuttamien kustannusten välisestä suhteesta. Tutkimuksen kontekstissa käytännön merkitsevyyttä ei voida objektiivisesti arvioida, eli eroa keskiarvojen välillä arvioidaan puhtaasti tilastollisesta näkökulmasta.

Tulosten pohjalta tehtyjen t-testien perusteella ennustemallin tekemä arvio ei poikkea tilastollisessa mielessä merkitsevästi nykyisen järjestelmän tuottamista ennusteista. Testin tuottama t-arvo on 1.51, mikä tarkoittaa, että todennäköisyys hylkäysvirheelle on 26.8 %, eli 5 % luottamustasolla testin nollahypoteesia ei hylätä.

Budjetointiprosessin aikana tehtyyn liikevaihto- ja kate-ennusteeseen nähden ennustemalli tekee merkittävästi tarkemman ennusteen kauden liikevaihdosta ja katteesta. T-arvo testistä on -88.3, eli nollahypoteesi keskiarvojen yhtäsuuruudesta voidaan hylätä suurella varmuudella. Ennustemallin tekemä arvio on huomattavasti budjetointiprosessin mukaista tarkempi.

4.6 Tulosten tulkinta ja suhteuttaminen aiempaan

Aikaisemmassa tutkimuksessa on kokeiltu neuroverkkojen sovittamista yrityksen liikevaihdon ennustamisessa onnistuneesti ja mallien selitysasteet ovat vaihdelleet 40–60 % välillä. Ottamatta kantaa aikaisempien tutkimusten mallien määrittelyyn, selittäviin muuttujiin ja toimialoihin, on tässä tutkimuksessa luodun mallin tulokset samansuuntaisia.

Aikaisemmasta tutkimuksesta poiketen tämän tutkimuksen ennustemalli ottaa vahvasti kantaa markkinanäkymän vaikutuksista ennustettavaan liikevaihtoon ja käyttökatteeseen. Tarjouskannassa tapahtuvat liikkeet ovat merkittävä osa mallia ja mallin avulla budjettiluvut täsmentyvät lähes liiketoimintaa tulosvastuullisina pyörittävien päälliköiden arvion tasoon. Tulos on itsessään merkittävä, koska aiemmissa tutkimuksissa tulevaa kehitystä ennustetaan aikaisempien kausien trendien tai historiatiedon avulla.

Toisaalta aikaisempien tutkimuksien tapaan, vaikka selitysaste on hyvä, malli ei anna varmoja ennusteita tai varmista tulevien kausien näkymää. Malli rajoittaa tulevan epävarmuuden jollekin välille ja aikaisempien ennustemallien tapaan on käyttökelpoinen liiketoiminnan riskitasoa hahmoteltaessa.

4.7 Luotettavuus ja validiteetti

Otoskoko asettaa merkittävän rajoitteen mallin luotettavuudelle. Tyypillisesti neuroverkot vaativat onnistuneen koulutuksen taustalle erittäin laaja-alaisia

datajoukkoja, jotta tehokkaat oppimisprosessit kaivavat kaiken mahdollisen tiedon dataa tuottavan prosessin taustalla olevasta funktiosta.

Tässä tutkimuksessa on rajauduttu vuosina 2022 ja 2023 kertyneeseen dataan, eli katsaus pohja- ja teollisuusrakentamisen ennustamiseen on varsin suppea. Malli saattaa toimia nykyisessä suhdanteessa tai vallinneissa markkinaoloissa, mutta varmuutta yleistettävyydestä ei tämän katsantokauden perusteella voida juuri tehdä tulkintoja. Erityisen haastavaksi lyhyt katsantokausi on markkinavolyymin muutosten vaikutus tulosyksikön kannattavuuteen.

Omassa joukossaan ennustemalli kuitenkin tekee kohtuullisen tarkan ennusteen liikevaihdosta ja käyttökatteesta. Kun tarkastellaan täysin uuden aineiston pohjalta tehtyjä ennusteita ja tuloksia, ovat ne tilastollisesti merkitsevällä tasolla joko linjassa nykyisen ennustemenetelmän kanssa tai tarkempia kuin budjetointiprosessissa määritetyt lukemat. Lisäksi validointijoukolla mitattu korkeahko selitysaste tukee käsitystä tarkasteluajanjaksolla hyvästä validiteetista.

Yhteenvetona malli on käyttökelpoinen indikaattorina tulevasta kehityssuunnasta ja vaihteluvälistä, mutta tarkan tai varman arvion tekeminen on pienen otoskoon pohjalta haastavaa. Toisaalta tutkimuksen tavoitteena on rakentaa ja selvittää voiko budjetointiprosessissa määräytyviä lukemia tarkentaa oletuksella tulevasta markkinakysynnästä. Mallin perusteella voi kohtuullisen luotettavasti todeta, että voi.

5 Johtopäätökset

Rakentaminen on ollut ja tulee olemaan sekä Suomessa, että maailmalla korkean suhdannevaihtelun toimiala, pääosin koska tuotteita ei voi valmistaa varastoon odottamaan kuluttajien parantunutta ostovoimaa tai kulutettavaksi toisessa paikassa toiseen aikaan. Käytännössä infratoimialan yritys ei voi rakentaa huonossa suhdanteessa raidelinjaa omalle varikkoalueelleen ja yhteiskunnallisen tarpeen ilmetessä kuljettaa valmista suunnittelunormit ja -standardit täyttävää tuotetta mielivaltaiseen kohteeseen. Esimerkiksi raidelinjoja rakentavan yrityksen on siis ohjattava liiketoimintaansa siten, että tarpeen vaatiessa se voi kutsua riittävän määrän kapasiteettia laajan tuotteen rakentamiseksi, mutta heikossa suhdanteessa liikakapasiteetti ei rasita tuloslaskelmaa kestämättömästi.

Rakennusliikkeen kannalta tuloksen ennustettavuudella on suuri merkitys, koska omistajat odottavat yritykseen sijoitetun pääoman tuottavan ja täten lisäävän omistajien varallisuutta. Liiketoiminnan ohjaamiseksi toiminnan on perustuttava mahdollisimman ennakoitaviin lopputuloksiin, eli kukin toimija vähentää osaltaan liiketoimintaan ja tuloksentekoon liittyvää epävarmuutta. Yksi keino taloudellisen epävarmuuden vähentämiseen on vuotuinen budjetointiprosessi, jossa yritys peilaa strategisia tavoitteitaan markkinasta tunnistettuihin mahdollisuuksiin ja määrittelee itselleen tavoiteluvut, joihin tulevalla tilikaudella pyritään.

Liiketoiminnassa on vuotuisen budjetoinnin ja strategisen epävarmuuden rajaamisen lisäksi käytettävä aikaa ja resursseja operatiivisten riskien hallintaan. Aikaisemman tutkimuksen perusteella operatiivinen epävarmuus on lähtöisin rakennushankkeiden epävarmoista toteutuskustannuksista, sekä markkinamuutoksista suhdanteiden vaihdellessa. Matemaattisessa mielessä tulosyksikkö siis pyrkii tunnistamaan päivittäisellä päätöksenteolla piilevän liiketoimintaprosessin käänteitä, sekä maksimoimaan tuottopotentiaalin riippumatta käänteen suunnasta tai suuruudesta.

Teoriatasolla yksinkertaisen tavoitteen tekee hankalaksi satunnaisfunktioavaruuden laajuus ja liiketoimintayksikön toimintaa kuvaavan todellisen funktion piilevyys, sekä dynaamisuus. Yksittäisen tulosyksikön toimiala on erittäin kompleksinen ja sisältää sekä ennakoitavissa olevia tapahtumia, että täysin satunnaisia käänteitä positiiviseen tai negatiiviseen. Tulosyksikön liiketoimintaprosessia ja sen tuloksia voidaan kuitenkin aikaisemman tutkimusten perusteella mallintaa erinäisin menetelmin, sekä muodostaa kohtalainen kuva mahdollisesta tulevasta kehityksestä.

5.1 Tutkimuksen tavoite ja tutkimuskysymykset

Tämän diplomityön tarkoituksena on muodostaa liiketoiminnan näkökulmasta riittävän tarkka ennustemalli tulevan liikevaihdon ja käyttökatteen arviointiin. Alustavana oletuksena tutkimusta aloitettaessa oli, että suhteessa budjettilukuihin, ennustetta on mahdollista tarkentaa, kun huomioidaan tarjouspyyntöjen muodossa tulevat markkinasignaalit.

Oletus mahdollisesta ennustettavuudesta tarkentui diplomityön teoriaosuuden aikana, jossa aikaisemmasta tutkimuksesta tunnistettiin sekä mahdollisuus ennustaa tuloslaskelman tunnuslukuja neuroverkkojen avulla, että tutkimusaukko, koska harva tutkimus ottaa kantaa tulevan ennustamiseen nykytilaan saapuvien signaalien perusteella. Teoriaosuuden perusteella tutkimuksen alussa tehty oletus on tarkentunut varsinaiseksi tutkimushypoteesiksi siitä, että tulosyksikön liikevaihto- ja käyttökate-ennusteita voidaan tarkentaa huomioimalla tulevien tarjouspyyntöjen viestimä markkinatilanne.

Tutkimuksen tavoitteeseen vastataan seuraavien tutkimuskysymysten avulla:

1. *Kuinka hyvin tuleva liikevaihto ja käyttökate ovat ennustettavissa tunnetun tilaus- ja tarjouskannan perusteella?*

   Tutkimuksessa rakennetun stokastisen LSTM-neuroverkon avulla tuleva liikevaihto ja käyttökate ovat ennustettavissa keskimäärin 64 % ja 53 % mukautetulla R^2 mitatulla selitysasteella. Tämän lisäksi tuloksia määriteltäessä, malli kykeni ennustamaan aikaisemmin tuntemattoman datan perusteella tilastollisesti merkittävällä tasolla lähes samoja lukemia kuin tulosvastuulliset päälliköt raportoivat, sekä tarkentamaan budjetointivaiheessa tehtyjä arvioita. Analyysin perusteella malli ennustaa tutkimuksen tarkastelukauden kaltaisissa markkinaolosuhteissa liiketoimintamielessä tarkasti tulevaa kehitystä.

2. *Kuinka nopeasti tarjous- ja työkannan muutokset näkyvät kannattavuudessa?*

Kun teoriaosuudessa käsitelty tilauskannan koon suora vaikutus rakennusliikkeen tulevaan kokoon yhdistetään empiirisessä osiossa tehtyyn malliin, saadaan suora viittaus tarjous- ja tilauskannan välisestä kausaliteetista, eli korkea tarjousvolyymi indikoi korkeaa tulevaa työkantaa.

Tutkimuksessa tarkasteltavalla ajanjaksolla ei kuitenkaan ole havaittavissa selkeitä muutoksia kannattavuudessa. Toisaalta tarkasteluajanjakson ollessa pitkäikäisen liiketoiminnan näkökulmasta lyhyt, on mahdollista, että tapahtuvat muutokset näkyvät jollain aikavälillä, mutta tämä aikaväli on tutkimuksen kahden vuoden tarkasteluajanjaksoa pidempi. Muutos ei siis nykyisissä markkinaoloissa tapahdu erityisen äkillisesti ja täten tutkimuksessa ei selvinnyt muutosten tarkka ajallinen vaikutus.

3. *Kuinka paljon tarkemman ennusteen malli tekee nykytilanteeseen verrattuna?*

Mallin tekemä ennuste kasvattaa tarkkuutta budjetointiprosessiin verrattuna merkittävästi. Tutkimuksen perusteella, kun aikaisemman kehitykseen ja johdon näkemykseen tulevan tilikauden lukemista lisätään tarjouspyyntöjen indikoima markkinakehitys, sekä yleisluontoisten indikaattorien suhdannekehitys, saadaan huomattavan tarkka ennuste tulevasta kehityksestä. Mallin määrittelystä ja luonteesta johtuen, tulosten avulla voidaan arvioida vaihteluväli todennäköisistä tunnusluvuista ja tehdä johtopäätöksiä tarvittavista liikkeistä tuloksentekokyvyn säilyttämiseksi.

Tulosvastuullisten päälliköiden tekemiin ennusteisiin mallin ennustetarkkuus ei yllä. Tämä on osittain seurausta siitä, että tarjouspyyntöjen, sopimuksen allekirjoituksen ja rakentamisen ajalle mahtuu lukuisia epävarmuuden lähteitä, jotka saattavat siirtää laskutusta kaudelta toiselle, aiheuttaa äkillisiä heikennyksiä tai parannuksia kannattavuuteen. Näiden operatiivisten tekijöiden huomioiminen lyhyellä tarkasteluajanjaksolla ja strategisella tasolla määritellyn mallin avulla on haastavaa. Toisaalta voidaan todeta, että ennustemalli antaa hyvän välimalliennusteen liiketoiminnan kehityksestä, jota voidaan vielä edelleen tarkentaa päivittäin tehtävien päätösten vaikutusten arvioinnin avulla.

Yhteenvetona tutkimushypoteesi jää voimaan, koska empiirisessä osiossa ei paljastunut uutta tietoa, joka tukisi vastahypoteesia, joten tutkimus vastaa sille asetettuihin tavoitteisiin. Ennustemallin avulla voidaan luotettavasti arvioida nykyisen kaltaisessa markkinaympäristössä tulevaa kehitystä ja tarvittaessa tehdä ennakoivasti korjausliikkeitä, mikäli näyttäisi, että markkinatilanne on heikkenemässä. Toisaalta mallin antamat tulokset saattavat lisätä luottamusta esimerkiksi hinnoittelupäätöksiin, koska mahdolliset markkinamuutokset ja niiden vaikutukset liiketoiminnalle ovat tunnistettavissa aiemmin. Tutkimuksen hypoteesi on tulosten nojalla vahvistettavissa indikatiiviseksi teoriaksi, jota tulisi kuitenkin vielä testata eri tapauksissa varmuuden kasvattamiseksi.

Tutkimuksen tuloksiin on pienen otoskoon takia suhtauduttava varauksella. Johtuen pienestä otoskoosta, tulos ei ole yleistettävissä perusjoukkoon ja täten

yleispätevää teoriaa tarjouspyyntöjen vaikutuksesta tuleviin tuloslaskelman tunnuslukuihin ei voida muodostaa. Tutkimuksen valossa on kuitenkin todennäköistä, että pohja- ja teollisuusrakentamisen toimialalla budjettilukemien mukaista ennustetta voidaan tarkentaa tarjouspyyntöjen indikoimalla markkinakysynnällä.

Suhteessa aikaisempaan tutkimukseen tässä työssä paljastui uutta tietoa tarjouskannan vaikutuksesta liiketoiminnan ennustamisessa. Aikaisemmissa tutkimuksissa on arvioitu tilinpäätöslukujen tulevaa kehitystä aikaisemman kehityksen perusteella ja tarkasteltu tilauskannan kehitystä erillisenä prosessina. Tämä työ sitoo onnistuneesti yhteen tuloslaskelman tunnuslukujen ja tilauskannan kehityksen ennustamisen, eli työn lopputuloksena syntyi uutta tietoa.

5.2 Jatkotutkimusaiheet

Tutkimustuloksen varmistamiseksi mahdollisia jatkotutkimusaiheita ovat tutkimuksen toistaminen toisessa otoksessa, eli mahdollisesti toisessa YIT:n tulosyksikössä, ristiin vertailemalla kilpailevan vastaavan toimialan yrityksen tunnuslukujen ennustettavuutta tai laajentamalla tarkastelua koskemaan laajemmin esimerkiksi koko YIT Infra Oy:n liiketoimintaa.

Tämän lisäksi teoriaosuudesta on tunnistettavissa mahdollisia tutkimussuuntauksia hankkeiden hinnoittelusta reaalioptioina, jonka avulla olisi mahdollista tarkastella erihankkeiden arvoa päätöksentekohetkellä, eli arvottaa objektiivisemmin useisiin eri ajankohtiin sijoittuvia hankkeita.

Lähteet

Ahamed, S., F., Vijayasankar, A., Thenmozhi, M., Rajendar, S., Bindu, P., Subha, T. 2023. Machine learning models for forecasting and estimation of business operations. *The Journal of High Technology Management Research*. Vol. 34, No. 1.

Ahonen, A., Ali-Yrkkö, J., Avela, A., Junnonen, J.M., Kulvik, M., Kuusi, T., Mäkäräinen, K., Puhto, J. 2020. Rakennusalan kilpailukyky ja rakentamisen laatu Suomessa. *Valtioneuvoston selvitys- ja tutkimustoiminta*. Vol 24.

Aktepe, A., Yanık, E. & Ersöz, S. 2021. Demand forecasting application with regression and artificial intelligence methods in a construction machinery company. *Journal of Intelligent Manufacturing*. Vol. 32 s. 1587 – 1604.

Arenbo, T. 2023. Value creation – the theoretical foundation. Capital allocation and value creation. s. 9-26.

Bankvall, L., Bygballe, L.E., Dubois, A. ja Jahre, M. (2010). Interdependence in supply chains and projects in construction. *Supply Chain Management*, Vol. 15 No. 5, s. 385-393.

Becker, S. D., Mahlendorf, M., Schaffer, U., Thaten, M. 2016. Budgeting in times of economic crisis. *Contemporary Accounting Research*. Vol. 33, nro, 33, s. 1489-1517.

Bengio, Y., Frasconi, P., Schmidhuber, J. 2003. Gradient Flow in Recurrent Nets: the Difficulty of Learning Long-

Term Dependencies. *A Field Guide to Dynamical Recurrent Neural Networks*. IEEE Press.

Bertomeu, J. 2020. Machine Learning Improves Accounting: Discussion, Implementation And Research Opportunities.

Biancardi, M., Bufalo, M., Di Bari, A., Villani, G. 2023. Flexibility to switch project size: A real option application for photovoltaic investment valuation. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*. Vol. 116.

Black, F. & Scholes, M. 1973. The Pricing of Options and Corporate Liabilities. *The Journal of Political Economy*. Vol. 81, No. 3, s. 637-654.

Blumentritt, T. 2006. Integrating strategic management and budgeting. *Journal of Business Strategy*, Vol. 27, No. 6, pp. 73 – 79.

Boden M.A. 1998, Creativity and Artificial Intelligence. *Artificial Intelligence*. Vol. 103, No. 1, s. 347 – 356.

Boumans, M. 2012. Measurement in Economics. *Handbook of the Philosophy of Science*, s.395-423.

Bourmistrov, A., & Kaarbøe, K. 2013. From comfort to stretch zones: A field study of two multinational companies applying "beyond budgeting" ideas. *Management accounting research*. Vol. 24, No. 3, s. 196-211.

Boyd, D. & Chinyio, E. 2006. Understanding the Construction Client. Blackwell Publishing.

Broomhead, D., Huke, J., Muldoon, M. Linear Filters, and Non-linear systems. *Journal of the Royal Statistical*

Society: Series B (Methodological). Vol. 54, No. 2, s. 373-382.

Caerteling, J. & Hartmann, A. 2010. Subcontractor procurement in construction: The interplay of price and trust. *Supply Chain Management; An international Journal*. Vol. 5, No. 5. s. 354-362.

Cai, X., Wu, X., Zhou, X. 2009. Stochastic Scheduling Subject to Preemptive-Repeat Breakdowns with Incomplete Information. *Operations Research*. Vol. 57, No. 5

Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K., Bengio,Y. 2014. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modelling.

Coad A., Domnick C., Flachenecker F., Harasztosi P., Lorenzo M., Pal R., Teruel M. 2022. Capacity Constraints as a Trigger for High Growth. *Small Business Economics*. Vol. 59, s. 893-923.

Croxton, K.L., Garcia-Dastuge, S.J., Lambert, D.M. & Rogers, D.S. 2002. "The Demand Management Process", *International Journal of Logistics Management*. Vol. 13, No. 2, pp. 51-65.

Davis, P. S. & Schul, P. L. 1993. Addressing the contingent effects of business unit strategic orientation on relationships between organizational context and business unit performance. *Journal of Business Research*. Vol. 27 No. 3 s. 183-200.

Del Moral, P. 2006. Sequential Monte Carlo samplers. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*. Vol. 68, No. 3.

Dhankar, R.S. 2019. Cost of Capital, Capital Structure, Dividend Policy, and Value of Firm. In: Capital Markets and Investment Decision Making. Springer, New Delhi.

Duan, W., Li, H., Sun, J. & Yang, G. 2022. Standardization of the strategy translation process, procedural fairness in budgeting and firm performance. *China Journal of Accounting Research*. Vol. 15 No. 3.

Dupond, S. 2019. A thorough review on the current advance of neural network structures. *Annual Reviews in Control*. Vol. 14, s. 200-230.

Eliasy A., Przychodzen J. 2020. The role of AI in capital structure to enhance corporate funding strategies. *Array*. Vol. 6.

Engelbrecht-Wiggans, R., & Katok, E. 2008. Regret and feedback information in first price sealed-bid auctions. *Management Science*, Vol. 54, No. 4, s. 808–819.

Fama, Eugene, F., and Kenneth R. French. 2004. The Capital Asset Pricing Model: Theory and Evidence. *Journal of Economic Perspectives*. Vol. 18, No. 3, s. 25-46.

Frank, M.z. Shen T. 2016. Investment and the weighted average cost of capital. *Journal of Financial economics*. Vol. 119, s. 300-315.

Friedman, L. 1956. A Competitive-Bidding Strategy. *Operations Research*. Vol. 4, No. 1, s. 104-112.

Gallant, S. 1993. Neural Network Learning and Expert Systems. Publisher: The MIT Press.

Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. 2016. "Chapter 19" - Deep learning. *Adaptive computation and machine learning*. Cambridge, Mass: The MIT press

Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. 2016. Back-Propagation and other Differentation Algorithms. Deep Learning. MIT Press.

Haahtela. 2024. Tarjoushintaindeksi ennuste 01/2025. Saatavilla: https://www.haahtela.fi/tarjoushintaindeksi

Harikae, S., Dyer, J. S., Wang, T. 2021. Valuing Real Options in the Volatile Real World. *Production and Operations Management*. Vol. 30, No. 1, s. 171-189.

Herranen, T. 2012. Rohkeiden rakentajien vuosisata: YIT 1912 - 2012. Kustantaja: Edita.

Heston, S. L. 1993. A Closed-From Solution for Options with Stochastic Volatility with applications to Bond and Currency Options. *The Review of Financial Studies*. Vol. 6, No. 2, s. 327-343.

Hinterhuber, A. & Liozu, S. 2013. Pricing orientation, pricing capabilities, and firm performance. *Management Decisions*. Vol. 51 No. 3, s. 594-614.

Hope, J., & Fraser, R. 2003. Beyond budgeting: how managers can break free from the annual performance trap. Harvard Business Press.

Horngren, C. T., Foster, G., Datar, S. M., Rajan, M., Ittner, C., & Baldwin, A. A. 2010. Cost accounting: a managerial emphasis. *Issues in Accounting Education*, Vol. 25, No. 4, pp. 789-790.

Hsieh, C., Ma, Z., Novoselov, K. 2019. Accounting conservatism, business strategy, and ambiguity. *Accounting, Organizations and Society*. Vol. 74.

Hwang, B., Tsai, J., Yu, H., Chang, S. 2011. An effective pricing framework in a competitive industry: management processes and implementation guidelines. *Journal of Revenue & Pricing management*. Vol. 10 No. 3, s. 231.

Ikäheimo, S., Laitinen, E. K., Laitinen, T., Puttonen, V. 2011. Laskentatoimi ja rahoitus. Vaasan Yritysinformaatio Oy. 166 s.

Kamrad, B., Ord, K. & Schmidt G.M. 2021. Maximizing the probability of realizing profit targets versus maximizing expected profits: a reconciliation to resolve an agency problem. *International Journal of Production Economics*. Vol. 238

Karl, M., Soelch, M., Bayer, J., Smagt, P. 2017. Deep Variational Bayes Filters: Unsupervised learning of state space models from raw data.

Ketokivi, M. 2015. Tilastollinen päättely ja tieteellinen argumentointi. Helsinki: Gaudeamus.

Kingma, D., Welling, M. 2022. Auto-Encoding Variational Bayes

Kumar, R., Kumar, P., Kumar, Y. 2020. Time Series Data Prediction using IoT and Machine Learning Technique. *Procedia Computer Science*. Vol. 167, s. 373-381.

Kureljusic, M. & Karger, E. 2023. Forecasting in financial accounting with artificial intelligence – A

systematic literature review and future research agenda. *Journal of Applied Accounting Research*. Vol. 25, No. 1, s. 81 – 104.

Kuusi, T., Junnonen, J-M. ja Kulvik, M. 2020. Quantifying construction value chains and their productivity growth. Tekninen raportti.

Lapide, L. 2009. "History to Demand Driven Forecasting", *The Journal of Business Forecasting*. Vol. 28, No. 2, s. 18-19.

Laryea, S., Hughes, W. 2011. Risk and Price in the Bidding Process of Contractors. *Journal of Construction Engineering and Management*. Vol. 137, No. 4, s. 248-258.

Lee, J. 1999. Advances in Management Accounting. Emerald Publishing.

Lee, P. M. 2004. Bayesian Statistics: An Introduction. Wiley.

Li, D., Marshall, L., Liang, Z., Sharma, A., Zhou, Y. 2021. Bayesian LSTM with Stochastic Variational Inference for Estimating Model Uncertainty in Process-Based Hydrological Models. *Water Resourses Research*. Vol. 57.

Libby, T., & Lindsay, R. M. 2010. Beyond budgeting or budgeting reconsidered. A survey of North American budgeting practice. *Management accounting research*, Vol. 21, No. 1, s. 56-75.

Lim, J.N., Schultmann, F. ja Ofori, G. 2010. Tailoring Competitive Advantages Derived from Innovation to the

Needs of Construction Firms. *Journal of Construction Engineering and Management*, Vol. 136, No. 5, s. 568–580.

Linna, J. 2018. Kustannustehokkaan konseptikerrostalon suunnitteluratkaisut. Diplomityö. Aalto-yliopisto.

Liu, M., Zhu, C. 2023. A Real Option Pricing Decision of Construction Project under Group Bidding Environment. *Applied Sciences*. Vol. 13, No. 2

Malhotra, P., Vig, L., Shroff, G., Agarwal, P. 2015. Long Short-Term Memory Networks for Anomaly Detection in Time Series. *European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning*.

Maliranta, M. 2014. Luovan tuhon tie kilpailukykyyn - Miten innovointi vaikuttaa yrityksiin, kansantalouteen ja kansalaisiin. *Tehokkaan tuotannon tutkimussäätiö*. Vol. 4, Helsinki.

Miljanovic, M. 2012. Comparative analysis of Recurrent and Finite impulse Response Neural Networks in Time Series Prediction. *Indian Journal of Computer and Engineering*. Vol. 3, No. 1.

Mäkiaho, M. 2019. Accuracy of Revenue Forecasting as a Developer of Financial Management in the Construction Industry – Case Skanska.

Neal, R. M., Hinton, G. E. 1998. A View of the Em Algorithm that Justifies Incremental, Sparse, and other Variants. Learning in Graphical Models. Dordrecht: Springer Netherlands, s. 355 – 368.

Neilimo, K. & Uusi-Rauva, E. (2005) Johdon laskentatoimi. 6. uud. p. Helsinki: Edita.

Nerrand, O., Roussel-Ragot, P., Personnaz, L., Dreyfus, G. 1993. Neural Networks and Non-linear Adaptive Filtering: Unifying Concepts and New Algorithms. *Neural Computation*. Vol. 5, No. 2.

Nguyen-Thien, T., Tran-Cong, T. 1999. Approximation of functions and their derivatives: A neural network implementation with applications. *Applied Mathematical Modelling*. Vol. 23, No. 9, s. 687-704.

Olhager, J. 2003. Strategic positioning of the order penetration point, *International Journal of Production Economics*. Vol. 85, No. 3, s. 319-329.

Pitkänen, J. 2009. Asuinkerrostalojen rakentamisen ohjauksen kustannustarkastelu, *Helsingin kaupungin talous- ja suunnittelukeskus, Talous- ja suunnittelukeskuksen julkaisuja 6/2009*, Helsinki.

Player, S. 2003. Why some organizations go "beyond budgeting". *Journal of Corporate Accounting & Finance*. Vol. 14. No. 3 s. 3-9.

Player, S. 2009. Managing through change: The power of rolling forecasts. *IBM Cognos Innovation Center for Performance Management*.

Porter, M. E. 1980. Competitive Strategy: techniques for analyzing industries and competitors. New York, Free Press.

Porter, M. E. 1985. Competitive Strategy: creating and sustaining superior performance. New York, Free Press.

Quelch, J. & Jocz, K. 2009. How to Market in a Downturn. Harvard Business Review 4/2009.

Raghunandan, M., Ramgulam, N., & Raghunandan-Mohammed, K. 2012. Examining the behavioural aspects of budgeting with particular emphasis on public sector/service budgets. *International Journal of Business and Social Science*. Vol. 3, No. 14.

Rakennuslehti. 2024. Suurimmat Rakennusliikkeet ja erikoisurakoitsijat 2022. Saatavilla: https://www.rakennuslehti.fi/suurimmat/

Rakennustieto. 2018. Rakennushankkeen kustannushallinta.

Ruddock, L. & Ruddock, S. 2011. Evaluation of trends in the UK construction industry using growth and productivity accounts. *Construction Management and Economics*. Vol. 29, No. 12. s. 1229-1239.

Salonen T. 2020. Rakennushankkeen ajallisen ohjauksen prosessi.

Sandalgaard, N. & Nikolaj Bukh, P. 2014. Beyond Budgeting and change: a case study. *Journal of Accounting & Organizational Change*. Vol. 10, No. 3, s. 409-423.

Schmidhuber, J., 2015. Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *Neural Networks*. Vol. 61, s. 85-117.

Schumpeter, J. (1942). Capitalism, Socialism and Democracy. Harper and Brothers: New York.

Seleznev, A., Mukhin, D., Gavrilov, A., Loskutov, E., Feigin, A. 2019. Bayesian framework for simulation of

dynamical systems from multidimensional data using recurrent neural network. *Chaos*. Vol. 29.

Sexton, M. & Barrett, P. 2007. Performance-based building and innovation: balancing client and industry needs. *Building research & Information*. Vol. 33, No. 2. s. 142-148.

Shalev-Shwartz, S., Ben-David, S. 2014. Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms. Cambridge University Press.

Sheikh, H., Prins, C., Schrijvers, E. 2023. Artificial Intelligence: Definition and Background. Mission AI. Springer. s. 15-41.

Shim, J & Siegel, J & Shim, A. 2012. Budgeting Basics and Beyond. 4. p. New Jersey, John Wiley & Sons Inc.

Snyder, D. L., Miller, M. I. 2012. Random Point Processes in Time and Space. Springer Science & Business Media.

Squicciarini, M. & Asikainen, A-L. 2011. A value chain statistical definition of construction and the performance of the sector. *Construction Management and Economics*. Vol. 29, s. 671–693.

Sterling, R. R. 1975. Toward a Science of Accounting. *Financial Analysts Journal*. Vol. 21, No. 5, s. 28-36.

Stuart, D. 1962. The Numerical Solution of Variational Problems. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*. Vol. 5, No. 1, s. 30-45.

Suomen virallinen tilasto (SVT). 2024. Rakennuskustannusindeksi[verkkojulkaisu].Saatavilla:

https://pxdata.stat.fi/PxWeb/pxweb/fi/StatFin/StatFin__rki/statfin_rki_pxt_118p.px/table/tableViewLayout1/

Tabachnick, B. & Fidell, L. 2013. Using Multivariate Statistics. Harlow: Pearson.

Tealab, A. 2018. Time series forecasting using artificial neural networks methodologies: a systematic review. *Future Computing and Informatics Journal*. Vol. 3, No. 2, s. 334-340.

Tran, V.D. & Tookey, J.E. 2011. Labor productivity in the New Zealand construction industry: a thorough investigation. *Australasian Journal of Construction Economics and Building*. Vol. 11, No. 1, s. 41-60.

Tuuri, A. 2010. Lemminkäisen sata vuotta: Merisatamasta maailman ääriin. Kustantaja: Lemminkäinen.

Vieira, S., Pinaya, W., Mechelli, A. 2017. Using deep learning to investigate the neuroimaging correlates of psychiatric and neurological disorders: Methods and applications. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*. Vol. 74.

Witten, I.H., Frank, E., Hall, M.A., Pal, C.J. 2017. Deep learning. Data mining – Practical Machine learning tools and techniques.

Woodruff, R.B. 1997. Customer value: the next source of competitive advantage. *Journal of the academy of marketing science*. Vol 25, No. 2, s. 139-155.

Woodward, W.A., Gray, H.L., Elliot, A. 2011. Applied Time Series Analysis. CRC Press.

YIT. 2024. Maarakennus ja pohjarakentaminen. Saatavilla: https://www.yit.fi/infra/maarakennus

Yu, W. & Wang, K. 2013. Best Value or Lowest Bid? A Quantitative Perspective. *Journal of Construction Engineering and Management*. Vol. 138, No. 1, s. 128-134.

Zhang, G., Patuwo, E., Hu, M. 1998. Forecasting with artificial neural networks: the state of the art. *International Journal of Forecasting*. Vol. 14, No. 1.

Zhang, Z. 2023. Competition, investment reversibility and equity risk premium. *Journal of Banking & Finance*. Vol. 154.