

LAPPEENRANNAN-LAHDEN TEKNILLINEN YLIOPISTO

School of Engineering Science

Laskennallisen tekniikan koulutusohjelma

Kandidaatintyö

Ada Heikkilä

Matemaattisen mallin rakentaminen kysynnän ennustettavuuteen palvelualan yrityksessä

Ohjaaja: Matylda Jablonska-Sabuka

TIIVISTELMÄ

Lappeenrannan-Lahden teknillinen yliopisto

School of Engineering Science

Laskennallisen tekniikan koulutusohjelma

Ada Heikkilä

Matemaattisen mallin rakentaminen kysynnän ennustettavuuteen palvelualan yrityksessä

Kandidaatintyö

2021

22 sivua, 10 kuvaa

Ohjaaja: Matylda Jablonska-Sabuka

Avainsanat: Matemaattinen mallinnus; Ennustus datan pohjalta; Kysynnän ennustaminen;

Työn tavoitteena oli luoda palvelualan yritykselle, Yritys X:lle, tilausmäärien tuntikohtainen ennustemalli, joka menneen datan pohjalta osaisi ennustaa riittävällä tarkkuudella seuraavan viikon päivä- ja tuntikohtaiset odotettavissa olevat tilausmäärät. Mallin avulla kasvavan yrityksen, Yritys X:n, olisi mahdollista ennakoita tulevaa kasvua ja näin ollen resursoida tarpeeksi työvoimaa tulevaa viikkoa ajatellen.

Malli rakennettiin hyödyntämällä lineaarista päiväkohtaista tilausmäärien kasvua ja tuntikohtaisten tilausmäärien välisiä logaritmisia suhteita. Mallissa ennustetaan ensin halutun päivän kokonaistilausmäärä, jonka jälkeen tilausmäärä jaetaan eri arkityötunneille datan perusteella laskettujen tuntienvälisten suhteiden avulla.

Menneen datan tietojen avulla virheet oli mahdollista minimoida ja vaikka ihmisten käytöksen ennustaminen noinkin tarkalla tasolla, kuin tuntitasolla, on haastavaa, ennustemallin tulosten tarkkuus on riittävällä tasolla mallin hyödyntämistä ajatellen.

Sisällys

1	JOHDANTO	5
1.1	Tausta	5
1.2	Tutkimusongelma, tavoitteet ja rajaus	5
1.3	Tutkimusmetodologia	6
1.4	Tutkimusjärjestelyt	7
2	AIKAAN POHJAUTUVA ENNUSTEMALLI	7
2.1	Kysynnän ennustemallinnus yleisesti	7
2.2	Aikasarjamallit kysynnän ennustamisen apuna	8
2.3	Ennustemallinnuksen virhe	9
2.4	Teorian peilaaminen Yritys X:n tapaukseen	9
3	ENNUSTEMALLIA RAJAAVAT TEKIJÄT	10
3.1	Yritys X:n päiväkohtaisen datan tarkasteleminen	10
3.2	Yritys X:n tuntikohtaisen datan tarkasteleminen	11
4	MALLIN RAKENTAMINEN	13
4.1	Kokonaisvolyymien kehittyminen	13
4.2	Tilausten jakautuminen tuntikohtaisesti	14
4.2.1	Logaritminen suhdemalli	14
4.2.2	Kokonaisvolyymien jakaminen tuntitason ennustukseksi	16
4.2.3	Tuntitason ennusteen tulokset	16
5	MALLIN VIRHEIDEN ARVIOINTI	17
5.1	Ennusteviikkojen lukumäärän vaikutus ennusteen tarkkuuteen	17

5.2	Ennustettujen tulosten tarkkuus	18
6	JOHTOPÄÄTÖKSET	19
7	YHTEENVETO	20
	LÄHTEET	22
	Kuvat	23

1 JOHDANTO

1.1 Tausta

Palveluliiketoiminnan on arvioitu kattavan jopa noin 70 % kaikesta liiketoiminnasta (Torney et al. 2009). Prosentuaalinen osuus on melko suuri, mikä aiheuttaa sen, että palvelualalle sijoittuvien yritysten on kehityttävä ja kehitettävä toimintaansa jatkuvasti pysyäkseen mukana markkinoilla vallitsevassa kilpailussa. Lisäksi yli 90 % palvelualan yrityksistä on pieniä tai keskisuuria yrityksiä (Vermeulen et al. 2005).

Yksi edellytys palveluliiketoiminnan onnistumiselle voi olla kysynnän ja tarjonnan vastavuuden ymmärtäminen. Kysynnän määrän riittävän tarkalla ymmärtämisellä on mahdollista resursoida sitä, että kaikki yrityksen palveluita käyttävät asiakkaat saavat palvelua tarpeidensa mukaan välttämättä ylitarjontaa. Kysynnän olemuksen ymmärtämiseksi se voidaan jakaa pääkysyntätyyppeihin, joita ovat tasainen kysyntä, trendi, kausivaihtelu ja täysin arvaamaton kysyntä (Mentzer et al. 2004).

Tässä työssä käsitellään palvelualan yritystä Yritys X:ää, joka on kokonsa puolesta pieni yritys. Yritys X:n keskeinen palvelumuoto perustuu tilanteeseen, jossa asiakkaan tarvitessa palvelua, hänen tulisi saada se 3 minuutin sisällä puhelimeen ladattavan mobiilisovelluksen avulla. Yritys X:n päiväkohtaiset tilausmäärät kasvavat tasaisesti, mikä tekee kysynnästä trendimäistä (Mentzer et al. 2004). Trendimäinen kysyntä voisi olla myös tasaisesti laskevaa, mutta molempia yhdistää se, että kysyntää havainnollistettaessa kysynnän kuvaajasta muodostuu lineaarinen suora (Mentzer et al. 2004).

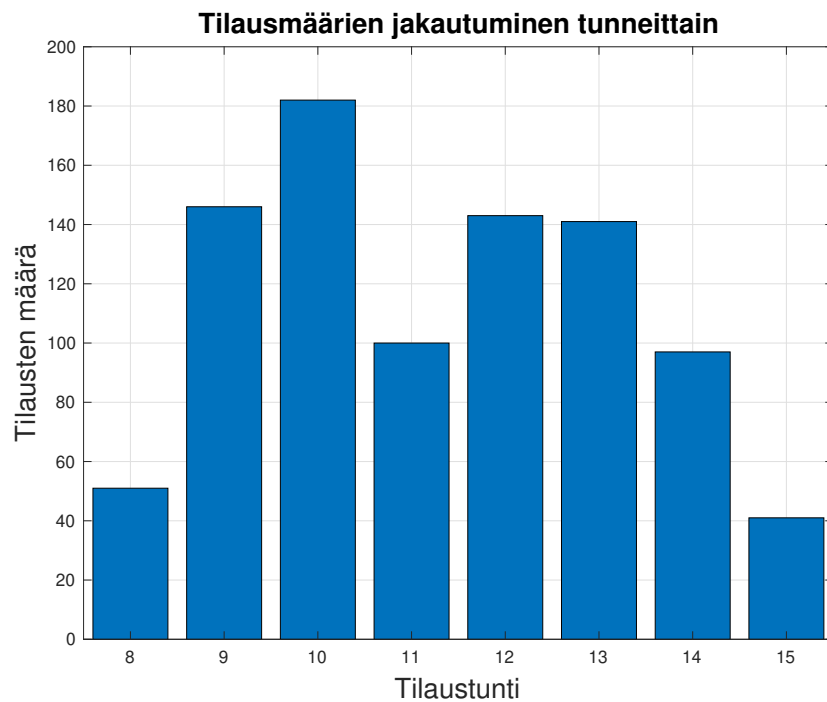
1.2 Tutkimusongelma, tavoitteet ja rajaus

Vaikka Yritys X:n päivittäisten tilausvolyymien trendi on nouseva, tuntikohtaista tarkastelua tehdessä tilaukset jakautuvat epätasaisesti virka-ajan sisällä oleville tunneille (arkipäivät klo 8-16) (kuva 1). Tilauksen jakautuminen noudattaa säännöllisyyttä aiheuttaen toistuvasti piikkikuormia aamupäivän ja iltapäivän tilaustunneille ja toisaalta taas huomattavasti pienempää tilausvolyymia keskipäivän tunneille, jotka sijoittuvat valtaosalla palvelun tilaajista lounasajalle.

Työn tavoitteena on tutkia historian datan perusteella Yritys X:n tilausmääriä viikonpäivittäin ja tunneittain ja niiden pohjalta rakentaa ennustemalli, jonka perusteella voitaisiin arvioida

tulevan viikon päivä- ja tuntikohtaisia tilausmääriä. Tulosten avulla yrityksen olisi mahdollista reagoida ajoissa muuttuvaan palveluntarpeeseen ja resursoida työntekijöiden kapasiteettia riittävä määrä eri tunneille.

Työssä otetaan huomioon ainoastaan Yritys X:n aiemminkin kuvattu palvelutuote, jossa tilaavaa asiakasta pyritään palvelemaan 3 minuutin sisällä tilauksen tulosta. Kaikki palvelu tapahtuu mobiilissa tai puhelimen välityksellä.



Kuva 1. Tilausmäärien jakautuminen tunneittain.

1.3 Tutkimusmetodologia

Kelvollisen ennustuksen tekemiseen on valittu Yritys X:n tilausmäärät tunneittain sisältävä data viimeisen 6 kk ajalta. Dataa tutkitaan ja sen pohjalta analysoidaan, kuinka monta viikkoa taaksepäin tulee katsoa, jotta ennuste antaa mahdollisimman pienen virheen suhteessa todellisiin tilausmääriin. Ennustuksen kelpoisuutta verrataan todellisiin tuloksiin viikkojen edetessä ja mallia voidaan testata myös laskemalla tuloksia menneille viikoille, joiden todelliset tilausmäärät tiedetään jo.

1.4 Tutkimusjärjestelyt

Työn luvussa 2 tarkastellaan aikaan pohjautuvia ennustemalleja yleisellä tasolla. Ensimmäisessä käsittelykappaleessa käsitellään nimenomaan kysynnän ennustemallinnusta ja niitä tekijöitä, joita kysyntää ennustettaessa voi tai pitää ottaa huomioon. Toinen kappale käsittelee aikasarjamalleja, joita käytetään yleisesti aikaan pohjautuvissa ennusteissa, mutta joita voidaan peilata myös varsinaiseen työn aiheeseen. Kolmas kappale sisältää virheen tutkinnan teoriaa ja viimeinen kappale tarkastelee kaikkia aiempia kappaleita Yritys X:n tapauksen näkökulmasta.

Luvussa 3 keskitytään Yritys X:n datan asettamiin lähtökohtiin koko työlle. Dataa tarkastellaan ensin päivätasolla, mikä antaa osviittaa yrityksen kasvusta kokonaisuudessaan. Seuraavassa käsittelykappaleessa siirrytään datan tarkastelussa tuntikohtaiselle tasolle ja nähdään tarkemmin, mitä päivätason data pitää sisällään tuntikohtaisesti ja miten tämä tulee ottaa työssä huomioon.

Luku 4 sisältää työn varsinaisen sisällön, eli kysynnän ennustemallin rakentamisen Yritys X:lle. Luvussa 4 ennustemallia tarkastellaan ensiksi luvun 3 tavoin päiväkohtaisten tilausmäärien valossa, jonka jälkeen siirrytään tuntikohtaiselle tasolle. Luku sisältää ensin päiväkohtaisen kokonaisvolyymien ennustamisen ja sen jälkeen tämän kokonaisvolyymien jakamisen tuntitasolle.

Työn viimeisistä kappaleista kappale 5 käsittää rakennetun ennustemallin virheiden tutkinnan ja ennustemallin toimivuuden tarkastelun kokonaisuudessaan. Kappaleet 6 ja 7 kokoavat yhteen koko työssä esitetyn tutkinnan ja mallin rakentamisen ja toimivuuden.

2 AIKAAN POHJAUTUVA ENNUSTEMALLI

2.1 Kysynnän ennustemallinnus yleisesti

Tuotteen tai palvelun kysyntä on vähintään pitkällä tähtäimellä aina ajan suhteen muuttuvaa, sillä kysynnän määrään vaikuttavat ulkoisten tekijöiden lisäksi tuotteen tai palvelun elinkaari. Tämä ominaisuus on syytä ottaa huomioon jo kysynnän ennustemalleja tehtäessä, jotta mallia on mahdollisuus muokata tarpeen niin vaatiessa. (Salmi 2021)

Kysynnän ennusteen tulee vastata tarpeisiin sekä oikealla ajan- että paikan hetkellä (Kahn

1998). Nykypäivän tarpeita ajatellen kysynnän paikan vastaavuus ei aina ole tarpeellista esimerkiksi puhelinpalveluiden markkinaosuuden kasvaessa, mutta perinteisessä palveluliiketoiminnassa sekä ajan että paikan funktio on oleellinen osa kysynnän ennustetta.

Ennustemallinnuksen yleisesti voi rakentaa ylhäältä alaspäin tai vastaavasti alhaalta ylöspäin. Käytännössä ylhäältä alas tarkoittaa ensin kokonaisvolyymin ennustamista, joka hajautetaan pienempiin osiin, kuten päivä- tai tuntitasolle. Alhaalta ylöspäin toteutettava ennustemalli vastaavasti toimii toiseen suuntaan, eli kokonaisvolyymin arvio muodostetaan osakokonaisuuksien ennusteiden summana. (Kahn 1998)

Yritysten kysynnän ennustemallit perustuvat joko kvalitatiivisiin, eli laadullisiin, tai kvantitatiivisiin, eli määrällisiin, menetelmiin. Kvalitatiivisille ennustemalleille on tyypillistä, että ennusteen tekee asiaan perehtynyt ihminen ja keskeinen tavoite on hyödyntää hänen asiantuntemustaan (Chase 1997). Kvantitatiiviset menetelmät taas perustuvat puhtaasti kysynnän avulla rakennettuun malliin, ja ne voidaan jakaa karkeasti aikasarja- ja kausaalimenetelmiin. Aikasarjat ennustavat kysyntää menneen kysynnän perusteella, kun taas kausaalimenetelmissä keskitytään ulkoisiin tekijöihin (Salmi 2021).

2.2 Aikasarjamallit kysynnän ennustamisen apuna

Aikasarjamallit yleisesti ilmaisevat muuttujan kehitystä ajan suhteen. Aikasarjamalli kysynnän ennustamisen apuna on kysynnän perusteella rakennettu malli, joka ennustaa kysyntää menneisyyden datasta löytyvän kysynnän perusteella. Aikasarjamalli pohjautuu tilastollisiin menetelmiin ja vaatii tilastollista asiantuntemusta. Hyvä puoli aikasarjamallissa on ulkopuolisen näkökulmasta se, ettei malli vaadi laajaa ymmärrystä kysyntään vaikuttavista tekijöistä. Varsinaisen aikasarjamallin lisäksi on mahdollista hyödyntää aikasarjamallin perusajatusta käyttämättä kuitenkaan varsinaisia aikasarjamallin tilastollisia menetelmiä. (Pindyck et al. 1997).

Tyypillisiä aikasarjamalleja ovat liukuva keskiarvo ja eksponentiaalinen tasoitus, missä ennuste on menneiden hetkien kysynnän absoluuttinen tai lähiviikkoihin painotettu keskiarvo. ARIMA-mallit taas ovat aikasarjamalleja, joita hyödynnetään usein autokorreloidulle datalle eli datalle, jossa havaintopisteet korreloivat keskenään (Bisgaard et al. 2011). Tämä poikkeaa monista tavallisista mallintamistavoista, jotka sisältävät oletuksen havaintojen riippumattomuudesta. ARIMA tarkoittaa siis käytännössä autoregressiivisiä integroituvia liukuvan keskiarvon malleja, joista yksi esimerkki on ARIMAX malli. Sitä hyödynnetään, jos ennusteeseen vaikuttaa ulkopuolisia taustamuuttujia.

Aikadekompositio on aikasarjamalli, jonka runkona on kysynnän ajan funktiona ilmaiseva trendiviiva. Tähän malliin on mahdollista lisätä kausikomponentti tai syklinen komponentti, jonka avulla kysynnän trendin ympärille on mahdollista saada vaihtelua (Ballou 2003). Malli rakentuu siten, että

$$f_t = T_t \frac{d_{t-L}}{T_{t-L}}, \quad (1)$$

missä d on kysyntä, T on trendiviivan lauseke ($ax + b$) ja L ajanjakso, jonka jälkeen kausi toistuu.

2.3 Ennustemallinnuksen virhe

Ennustevirhe tarkoittaa ennusteen poikkeamaa todellisesta kysynnästä. Ennustemallinnuksessa virhettä syntyy aina kysynnän satunnaisuudesta vuoksi, mutta tarkoitus on pyrkiä mahdollisimman pieneen virheeseen. Virhettä voi mitata eri keinoin ja virhettä juoksuksessa mallin rinnalla nähdään, mikäli virhe alkaa toistuvasti kasvamaan liian suureksi ja malli vaatii päivitystä. Yleisiä ja käytettyjä keinoja kuvaamaan kysynnän virhettä ovat keskivirhe ja absoluuttinen keskivirhe (Salmi 2021).

Keskivirhe määräytyy siten, että

$$v_f = \sqrt{\frac{\sum_t (d_t - f_t)^2}{n}}, \quad (2)$$

missä d on edelleen kysyntä, f on ennuste ja n ennusteiden määrä.

Absoluuttinen keskivirhe (mean absolute deviation, MAD) saadaan kaavasta

$$MAD_f = \frac{\sum_t |d_t - f_t|}{n}. \quad (3)$$

(Vollman et al. 2004).

2.4 Teorian peilaaminen Yritys X:n tapaukseen

Yritys X:n tapausta käsiteltäessä olemme erityisen kiinnostuneita ennusteesta, joka vastaa yrityksen tarpeisiin oikealla ajan hetkellä. Koska yrityksen palvelut tapahtuvat mobiilissa, eivätkä vaadi minkään asian tai henkilön liikkumista paikasta toiseen, mitataan ennusteen toimivuus ainoastaan ajan suhteen toimivana.

Yrityksen päivittäinen tilausmäärä jakautuu tilaustunneille epätasaisesti. Tästä syystä Yritys X:n näkökulmasta ennustemallia on perusteltua lähteä kehittämään ylhäältä alaspäin siten,

että ensin ennustetaan päiväkohtainen kokonaisvolyymi, jonka jälkeen tilauksen jaetaan arkiyötunneille. Mikäli mallin haluaisi kehittää alhaalta ylöspäin, olisi riskinä tuntikohtaisten virheiden kertautuminen liian suurena kokonaistilauksmäärää ennustettaessa.

Yritys X:n kysyntä on riippumatonta. Kysyntä on riippumatonta silloin, kun yksittäisten asiakkaiden tilaukset eivät vaikuta muihin asiakkaisiin (Kiely 1999). Tämä riippumattomuus aiheuttaa ennustettavuuden lisähaastetta, sillä yksittäisten ihmisten käyttäytymistä ei voida absoluuttisesti määrittää datan perusteella. Vaikka tähän ennustemalliin ei välittömästi vaikuta ulkoiset tekijät, ulkoisten tekijöiden vaikutuksen voidaan ajatella näkyvän välillisesti esimerkiksi asiakkaiden toiminnan ja siihen vaikuttavien tekijöiden kautta.

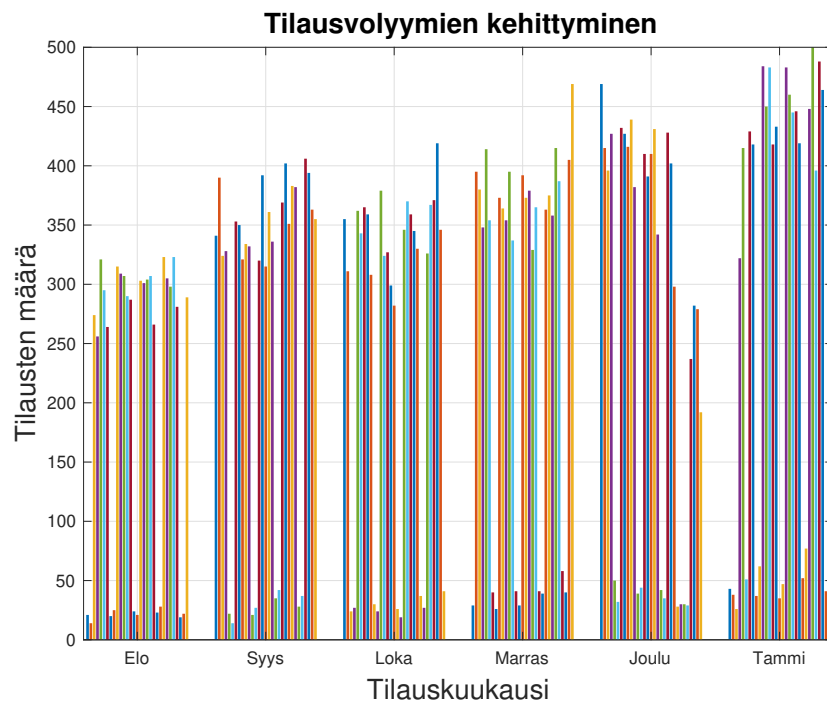
Kysynnän ennustemalli Yritys X:n näkökulmasta hyödyntää aikasarjamallien perusajatusta käyttämättä kuitenkaan aikasarjamallien varsinaisia tilastollisia menetelmiä. Perusajatus on sama: yritykselle on tarkoitus rakentaa ennuste menneestä datasta nähtävän kysynnän perusteella. Erityisesti aikadecomposition perusajatus vastaa työssä kehiteltävää ajatusta, sillä Yritys X:n ennustemallin kehityksen pohjana on tarkoitus seurata päiväkohtaisten tilausmäärien kokonaiskehityksen trendiä ja sen jälkeen jakaa kokonaiskehitystä osiin aikadecompositiossa käytetyn kausikomponentin ajatuksen johdattelemana.

Virheitä käsiteltäessä keskivirhe painottaa neliöstä johtuen suurien yksittäisten virheiden merkitystä, kun taas absoluuttinen keskivirhe jättää sen tekemättä. Yritys X:n näkökulmasta ei ole oleellista painottaa yksittäisiä virheitä vaan enemmänkin yksittäisten heittojen vaikutus ennusteeseen halutaan minimoida. Tästä syystä on luontevampaa hyödyntää absoluuttisen keskivirheen mallia.

3 ENNUSTEMALLIA RAJAAVAT TEKIJÄT

3.1 Yritys X:n päiväkohtaisen datan tarkasteleminen

Data, jota tässä työssä tutkittiin, sisälsi Yritys X:n viimeisen 6 kuukauden aikaiset tilausmäärät. Tutkiessa tilausmäärien kehittymistä ensin päivätasolla (kuva 2), huomattiin, että yrityksen tilausvolyymien kasvu on silmämääräisesti hyvinkin lineaarista, eli trendi on kasvava. Poikkeuksen datassa tekee yksi viikko, joka sijoittuu joulun ja uudenvuoden välille. Tämän voidaan olettaa olevan erikoistilanne ja kyseinen viikko poistetaan ennusteen virheen minimoimiseksi.



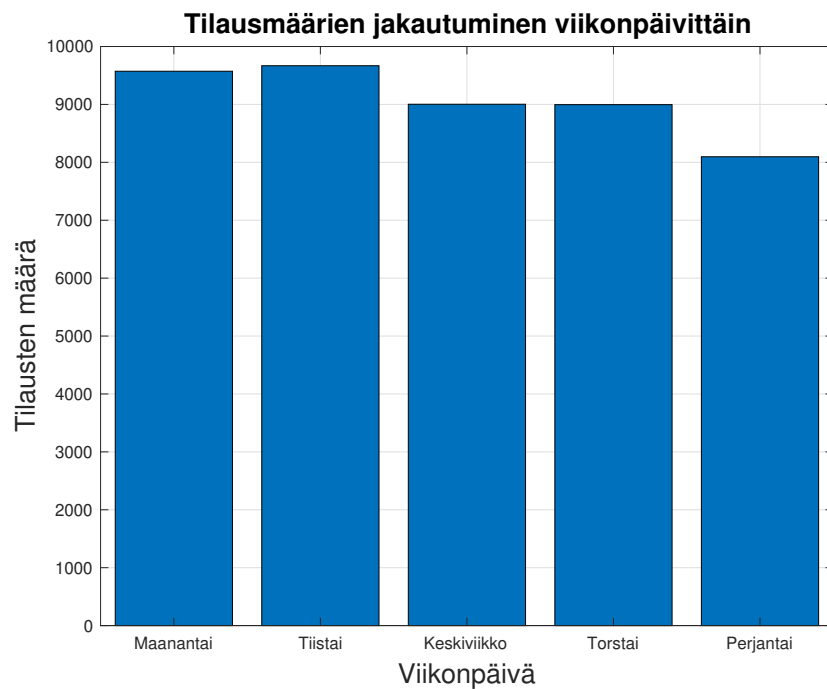
Kuva 2. Tilausmäärien volyyymien kasvu päivätasolla.

Tarkastellessa tarkemmin eri viikonpäiviä, huomattiin viikonpäiväkohtaisten tilausmäärien poikkeavan hieman toisistaan. Kuvassa 3 on laskettu yhteen kaikki viimeisen 6 kuukauden aikaiset tilaukset viikonpäiväkohtaisesti. Tästä voidaan karkeasti todeta maanantain ja tiistain olevan kiireisimpiä päiviä, kun taas arkipäivistä perjantai erottuu pienemmällä tilausmäärillään.

Edellämainittujen huomioiden vuoksi dataa lähdettiin tutkimaan päiväkohtaisesti siten, että ennustusta tehtäessä esimerkiksi maanantaille, tarkastellaan ainoastaan edellisiä maanantaita, tiistain kohdalla tarkastellaan menneitä tiistaita ja niin edes päin. Mallista karsitaan pois viikonlopun, sillä tilausmäärät ovat niin pieniä, ettei realistista ennustusta ole mahdollista tehdä.

3.2 Yritys X:n tuntikohtaisen datan tarkasteleminen

Sovitettavaa mallia, jolla pystyttäisiin ennustamaan vähintään viikon päähän, pohtiessa työ rajattiin tarkastelussa koskemaan aluksi viikonpäivistä ainoastaan maanantaita. Tutkiessa absoluuttisia tilausmääriä viimeisen 6 kuukauden ajalta maanantailta (kuva 4) huomattiin sama ilmiö, kuin kuvan 2 kohdalla, jossa tarkasteltiin kokonaisvolyyymien kehitystä - ti-

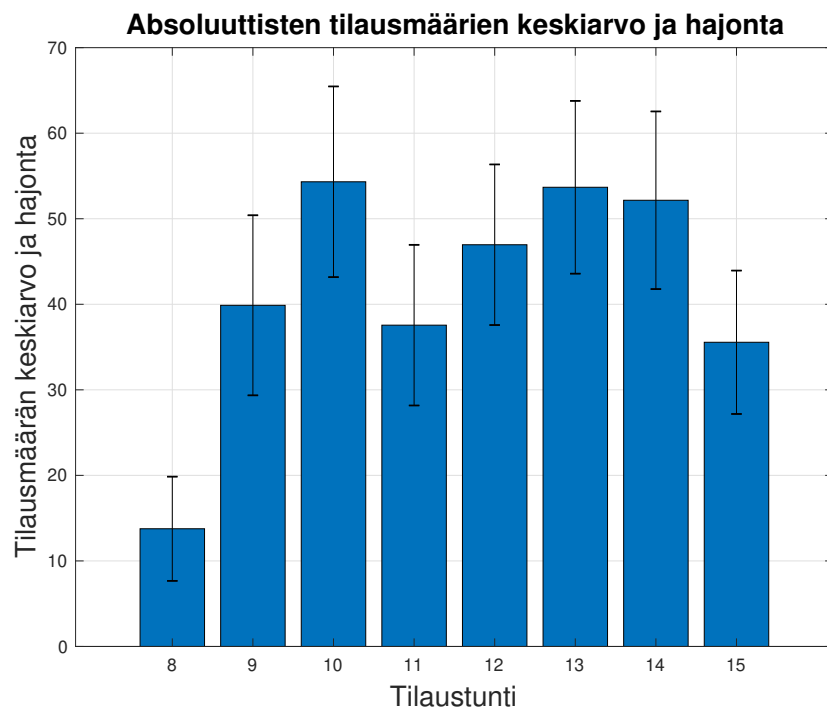


Kuva 3. Tilausmäärät päiväkohtaisesti viimeisen 6 kuukauden ajalta.

lausmäärät ovat hajonnasta päätellen selvästi muuttuneet. Yrityksen tilausmäärien kasvu päiväkohtaisesti on ollut niin suurta viimeisen 6 kuukauden aikana, että tuntikohtainen hajonta on 25 % luokkaa.

Tilausmäärien kasvusta johtuen malli valittiin hyödyntämään tuntikohtaiseen dataan perustuvia suhteellisia osuuksia absoluuttisten määrien sijasta. Mikäli mallin rakentamisessa hyödynnettäisiin absoluuttisia määriä, ei datasta voitaisi mahdollisesti hyödyntää muuta kuin aivan lähimenneisyyden viikot. Tällainen malli taas saattaisi olla hyvinkin herkkä virheille.

Tuntikohtaisten tilausmäärien välisiä suhteita käsitellessä absoluuttisilla tilausmäärillä ei ole merkitystä ja kasvun vaikutuksen aiheuttama virhe on mahdollista eliminoida. Tuntien väliset suhteet laskettiin logaritmisella suhdemallilla.



Kuva 4. Absoluuttiset tuntikohtaiset tilausmäärät ja niiden hajonnat viimeisen 6 kuukauden aikaisilta maanantailta.

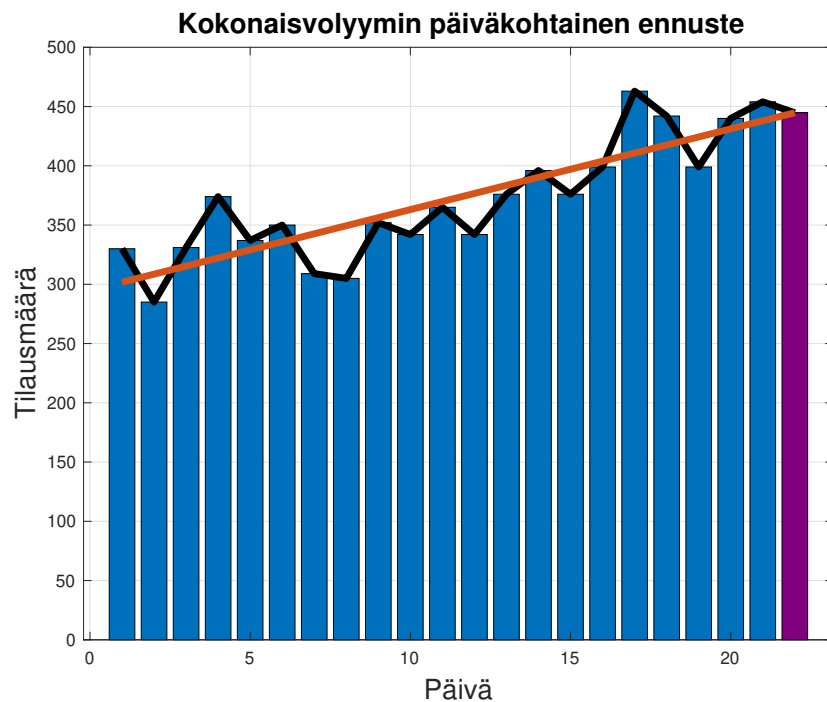
4 MALLIN RAKENTAMINEN

4.1 Kokonaisvolyymin kehittyminen

Ennustemallia rakennettaessa ensimmäinen vaihe oli ymmärtää ennustettavan päivän oletettu kokonaisvolyymi, eli koko päivän tilausmäärät yhteensä, jonka jälkeen tilausmäärät voitaisiin jakaa eri arkitunneille.

Yhtä viikopäivää kerralla tarkasteltaessa päiväkohtaisten tilausmäärien kehittyminen oli lineaarisesti kasvavaa, jonka vuoksi ennuste saatiin tehtyä yksinkertaisella suoran sovituksella (kuva 5). Jokaiselle arkipäivälle sovitettiin oma ennustesuora käyttäen 6 kuukauden aikaista dataa kyseisen arkipäivän kohdalta.

Kuvassa siniset palkit ovat tiedettyjä tilausmääriä ja violetilla näkyy approksimoitu seuraavan viikon tilausmäärä. Sovitettu suora on punainen.



Kuva 5. Päiväkohtaisten tilausmäärien ennuste maanantaiden datan perusteella.

4.2 Tilausten jakautuminen tuntikohtaisesti

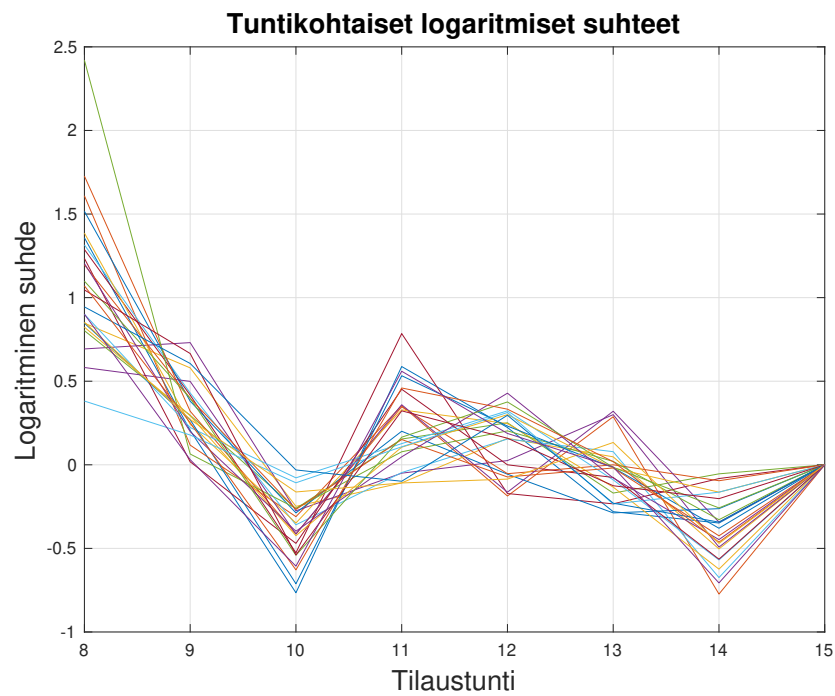
4.2.1 Logaritminen suhdemalli

Kokonaisvolyymien ennusteen jakaminen eri tunneille toteutettiin tuntien välisten logaritmisien suhteiden avulla. Logaritmisissa suhdemallissa tuntien välisiä suhteita tarkasteltiin niin, että

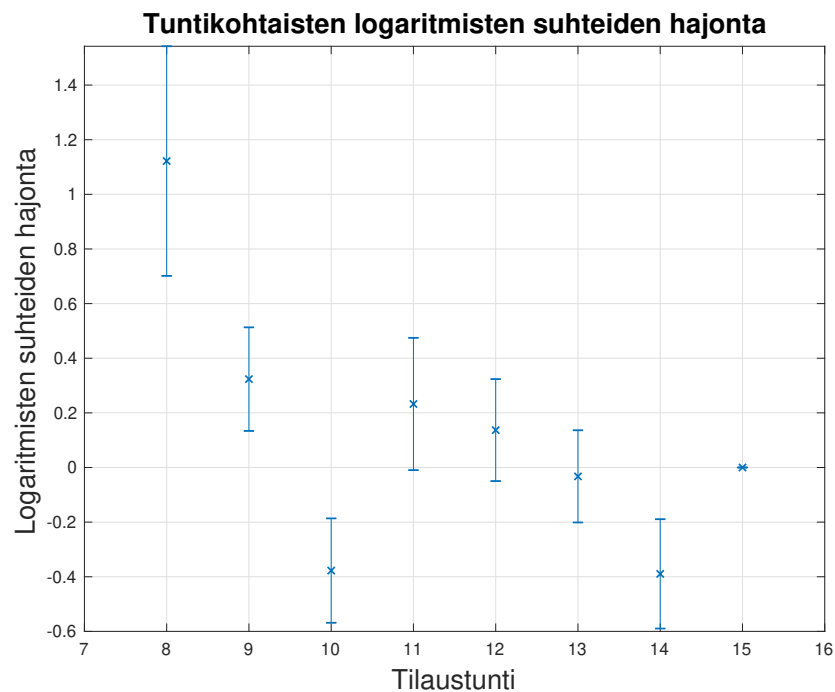
$$s_{log}(x, x_t) = \log(x_t) - \log(x_{t-1}), \quad (4)$$

missä x_t on tarkasteltavan tunnin tilausmäärä ja x_{t-1} on tarkasteltavaa tuntia edeltävän tunnin tilausmäärä.

Logaritmisten suhteiden laskenta toteutettiin kaikille datasta löytyville päiville ja mallilla lasketut suhteet (kuva 6) sijoittuvat karkeasti välille $[-2,2]$. Mallia vastaavat tuntikohtaiset keskiarvot ja hajonnat löytyvät kuvasta 7.



Kuva 6. Tuntikohtaisten tilausmäärien logaritmitiset suhteet viimeisen 6 kuukauden aikaisilta maanantailta.



Kuva 7. Tuntikohtaisten tilausmäärien logaritmitisten suhteiden hajonta viimeisen 6 kuukauden aikaisilta maanantailta.

4.2.2 Kokonaisvolyymien jakaminen tuntitasoennustukseksi

Kokonaisvolyymien ennustama päiväkohtainen tilausmäärä täytyy Yritys X:n tarpeiden mukaisesti onnistua jakamaan tuntikohtaisiksi tilausmääriksi. Jako tapahtuu aiemmin esitettyjen, absoluuttisista tuntikohtaisista tilausmääristä laskettujen, logaritminen suhteiden avulla.

Esitetty logaritminen suhdemalli kaava (4) taipuu muotoon

$$x_t = e^{s_t} x_{t-1}, \quad (5)$$

missä x_t on tarkasteltavan tunnin tilausmäärä, x_{t-1} tarkasteltavaa edeltävän tunnin tilausmäärä ja s_t on laskettu logaritminen suhde kyseisten tuntien välille. Kyseinen muoto kertoo tietyn tunnin tilausmäärän, kun edellinen tunti ja tuntien välinen suhde on tiedossa.

Kun tiedossa on ennustettu kokonaisvolyymi, sekä menneen datan pohjalta lasketut arviot tuntien välisistä suhteista, saadaan lauseke

$$x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_8 = \textit{kokonaisvolyymi}, \quad (6)$$

joka voidaan ilmaista kaavan (5) avulla

$$x_1 + e^{s_1} x_1 + e^{s_1+s_2} x_1 + \dots + e^{s_1+s_2+s_3+s_4+s_5+s_6+s_7} x_1 = \textit{kokonaisvolyymi}. \quad (7)$$

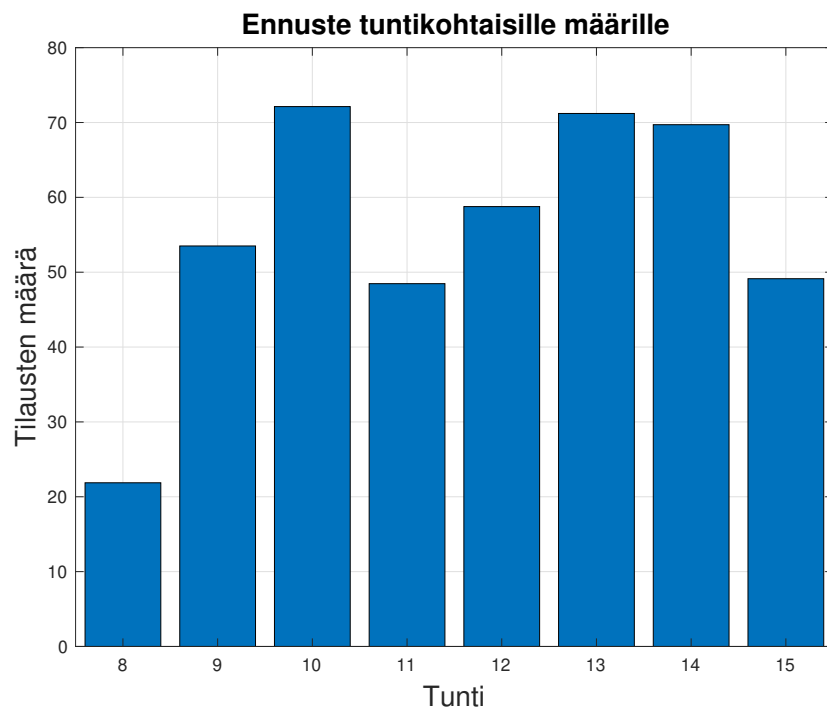
Käsittelemällä saatua yhtälöä (7) saamme lopullisen muodon

$$x_{t-1} (1 + e^{s_1} + e^{s_1+s_2} + \dots + e^{s_1+s_2+s_3+s_4+s_5+s_6+s_7}) = \textit{kokonaisvolyymi}, \quad (8)$$

josta ratkaisemalla tuntematon x_{t-1} saamme suoraan ensimmäisen tunnin tilausmääräennusteen x_1 . Toinen tunti saadaan suoraan kaavan (5) osoittamalla tavalla $x_2 = e^{s_1} x_1$ ja näin edetessä saadaan koko päivän tuntikohtaiset tilausmäärät.

4.2.3 Tuntitasoennusteen tulokset

Hyödyntämällä edellä mainittua laskentaa, saadaan jokaiselle viikonpäivälle tuntikohtainen ennuste kokonaisvolyymien avulla. Kuvassa 8 on esitetty kuvaa 5 vastaavan tilanteen tilausmäärien jakautuminen tuntitasolle. Vastaava laskenta toteutetaan kaikille viikonpäiville.



Kuva 8. Kokonaisvolyymien ennusteen jakautuminen tuntitasolle.

5 MALLIN VIRHEIDEN ARVIOINTI

5.1 Ennusteviikkojen lukumäärän vaikutus ennusteen tarkkuuteen

Ennustetta tehdessä, nousi esiin kysymys siitä, miten monta mennyttä viikkoa kannattaa ennusteen laskennassa ottaa huomioon, jotta tulevalle viikolle tehtävä laskenta olisi mahdollisimman tarkka.

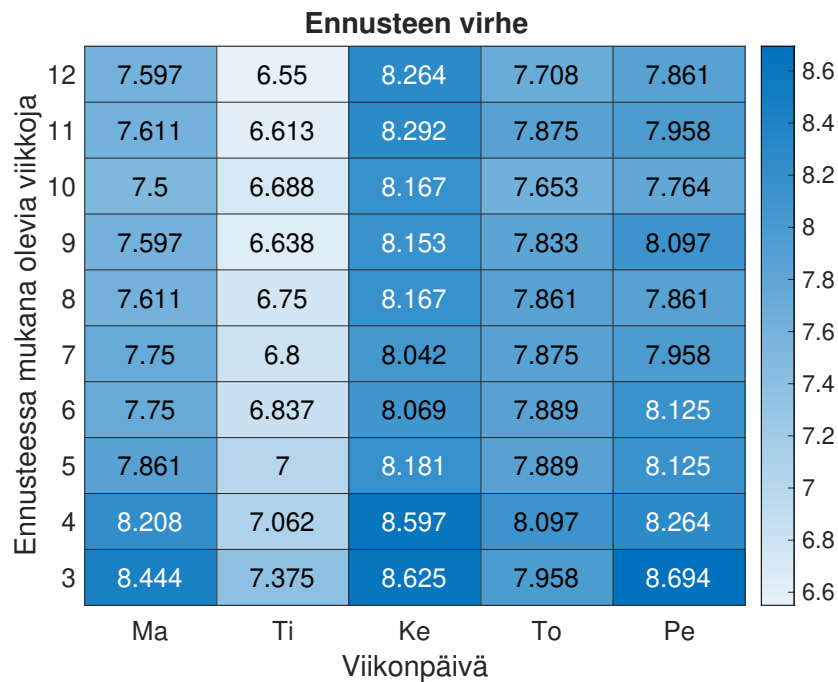
Edeltävien viikkojen merkitys kokonaisvolyymien arvioinnin suhteen ei ole niin merkityksellinen, sillä eri viikkojen päiväkohtaiset tilausmäärät on mahdollista nähdä kuvaajassa ennustetta laatiessa ja jos merkittävää muutosta tapahtuu tai poikkeusviikkoja ilmenee, on mukana olevien viikkojen lukumäärää mahdollista säädellä tai välissä olevia poikkeusviikkoja mahdollista poistaa. Lähtökohtaisesti pidempi aikaväli antaa vakaamaan tuloksen, mistä syystä mallissa on käytetty koko 6 kuukauden aikaista dataa kokonaisvolyymien tarkastelussa - ainoastaan joulun ja uudenvuoden tienoille sijoittuva poikkeusaika on otettu datasta pois.

Kuitenkin tuntien välisten suhteiden laskennassa käytetty logaritminen suhdemalli antaa sen verran abstrakteja tuloksia, että mukana olevien viikkojen määrää ei pysty arvioimaan yhtä hyvin laskennan jo ollessa käynnissä. Tästä syystä on tarpeen arvioida virheen suuruutta, joka ennusteeseen syntyy, kun mukaan tarkasteluun otetaan vaihteleva määrä menneiden viikko-

jen vastaavia suhteita.

Kuvassa 9 on laskettu tuntikohtainen absoluuttinen keskivirhe viikonpäiväkohtaisesti, kun logaritmisten suhteiden avulla laskettaviin tuntikohtaisiin tilausmääriin on otettu huomioon menneet viikot 12-3. Absoluuttinen keskivirhe on laskettu koko 6 kuukauden datan ajalta, alkaen dataviikosta 13, jolloin on ensimmäistä kertaa ollut mahdollista ottaa mukaan 12 edeltävää viikkoa.

Kuvaajasta nähdään, että merkittäviä eroja virheiden suuruudessa ei synny, vaan virheet jakautuvat melkosen tasaisesti välille [6.6 8.6]. Koska pientä virhettä kuitenkin on ja virheet halutaan minimoida, mallin laskemassa ennusteessa otetaan viikonpäiväkohtaisesti mukaan niin monta mennyttä viikkoa, kuin virheen tutkinnasta löytyvä minimi osoittaa.



Kuva 9. Virheiden suuruudet tuntikohtaista ennustetta tehtäessä.

5.2 Ennustettujen tulosten tarkkuus

Ennustettujen tulosten tarkkuutta on mahdollista verrata todellisiin määriin, sillä tiedämme jo datan pohjalta ennustettavan päivän toteutuneet lukemat. Kuvassa 10 näkyy tuntikohtaiset absoluuttiset keskivirheet, joita ennustusta tehdessä syntyi.

Virheiden suurutta voi käsittää niin, että esimerkiksi maanantaille syntyneen kokonaisvolyy-

min virhe oli 0 prosenttia eli päiväkohtainen ennustus piti täsmällisesti paikkansa. Tuntikohtainen virhe puolestaan oli keskimäärin 5,5 tilausta, vaikkakin vaihteli eri tuntien kohdalla jonkin verran.



Kuva 10. Ennustettujen päivien virheet tuntikohtaisesti.

6 JOHTOPÄÄTÖKSET

Työssä rakennetussa ennustemallissa tuli ottaa huomioon kaksi merkittävää asiaa: kokonaisvolyymien kasvu, sekä tilausten epätasainen jakautuminen päivän eri tunneille. Dataa tutkiessa nousi esiin myös viikonpäivien erityyppinen käyttäytyminen, mikä aiheutti sen, ettei yksi ennuste ollut kelvollinen kaikkiin päiviin, vaan jokainen päivä tuli ennustaa erikseen ottaen huomioon ainoastaan kyseisen viikonpäivän menneiden viikkojen data.

Työtä ja sen luonnetta pohtiessa oli selvää, ettei täysin tarkkaa mallia ole mahdollista saada, sillä virhettä voi syntyä ja varmasti syntyykin kaksikulotteisen mallin molemmissa vaiheissa. Työn edetessä, kun tuloksia oli jo mahdollista nähdä, nousi kuitenkin esiin kokonaisvolyymien vakaus. Koska kokonaisvolyymien kehittyminen oli viimeisen 6 kuukauden ajalta hyvinkin lineaarista, lähes ainoa virhe joka syntyi, syntyi tilausmäärien jakamisesta tuntitasolle. Tällä oli iso merkitys mallin kelvollisuuteen.

Tuntitasolle siirtyminen aiheutti suurimmat haasteet, sillä vaikka data näytti silmämääräisesti aina samalta, huomasi laskentaa tehdessä, että mitä tarkemmalle tasolle mennään, sitä vaikeampaa ennustaminen on. Tuntien välisten suhteiden vaihtelevuus oli melko suurta, ja jopa oletettua suurempaa, minkä vuoksi mallista tehtiin niin sanotusti päivittyvä: kun malliin syöttää uutta dataa, malli laskee datan sisältämältä ajalta ennusteita ja niiden virheitä. Kun pienin virhe on löytynyt, mallia kiinnostaa se, miten monta mennyttä viikkoa ennusteessa on tällä virheellä ollut mukana ja käyttää samaa määrää uutta ennustetta tehtäessä.

Kun kaikki merkitsevät asiat oli otettu huomioon, pystytään tällä ennustemallilla saamaan riittäväällä tarkkuudella tietoa yrityksen tilausmäärien kehityksestä ja jakautumisesta. Koska koko malli ja sen taustalla oleva bisnes perustuu ihmisten käyttäytymisen ennustamiseen, ei voida olettaa syntyvän mallia, joka olisi absoluuttisen oikeassa.

Mielenkiintoista mallin kehityksessä oli se, miten suuri merkitys pienillä asioilla on. Esimerkiksi aluksi keskiviikon dataan oli jäänyt vuoden alussa ollut loppiainen, joka on arkipyhä. Keskiviikon virhe oli merkittävästi suurempi, kuin muiden päivien ja korjaantui, kun datasta poisti kyseisen päivän tiedot. Tämä kertoo mallin herkkyydestä, joka on paikoin hyvä asia, mutta saattaa paikoin aiheuttaa virhettä, mikäli mallin käyttäjä ei ole tarpeeksi tarkkana. Muutoin malli vastaa täysin haluttua lopputulosta ja on käyttökelpoinen. Se on myös rakennettu helposti kehitettäväksi, eli jos esimerkiksi kokonaisvolyymit lähtevät eksponentiaaliseen kasvuun, voidaan dataan sovitettavaa suoraa vaihtaa helposti ja malli toimii yhä.

Mallia voisi kehittää tarkentamalla ennustetta entisestään esimerkiksi yrityksen asiakaslupauksen tarkkuuteen: 3 minuuttiin. Tällä hetkellä malli ennustaa tuntitasolla, mutta se voisi mahdollisesti olla myös tarkempi. Lisäksi aikasarjamallien todellista hyödyntämistä mallin sisällä voisi miettiä niin, että esimerkiksi tuntikohtaisen ennusteen voisi yrittää toteuttaa ARIMA tai aikadekompositio aikasarjamallilla.

7 YHTEENVETO

Työssä lähdettiin tarkastelemaan Yritys X:n tilausmääriä päivä- ja tuntitasolla. Dataa tarkastelemalla nousi esiin, että Yritys X:n päivittäiset kokonaistilausmäärät kasvavat lineaarisesti, mutta tilausmäärät jakautuvat epätasaisesti tuntitasolla. Tilausten jakautuminen tuntitasolle oli merkittävin osa ennustemallia, sillä Yritys X:n tuotteen pohjalla oli lupaus palvella asiakasta 3 minuutin kuluessa palvelun tilaamisesta.

Ennustemallia tehtäessä arvioitiin ensiksi tulevan viikon päiväkohtainen tilausmäärä, jon-

ka jälkeen saatu tilausmääräennuste jaettiin eri tilaustunneille menneestä datasta laskettujen tuntien välisten logaritmisten suhteiden avulla. Laskenta tehtiin erikseen eri viikonpäiville ja lopputuloksena saatiin virhe, joka oli riittävän pieni mallin kelpoisuuden näkökulmasta.

Vaikka ihmisten käytökseen perustuva tilausmäärien ennustaminen näinkin tarkalla tasolla voi olla haastavaa, saatiin mallin avulla riittävän tarkka approksimaatio, joka vastaa yrityksen tarpeita. Malli on kehitetty myös niin, että sitä voi helposti jatkojalostaa tai muokata, mikäli tarve muuttuu.

Lähteet

- Ballou, R. (elokuu 2003). *Business Logistics Management*. Prentice Hall College Div. ISBN: 0130661848.
- Bisgaard, S. ja Kulahci, L. (syyskuu 2011). *Time Series Analysis and Forecasting by Example*. John Wiley Sons. ISBN: 0470540648.
- Chase, C. (elokuu 1997). "Selecting the Appropriate Forecasting Method". *The Journal of Business Forecasting Methods Systems*, s. 1–11.
- Kahn, K. (kesäkuu 1998). "Revisiting Top-Down Versus Bottom-Up Forecasting". *The Journal of Business Forecasting Methods Systems* 17.2, s. 14.
- Kiely, D. (tammikuu 1999). "Synchronizing Supply Chain Operations with Consumer Demand Using Customer Data". *The Journal of Business Forecasting* 17.3, s. 3.
- Mentzer, J. T. ja Moon, M.A. (marraskuu 2004). *A demand management approach*. SAGE Publications. ISBN: 1412905710.
- Pindyck, R. ja Rubinfeld, D. (heinäkuu 1997). *Econometric Models and Economic Forecasts*. McGraw-Hill. ISBN: 0079132928.
- Salmi, L. (2021). *Kysynnän ennustaminen*. [Verkkodokumentti]. [Viitattu 12.4.2021]. Saatavissa: http://salserver.org.aalto.fi/vanhat_sivut/Opinnot/Mat-2.4108/pdf-files/esal04.pdf.
- Torney, M., Kuntzky, K. ja Herrmann, C. (huhtikuu 2009). "Service Development and Implementation". *A Review of the State of the Art. Proceedings of the 1st CIRP industrial Product-Service Systems (IPS2) Conference*, s. 1.
- Vermeulen, P., De Jong, J. ja O'shaughnessy, K.C. (2005). "Identifying key determinants for new product introductions and firm performance in small service firms". *The Service Industries Journal* 25.5, s. 626.
- Vollman, T., Berry, W., Whubark, D. ja Jacobs, F. (elokuu 2004). *Manufacturing Planning and Control Systems*. McGraw-Hill Professional. ISBN: 9780071440332.

Kuvat

1	Tilausmäärien jakautuminen tunneittain.	6
2	Tilausmäärien volyyymien kasvu päivätasolla.	11
3	Tilausmäärät päiväkohtaisesti viimeisen 6 kuukauden ajalta.	12
4	Absoluuttiset tuntikohtaiset tilausmäärät ja niiden hajonnat viimeisen 6 kuukauden aikaisilta maanantailta.	13
5	Päiväkohtaisten tilausmäärien ennuste maanantaiden datan perusteella. . .	14
6	Tuntikohtaisten tilausmäärien logaritmiset suhteet viimeisen 6 kuukauden aikaisilta maanantailta.	15
7	Tuntikohtaisten tilausmäärien logaritmisten suhteiden hajonta viimeisen 6 kuukauden aikaisilta maanantailta.	15
8	Kokonaisvolyymien ennusteen jakautuminen tuntitasolle.	17
9	Virheiden suuruudet tuntikohtaista ennustetta tehtäessä.	18
10	Ennustettujen päivien virheet tuntikohtaisesti.	19