

**Materiaalin kulutusennustuksen
kehittäminen**
Case Millog Oy

Juha Kallio

Opinnäytetyö
Toukokuu 2019
Tekniikan ala
Insinööri (Ylempi AMK), logistiikan tutkinto-ohjelma

Tekijä(t) Kallio Juha	Julkaisun laji Opinnäytetyö, ylempi AMK	Päivämäärä Toukokuu 2019
	Sivumäärä 46	Julkaisun kieli Suomi
		Verkojulkaisulupa myönnetty: x
Työn nimi Materiaalin kulutusennustuksen kehittäminen Case Millog Oy		
Tutkinto-ohjelma Insinööri (Ylempi AMK), logistiikan tutkinto-ohjelma		
Työn ohjaaja(t) Sipilä Juha		
Toimeksiantaja(t) Millog Oy		
<p>Tiivistelmä</p> <p>Opinnäytetyön tarkoituksena oli kehittää Millog Oy:n varastoitavien materiaalien hankinta-erän määrittämiseen tarkoitettua kulutukseen perustuvaa ennustusmallia tehokkaampaan suuntaan. Työssä tutkittiin erilaisia ennustusmallivaihtoehtoja nykyisen ennustusmallin mahdolliseksi korvaajaksi. Tutkimuksessa valittiin yksi ennustusmalli, jonka ennustustuloksia vertailtiin käytössä olevan mallin ennustustuloksiin. Työn tavoitteena oli parantaa ennustuksen tarkkuutta uudella ennustusmallilla ja muokata käytössä olevia kulutuksen seurannan työkaluja tämän mukaiseksi.</p> <p>Tutkimuksessa käytettiin pääasiassa kvantitatiivista tutkimusmenetelmää. Tutkimuksen aineistoksi valittiin erittäin suuresta massasta rajaamalla tietty tavararyhmä kulutetuista materiaaleista ja tietyn kulutuksen raja-arvon ylittävät nimikkeet. Tutkimuksen aineisto perustuu havaintoihin toiminnanohjausjärjestelmästä, josta kaikki tapahtumat ovat luettavissa. Tutkimusaineisto oli pääosin numeerisia arvoja eli tietoa kulutuksista, nimikkeistä ja hankinta-arvoista. Tutkimuksen analysointi- ja vertailuvaiheet suoritettiin käytössä olevalla tietojenkäsittelyohjelmalla, joka mahdollisti sen tekemisen hyvinkin vaivattomasti.</p> <p>Tutkimuksen tuloksena selvisi, että valittu ennustemalli soveltuu hyvin yrityksemme tarpeisiin, mutta on käyttäjälle monimutkaisempi ymmärtää ennusteesta syntynyttä tulosta. Ennustusmallien tulosten vertailussa selvisi, että ehdotetulla mallilla jouduttaisiin varautumaan suurempaan kulutukseen kuin tähän mennessä. Tämä näkyisi hankintaerien kasvuna ja tätä kautta myös varastonarvon huomattavana nousuna. Aineistoa käsiteltäessä havaittiin se, että kulutukset olivat kuukausi tasolla erittäin vähäisiä eli ennustaminen suurimmalle osalle tuotteista oli hyödytöntä näin monimutkaisesti.</p>		
Avainsanat (asiasanat)		
Millog Oy, logistiikka, kulutusennuste, Poisson-jakauma		
Muut tiedot (salassa pidettävät liitteet)		

Author(s) Kallio Juha	Type of publication Master's thesis	Date May 2018 Language of publication: Finnish
	Number of pages 46	Permission for web publication: x
Title of publication The development of materials forecasting Case Millog Oy		
Degree programme Master's Degree Programme in Logistics		
Supervisor(s) Sipilä Juha		
Assigned by Millog Oy		
Abstract <p>The purpose of the thesis was to develop and enhance a consumption-based forecasting model for the definition of the stock stored in Millog Oy. In this work, various prediction model alternatives were explored as possible replacements for the current model. One prediction model was selected, and the prediction results of the model were compared to those of the current model. The aim of the work was to improve the accuracy of the prediction with the new prediction model and to adapt the existing consumption monitoring tools accordingly.</p> <p>The study used mainly the quantitative research approach. The data for the study was selected from a very large mass by limiting a certain group of products from the consumed materials and by further identifying the products that exceeded a certain consumption limit. The data was based on the findings of the ERP system in which all events can be found. The data was mainly numerical values, such information on consumption, titles and acquisition values. The analysis and comparison phases of the study were carried out using an existing software that was highly suitable for the task.</p> <p>The result of this study was that the selected prediction model was suitable for the needs of the case company. However, it was more complex for the users to understand the outcome of the prediction. The comparison of the results of the forecasting models revealed that the proposed model would have to be prepared for higher consumption than before. This would also be reflected in an increase in the order quantity and a remarkable increase in the inventory value. One of the findings was that the monthly consumption level was very low so that forecasting for most of products was unproductive in such a complex way.</p>		
Keywords/tags (subjects) Millog, logistics, consumption forecast, Poisson distribution		
Miscellaneous (Confidential information)		

Sisältö

1	Johdanto	3
2	Tutkimuksen tarkoitus, tavoitteet ja menetelmät	5
2.1	Tutkimusmenetelmät	5
2.1.1	Kvantitatiivinen tutkimusmenetelmä	5
2.1.2	Kvalitatiivinen tutkimusmenetelmä	6
2.2	Tutkimustyyppit.....	7
2.2.1	Kysely	8
2.2.2	Haastattelu	8
2.2.3	Havainnointi.....	9
2.3	Tutkimusmenetelmän valinta ja tiedon hankinta	10
2.4	Tutkimuksen rajaukset	11
2.5	Tutkimuskysymykset	12
3	Kulutuksen ennustaminen	13
3.1	Kvantitatiiviset ennusteet	14
3.1.1	Kausaalimallit.....	14
3.1.2	Aikasarjamallit	15
3.2	Kvalitatiiviset ennusteet.....	16
3.3	Ennustuksen tarkkuuden mittaaminen.....	16
4	Yleisimmät todennäköisyysjakaumat	17
4.1	Normaalijakauma	18
4.2	Poissonin jakauma.....	19
5	Varastonohjausmenetelmät	21
5.1	Varmuusvarasto ja hälytysrajat.....	21
5.2	ABC-analyysi	22

	2
5.3 Eräkoon määrittäminen	24
6 Tutkimusosuus	25
6.1 Tutkimuksen toteuttaminen	25
6.2 Aineisto.....	25
6.3 Ennustusmallin valinta	27
6.4 Nykyinen ennustemalli.....	27
6.5 Uusi ennustemalli.....	28
6.6 Tutkimusaineiston käsittely.....	29
7 Tulokset	30
7.1 Kappalemääräinen muutos	31
7.2 Hinnan muutos	32
7.3 Toteumaan vertailu	32
7.3.1 Ennusteiden vertailu syyskuun toteumaan.....	33
7.3.2 Ennusteiden vertailu loppuvuoden toteumien keskiarvoon.....	33
8 Pohdinta.....	34
Lähteet	38
Liitteet.....	40
Liite 1. Nimiketasoiset muutokset.....	40
Liite 2. Ennusteiden vertailu syyskuun toteumaan.....	41
Liite 3. Ennusteiden vertailu loppuvuoden toteumien keskiarvoon.....	44

1 Johdanto

Tuotantoyritysten toiminnan jatkuvuuden kannalta materiaalinohjaus ja osien oikea-aikainen saatavuus ovat oleellisia toiminnan kulmakiviä. Muun muassa tuotannon käyttöomaisuuden, siis koneiden ja laitteiden, ylläpidon varaosien hallinta on tärkeää jatkuvuuden ylläpitämiseksi. Mikäli varaosia ei ole oikea-aikaisesti käytettävissä, niiden puute voi johtaa ei-toivottuihin ja ennalta arvaamattomiin tuotannon pysähdyksiin tai sen hidastumiseen. Tuotannon pienikin seisahdus saattaa heijastua suoraan yrityksen tuottoon. (Sarker & Haque 2000, 751-760.)

Toisaalta, suurten varaosavarastojen pitäminen saattaa sitoa kohtuuttomasti pääomaa, jota voisi muualle sijoittaa tuottavammin. Myös varaosien ylläpidosta syntyy välillisiä ja välittömiä varastointikustannuksia. Näistä syistä tärkeiden varaosien hallinta on oleellinen asia, jota on syytä tutkia huolellisesti. (Rora, Macchi & Fumagalli 2014, 528-529.)

Nykyään yritykset saattavat kohdata merkittäviä haasteita määritellessään raja-arvoja toiminnalleen. Niitä ovat esimerkiksi optimaalinen valmistus- sekä hankintaerä ja varmuusvarastojen tasot. Varastointiin liittyvät tavoitteet ja niistä saatavat ohjaavat tunnusluvut vaikuttavat toimitusketjun kustannuksiin ja siten myös tuottavuuteen ja kannattavuuteen. Tästä syystä toimitusketjunhallinnassa varastonhallinta on merkittävä tekijä. Tehokkaaseen varastohallinnan toiminnanohjaamiseen on olemassa lukuisia erilaisia malleja, jotka toimivat erilaisissa tilanteissa sekä olosuhteissa. (Talluri, Cetin & Gardner 2004, 62.)

Kulutusperusteisilla ennustusmenetelmillä pyritään varautumaan tuleviin tarpeisiin etukäteen. Näistä syntyvät ennustukset ja niiden käyttäminen hankintaerien määrittämisessä takaavat yritykselle katkeamattoman toiminnan.

Ennustusmenetelmien tehokkuutta ja osuvuutta on tutkittu runsaasti. Niiden kehittyessä on myös ennusteista tullut ajan myötä aiempaa monimutkaisempia, mutta siten myös tarkempia. Myös monimutkaisten analyysien teko sekä Big Datan eli suurien tietomassojen käsittely on kehittynyt merkittävästi teknologian ja tietojenkäsittelyn kehittymisen myötä. Yleisesti oletetaan, että mitä monimutkaisempia ja kehittyneempiä menetelmät ovat, sitä luotettavempia ja tarkempia ennustuksista saadaan. Toisaalta on myös osoitettu, että yksinkertainen

ennustus on joskus parempi kuin monimutkainen. Jos verrataan pitkälle kehittyneen ennusteen suhdetta ennustustarkkuudesta saatuun hyötyyn, voi hyöty jäädä itse asiassa hyvinkin pieneksi. (Bowersox & Closs 1996, 232.)

Tässä työssä pureudutaan suhteellisen yleiseen toiminnalliseen ongelmaan eli varaosien puutteeseen ja siitä syntyviin epäkohtiin. Varaosien puute niitä tarvittaessa saattaa pysäyttää tuotannollisen toiminnan tai hidastaa prosessien läpimenoaikoja. Tämä on hyvin epätoivottu tilanne missä tahansa yrityksessä, ja siitä syntyy yleensä turhia kustannuksia yritykselle. Tämän työn tavoitteena on tällaisten tilanteiden vähentäminen tai jopa poistaminen kokonaan. Helpoin ratkaisu varaosien hallintaan voisi olla nimikkeiden hälytysrajojen luominen, joka on kuitenkin kohdeyrityksen toiminnanohjausjärjestelmissä suhteellisen työläs toteutettava. Tässä tilanteessa on tutkittava muita mahdollisia vaihtoehtoja ongelman ratkaisemiseksi.

Opinnäytetyön selvityksen kohteena ovat Suomen Puolustusvoimien toimintajärjestelmien akut ja virtalähteet, joita Millog Oy logistisesti hallinnoi aina uuden hankinnasta hylätyn hävittämiseen. Opinnäytetyön tarkoituksena on kehittää nykyistä tarvesuunnittelun käyttämää ennustelaskentaa, jolla tällä hetkellä arvioidaan tulevaa kulutusta ja joka vaikuttaa suuresti materiaalien hankintaerien kokoihin. Opinnäytetyössä tutkitaan mikä kulutukseen perustuva ennustusmalli olisi mahdollisesti paras ja sopivin Puolustusvoimien käyttöön. Tutkimuksen aineistona on tuotannonohjausjärjestelmistä eli SAP:eista saatu varastointi-, hankinta- ja kolmen vuoden kulutus-tieto tutkittavista nimikkeistä. Tutkimustyön tuloksena valitaan ennustusmalli, jota voidaan verrata nykyisin käytössä olevaan ennustusmalliin. Tutkimisen kohteena ovat pääasiassa virtalähteiden kulutustiedot ja niistä saatavat ennusteet, joilla luodaan raja-arvoja jatkossa toimimista varten.

2 Tutkimuksen tarkoitus, tavoitteet ja menetelmät

2.1 Tutkimusmenetelmät

Tutkiminen on ratkaisujen löytämistä tietynlaisiin ongelmiin. Ongelmat kuvataan yleensä kysymyksillä, joihin pyritään löytämään vastauksia. Syntyneitä kysymyksiä kutsutaan usein tutkimuskysymyksiksi. Tutkimuksella siis pyritään vastaamaan tutkimuskysymyksiin ja sitä kautta ratkaisemaan edessä oleva ongelma. Ongelman asettelu tai hahmottelu voi usein olla hankalampaa kuin ratkaisun löytäminen siihen. Tutkimusmenetelmillä pyritään määrittelemään tutkimusongelman luonne. Tutkimusmenetelmät eli aineiston hankintametodit voidaan jakaa kahdella tavalla: laadullisiin (kvalitatiivisiin) ja määrällisiin (kvantitatiivisiin) menetelmiin. (Hirsjärvi, Remes & Sajavaara 2010, 125-129.)

Kvalitatiivisen ja kvantitatiivisen menetelmien eroa ei ole vielä tähän päivään mennessä pystytty määrittelemään tarkasti eikä tiettyä tutkimusta voida suoraan määrittää joko kvalitatiiviseksi tai kvantitatiiviseksi. Erona näillä kahdella menetelmällä on asioiden lähestymistavat. Ne voidaan nähdä toisiaan täydentävinä menetelminä. Ne voivat olla eri tutkimusvaiheita samassa tutkimuksessa ja niitä voidaan käyttää peräkkäin tai rinnakkain. Sanotaan kvantitatiivisen käsittelevän numeroita ja kvalitatiivisen merkityksiä, mutta hyvin usein nämä kaksi käsitettä ovat vastavuoroisesti toisistaan riippuvaisia. (Hirsjärvi ym. 2010, 136-137.)

2.1.1 Kvantitatiivinen tutkimusmenetelmä

Kvantitatiivisen eli määrällisen tutkimusmenetelmän ajattelutavassa käytetään yleispäteviä syyn ja seurauksen lakeja. Tämä menetelmä käyttää perustanaan sitä käsitystä, että todellisuus rakentuu objektiivisesti todettavista tosiasioista. Tämä havaintoihin perustuva ajattelutapa perustuu siihen, että kaikki tiedettävissä oleva informaatio on peräisin suorasta aistihavainnoista sekä loogisista päättelyistä. (Hirsjärvi ym. 2010, 139-140.)

Kvantitatiivisen menetelmän hyväksi puoliksi on Denscombe (2003) luetellut kirjassaan uskottavuuden, tieteellisyyden, analysoinnin, mitattavuuden ja esitettävyyden. Uskottavuuden määrällisen menetelmän tuloksiin tuo tilastollisesti perusteltavissa olevat testit. Analysointi runsaasta aineistosta luo varman pohjan tutkimukselle ja sen selityksille, koska kaikki lopputulokset voidaan varmentaa oikeaksi aineistosta. Johtopäätöksien ja tulosten esitettävyys on yleensä helppoa taulukoilla ja kaavioilla, joita voivat jopa hyvin pitkälle kehitetyt tietokoneohjelmat tuottaa valmiiksi. (Denscombe 2003, 264.)

Denscomben (2003) mukaan huonoja puolia kvantitatiivisessa menetelmässä voivat olla joissakin tilanteissa kerätyn tiedon laatu ja määrä. Laatuun vaikuttava tekijä on se, kuinka hyvin tietoa on kysytty. Yleensä huonosti asetellut kyselyt tai kysymykset tuovat myös huonon vastauksen. Tiedon liika määrä voi aiheuttaa tutkimukselle ”ylikuormitusta”. Liian suuresta tiedon määrästä syntyy liian mutkikkaita analyysejä, jos otannassa on liikaa erilaisia tapauksia ja muuttujia. Tukeutuminen liiaksi tietokoneohjelmien tuottamiin tuloksiin saattaa tutkimuksen tarkoitus hämärtyä. (Denscombe 2003, 265.)

2.1.2 Kvalitatiivinen tutkimusmenetelmä

Kvalitatiivisen eli laadullisen tutkimusmenetelmän ominaispiirre on kokonaisvaltaisen tiedon hankkiminen ja tietoa pyritään saamaan luonnollisista ja todellisista tilanteista. Kvalitatiivisessa menetelmässä suositaan tiedonhankintalähteenä ihmisiä. Tiedon keruuseen käytetään haastatteluja, keskusteluja ja havainnoiteja enemmän kuin mittausvälinein hankittua tietoa. Menetelmässä pyritään monitahoiseen ja yksityiskohtaiseen tarkasteluun eikä niinkään teorian tai hypoteesien testaamiseen. Laadulliset tiedonhankintametodit ovat tyypillisiä kvalitatiivisessa menetelmässä. Tiedon lähteenä käytetään enemmän tarkoituksenmukaisesti valittua kohdejoukkoa kuin satunnaisesti valittua ihmisjoukkoa. Tutkimussuunnitelman teko alkuvaiheessa tutkimusta ei ole tärkeää vaan se muodostuu tutkimuksen edetessä loppua kohti. (Hirsjärvi ym. 2010, 164.)

Kvalitatiivisen tutkimusmenetelmän hyvät puolet ovat Denscompen (2003) mukaan tiedon ja analyysien realistinen olemassaolo, jotka ovat tosi elämän konkreettisia asioita. Myös tutkimustulokset omaavat vahvat perusteet todellisista tapahtumista eikä niitä ole vain keksitty tai ”tuulesta temmattu”. Kvalitatiivisella menetelmällä tutkittu aineisto on hyvin yksityiskohtaista ja sisällöltään rikasta, ja se keskittyy hyvin tarkasti tutkittavaan ilmiöön. Laadullinen tutkimus on parempi menetelmä silloin, kun käsitellään ristiriitaisia tai monimerkityksellisiä aiheita. Laadullisella tutkimusmenetelmällä voidaan saada tutkittavaan aiheeseen useampia näkökantoja kuin yksi. Tutkimuksen tulos voi myös vaihdella tutkijasta riippuen, vaikka käytössä olisivat samat tutkimusmenetelmät. (Denscombe 2003, 280.)

Denscombe (2003) listaa kvalitatiivisen tutkimusmenetelmän huonoksi puoleksi tutkijan tekemät päätökset, joihin ovat voineet vaikuttaa hänen omat uskomuksensa, taustansa ja persoonallisuutensa. Voi käydä niin, että tutkimuksen tulos on liiaksi omia päätelmiä eikä niinkään perustu kerättyihin faktoihin. Kvalitatiivisen menetelmän tiedonkeruumenetelmät eivät ole yhtä tarkkoja kuin kvantitatiivisen. Tiedonkeruussa voi syntyä vääränlaista aineista, sitä voi hävitä tai unohtua haastattelua tehdessä tai se voidaan kirjata muistiinpanoihin väärin. Laadullisen tutkimuksen tulokset ovat hyvin usein uniikkeja. Näitä on hankala yleistää ja saada pätemään muissa tutkimuksissa, kun taas määrällisen tutkimuksen tulokset ovat helposti verrattavissa samankaltaisiin tapauksiin. (Denscombe 2003, 280-281.)

2.2 Tutkimustyytit

Kvalitatiivisista tutkimustyyteistä tunnetuimmat ovat diskurssianalyysi, etnografinen tutkimus, toimintatutkimus, elämäkertatutkimus, fenomenografia, keskusteluanalyysi sekä ankkurointimenetelmä. Kvantitatiivisia tutkimustyytejä ovat survey-tutkimus ja kokeellinen tutkimus. Tutkimuksen kohde eli se mitä tutkimuksella tarkastellaan, määrittelee eroavaisuudet kaikkien näiden eri tutkimustyyppien välille. Näillä kaikilla tutkimustyypeillä on kuitenkin paljon yhteisiä piirteitä tarkastelukohteista riippumatta. Suurin yhteinen tekijä kaikkien tutkimustyyppien välillä on se, että niissä käytetään pitkälti samoja

aineistonkeruumenetelmiä. Näitä menetelmiä ovat haastattelu, havainnointi, dokumenttien käyttö sekä kysely. (Hirsjärvi ym. 2010, 191-193.)

2.2.1 Kysely

Yksi yleisimmistä tiedonkeruutavoista on kysely. Se on survey-tutkimuksen oleellisin tiedonkeruumenetelmä. Survey-tutkimuksessa on tärkeää se, että tieto on kerätty standardoidussa muodossa ihmisjoukolta. Tällöin tulokset ovat helposti vertailtavissa ja analysoitavissa. Survey-tutkimuksissa saatu aineisto käsitellään yleensä kvantitatiivisesti. Kyselytutkimuksen etuna on se, että sillä voidaan tutkia suurta ihmisjoukkoa kerralla ja samalla voidaan kysyä useammasta asiasta. Jos kyselylomake on hyvin suunniteltu, saadaan vastaukset nopeasti tallennettua koneelliseen muotoon josta ne ovat helposti analysoitavissa. Analysointitapoja ja raporttimuotoja on jo kehitelty paljon tämän tyylliseen tiedon käsittelyyn, joten tutkijan ei tarvitse itse ryhtyä keksimään uusia analyysitapoja. Heikkouksiakin kyselytutkimukselta löytyy, koska vastaajien rehellisyyttä ja huolellisuutta ei pystytä varmistamaan. On myös mahdollista, että kyselyyn annetut vastausvaihtoehdot eivät ole olleet oikeat tai vastaaja on ymmärtänyt kysymykset väärin. Vastaamatta jättämättömyys voi nousta suureksi ja tällöin ei välttämättä saada tarkkoja tuloksia tutkimusta varten. (Hirsjärvi ym. 2010, 193-194.)

2.2.2 Haastattelu

Haastattelu on kvalitatiivisen tutkimusmenetelmän päätiedonkeruumenetelmä. Haastattelu on ainutlaatuinen tiedonkeruumenetelmä, koska siinä ollaan suorassa keskusteluyhteydessä tietolähteen kanssa. Joustavuus aineistoa kerätessä on tämän menetelmän suurimpia etuja, koska siinä voidaan säädellä tarvittavan tutkimusaineiston keruuta tilanteen tarvitsemalla tavalla. Aineistoa voidaan myös tulkita paremmin kuin muissa menetelmissä ja siinä on myös suurempi mahdollisuus vastauksen erilaisiin tulkintoihin. Haastattelulla voidaan päästä käsiksi nopeammin ja laajem-

min aiheeseen, joka voi olla tuntematonta aluetta haastattelijalle. Haastattelussa voidaan saada vastaukseen mukaan myös haastateltavan eleitä. Haastattelussa on mahdollista kysyä jatkokysymyksiä, joilla pystytään selventämään ja syventämään edellisiä vastauksia tai saatavilla olevaa tietoa. Haastattelussa tulee myös ilmi paljon mielihyvävastauksia, joita ei muissa menetelmissä välttämättä nouse esille. Haastattelulla on myös monia huonoja puolia. Haastattelu vie yleensä paljon aikaa, koska lyhyitä haastatteluja on turha järjestää. Kun haastattelu huomataan turhaksi sen vähäisen sisällön vuoksi, menetelmäksi sopisi paremmin kyselylomake. Myös haastatteluun valmistautuminen ja suunnittelu sekä kouluttautuminen haastattelijan rooliin vievät aikaa. Haastattelumenetelmään voidaan nähdä sisältyvän myös virhelähteitä. Haastateltavaa voi jännittää tai jopa pelottaa kyseinen tapahtuma tai haastattelun aihe. (Hirsjärvi ym. 2010, 204-207.)

2.2.3 Havainnointi

Haastattelun tai kyselyn avulla saadaan selville, mitä vastaajat ajattelevat tai uskovat. Näillä saadaan vastauksia, miten vastaajat havaitsevat tapahtumat ympärillään. Havainnoimalla saadaan selville, mitä oikeasti tapahtuu. Havainnoinnilla saadaan tietoa siitä, toimivatko ihmiset samalla tavalla kuin ovat esimerkiksi haastattelussa tai kyselyssä sanoneet. Havainnointi ei ole vain näkemistä vaan tarkkailua. Havainnointi on käytännössä työläs menetelmä ja sen takia helpompia menetelmiä, kuten kyselyä ja haastattelua, käytetään nykyisin enemmän. Havainnoinnilla voidaan saada tietoa toiminnasta ja käyttäytymisestä niin yksilöiltä kuin suuremmilta kohderyhmiltä. Se kuvaa hyvin todellisen elämän ja maailman tutkimista. Havainnoinnilla saadaan suljettua pois tutkimuksesta keinotekoisuus, jota havaitaan muissa menetelmissä. Se sopii hyvin nopeasti muuttuviin ja vaikeasti ennakoitaviin tilanteisiin. Havainnoinnin suurimpana haittana pidetään havainnoitsijan läsnäoloa tilanteessa. Läsnäolo voi häiritä tai jopa muuttaa havainnoitavien kohteiden käytöstä. Haittana pidetään myös sitä, että havainnoitsija voi sitoutua emotionaalisesti tutkittavaan kohteeseen. Tällöin tutkimuksen objektiivisuus voi kärsiä. Voi myös olla havainnointitilanteita, joissa tutkijan on hankala tallentaa tietoa välittömästi. Tällöin tutkija joutuu nojautumaan muistinsa varaan ja kirjaamaan tiedot ylös myöhemmin. Havainnointi

aineenkeruumenetelmänä on hyvin aikaa vievää. Aikarajoitteisessa tutkimuksessa havainnointi voi viedä suuren osan kaikesta tutkimukseen käytettävästä ajasta, jolloin tulisi ottaa jokin muu menetelmä käyttöön. (Hirsjärvi ym. 2010, 212-214.)

2.3 Tutkimusmenetelmän valinta ja tiedon hankinta

Tutkimuksessa käytetään kvantitatiivista eli määrällistä tutkimusmenetelmää. Tutkimus perustuu havaintoihin, mitä toiminnassa tapahtuu, sekä näistä syntyviin tietoihin toiminnanohjausjärjestelmässä. Tutkimuksessa tutkitaan pääosin numeerisia arvoja eli kulutustietoja, joita on haettu kahdesta eri SAP -toiminnanohjausjärjestelmästä. Järjestelmän antamaa tietoa käsitellään Microsoft Excel -työkalulla, jolla voidaan mallintaa erilaisia ennustusmalleja saadulle tiedolle. Ennustusmallin valintaan käytetään myös apuna matematiikan ja tilastotieteen viimeisen vuoden opiskelijan Oskari Luomalan työpanosta.

Tutkimusongelma tai tutkimustehtävä ovat tutkimusaineiston hankinnan kannalta olennaiset lähtöarvot. Näiden mukaan tullaan tutkimukselle valitsemaan aineiston keruu menetelmät. On myös mahdollista edetä tutkimuksessa päinvastaisessa järjestyksessä eli etsiä valmistuneeseen aineistoon uutta näkökulmaa ja uusia mahdollisia tutkimusongelmia. Arkistoitujen aineistojen käyttöä tutkimuksessa hyödynnetään enää pieniltä osin ja tavallisemmin halutaan hankkia tutkimusta varten asiaa koskevaa omaa aineistoa. Arkistoaineistoja käytetäänkin enempi primaariaineiston sijasta lisä- tai vertailuaineistona. Aineiston keruu sekä tutkittavien asioiden valinta riippuu siitä, mistä näkökulmasta asiaa lähestytään. (Saaranen-Kauppinen & Puusniekka 2006)

Kaikki tutkimuksessa tarvittavat tiedot haetaan Millogin sekä Puolustusvoimien hallinnoimista SAP-toiminnanohjausjärjestelmistä. Toiminnanohjausjärjestelmistä haetaan tuotteiden nimike-, hankinta- sekä kulutustietoja. SAP-järjestelmät tuottavat tietoa suoraan Excel-muotoon, jota on helppo lähteä analysoimaan eteenpäin. SAPin tuottama tieto on tarkkaa ja se koostuu ihmisten tekemistä kirjauksista. Tietenkin tässä syntyy mahdollisuus inhimillisiin virheisiin eli vääriin kirjauksiin, jotka mahdollisesti vääristävät lopullisia tuloksia. Apua tutkimusaineiston hankintaan tuli siitä, kun

vanhempaa kulutustietoa oli jo haettu ja tallennettu tiedonhallintajärjestelmiin. Tämä siitä syystä, että toiminnanohjausjärjestelmä arkistoi vanhempia tietoja aika ajoin vanhemmasta päästä.

Järjestelmästä etsitään nimikkeet, joiden nimestä löytyy muun muassa sanoja virtalähde, akku, akusto tai paristo. Nimikemassaa kasvatettiin myös järjestelmäkohtaisilta varaosalistoilta löytyvillä nimikkeillä. Näistä saadaan kasattua nimikemassa, joiden kulutuksia tässä työssä tutkitaan. Tästä nimikemassasta otetaan analysoitavaksi vain niitä nimikkeitä, joilla on edes hieman merkitystä jatkuvalla huolto- tai korjaustyölle Millogissa. Nimikemassasta valikoidaan tärkeimpiä nimikkeitä muun muassa pitkän toimitusajan, jatkuvan kulutuksen, arvokkaan hinnan ja varastointi ominaisuuksien perusteella. Helposti, nopeasti saatavat ja edulliset nimikkeet eivät tuota ongelmaa. Sen sijaan arvokkaita nimikkeitä ei kannata pitää omassa varastossa sitomassa pääomaa. Pitkän toimitusajan tuotteet taas edellyttävät hyvin aikaista tarpeen määrittelyä ja näin ollen osumatarkkuus pienenee pitkällä aikavälillä. Nimikkeitä valitaan tutkimukseen myös kulutuksen mukaan. Kulutusta seurataan kuukausitarkkuudella. Nimikemassasta pyritään kitkemään pois nimikkeet, jotka ovat kuluneet kertaluotoisesti tai todella harvoin. Tarkoituksena on keskittyä jatkuvasti kuluviin nimikkeisiin, joille pystytään luomaan ennustusta tulevaisuuteen.

2.4 Tutkimuksen rajaukset

Tutkimuksen pystyisi suorittamaan kaikille tuotannonohjausjärjestelmässä oleville nimikkeille, mutta analysoitavaa dataa olisi todella paljon. Tällöin puhuttaisiin yli 400 000 nimikkeestä, joista koostuu koko Suomen Puolustusvoimien toiminnanohjausjärjestelmän nimikkeellinen kanta. Millogissa on varastoituna näistä noin 200 000. Tästä suuresta nimikemäärästä noin 60 000:lla nimikkeellä on ollut kulutusta viimeisen kolmen vuoden aikana. Noin 25 000:ta nimikettä on käytetty viimeisen vuoden sisällä vähintään kerran. Vuonna 2018 uusia nimikkeitä Puolustusvoimille tuli lähes 10 000 kappaletta, ja näistä Millogin kautta tulleita oli 4500 kappaletta.

Koko nimikemassan työstämiseen kuluisi liikaa aikaa, joten on järkevämpää aloittaa ensin yhdestä tavararyhmästä. Analysoitavaa dataa voisi myös jakaa eri järjestelmien

näkökulmasta eli esimerkiksi käsiasejärjestelmien osalta. Tutkimuksessa otettiin kuitenkin tutkittavaksi virtalähteet-tavararyhmä. Tämä siitä syystä, että juuri tämän tavararyhmän nimikkeet ovat useimpien toimipisteiden käytössä. Tällöin voi löytyä enemmän erilaisia kulutusvariaatioita ja voi esille tulla monipuolista kulutustietoa. Virtalähteet ovat hyvä pilottiryhmä tutkimukselle myös siksi, että tämän tavararyhmän tuotteilla on havaittu olevan eniten puutteita varastoissa. Näin suuresta tietomassasta voidaan saada tarvittaessa ryhmiteltyä nimikkeet erilaisiin kulutusryhmiin menekin mukaan. Tarkoituksena on tulevaisuudessa pystyä käyttämään tästä tutkimuksesta syntyvää mallia myös muiden varaosien hankintamäärien ennustamiseen.

2.5 Tutkimuskysymykset

Opinnäytetyössä tutkitaan sitä, onko nykyinen ennustukseen eli tulevan hankittavan eräkoon määrittämiseen käytössä oleva laskentakaava hyvä vai olisiko jokin toinen malli parempi. Tutkimuskysymykset ovat seuraavat:

- Mitä ennustaminen edellyttää?
- Millaisia ennustusmalleja on olemassa?
- Minkälainen ennustusmalli sopisi tällaiseen ympäristöön?
- Onko nykyinen ennustusmalli tarpeeksi hyvä?

Tutkimuksessa pyritään vertailemaan tuloksia nykyisen ennustusmallin ja toisen valitun mallin välillä.

3 Kulutuksen ennustaminen

Ennuste on oletus kappalemäärästä, joka todennäköisesti kulutetaan tai toimitetaan tulevaisuudessa. Tyypillisesti ennuste on tuotekohtainen lukumäärä viikko-, kuukausi- tai vuositasolla kulutukselle tai toimittamiselle. Ennusteiden luominen ja ennustaminen ovat tärkeässä osassa yrityksen logistiikkaa sekä sen suunnittelua. Hyvin onnistuneet ennusteet ovat hyvä perusta tuotannon ja eri kapasiteettien hallinnoinnille sekä koordinoinnille. Ennusteiden pohjalta luodut suunnitelmat mahdollistavat tuotannosuunnittelua proaktiivisempaan suuntaan, joka yleensä on huomattavasti tehokkaampaa toimintaa kuin reaktiivinen. Ennusteilla voidaan saada aikaan hyvinkin suuria etuja sekä kustannussäästöjä ajatellen laajemmin toimitusketjun muitakin toimijoita. Yhteistyöstä muiden toimijoiden kanssa ja ennustetietojen jakamisesta syntyy proaktiivisesti suunniteltua toimintaa, kun vaihtoehtoisesti toiminta voisi olla ilman tietojen vaihtoa hyvinkin reaktiivista tavaroiden liikuttelua. Ennusteet voidaan luokitella kvalitatiivisiin ja kvantitatiivisiin ennustuksiin. (Bowersox & Closs 1996, 222-223.)

Hoppin ja Spearmanin (2011) mukaan ennustamisessa on syytä keskittyä niiden tekniikoiden käyttöön, joilla on suurin merkitys toiminnan ohjaamiseen. Varsinkin ennustettaessa alle kahden vuoden ajanjaksolle, ovat kvalitatiiviset ennusteet osoittautuneet ongelmallisiksi ja epätarkoiksi. Sen vuoksi kvantitatiivisten mallien käyttö lähitulevaisuuden ennustamiseen onkin todettu huomattavan paljon hyödyllisemmäksi. Muun muassa aikasarjamallit ovat yksinkertaisesti mallinnettavia sekä suoraan sovellettavia valmistavaan tuotantoon. Ennustamisella on myös olemassa kolme lakia, jotka on hyvä pitää mielessä:

1. Ennusteet ovat aina väärässä.
2. Hyvin yksityiskohtaiset ennusteet on aina huonompia kuin yhdistelmät usemmasta ennusteesta.
3. Mitä kauemmaksi ennustus menee, sitä epäluotettavampi ennustuksesta tulee. (Hopp & Spearman 2011, 441.)

3.1 Kvantitatiiviset ennusteet

Kvantitatiiviset ennustusteet perustuvat historiatietoon. Historiatieto tässä tapauksessa tarkoittaa kulutustietoa tai kausaalisuhteiden dataa. Nämä ennusteet perustuvat täysin tilastotieteellisiin menetelmiin, siksi niitä kutsutaan myös matemaattisiksi menetelmiksi. Yksilölliseen ja valistuneeseen tietoon perustuvat kausaaliset ennustustekniikat, esim. regressio, olettavat tulevan kysynnän ennustuksen riippuvan eri muuttujien välisistä suhteista. Aikasarjoihin perustuvat ennustukset nojaavat olettamukseen, että tulevaisuuden kulutus tulee jatkumaan samanlaisena kuin menneisyys ja se noudattaa toistuvia kaavoja historiasta. (Bowersox & Closs 1996, 232-233.)

3.1.1 Kausaalimallit

Kausaalimallin ennusteessa oletetaan, että haetun muuttujan käyttäytyminen on joko havaittavissa tai ennustettavissa. Tämä tarkoittaa sitä, että se korreloi vahvasti ympärillä olevien asioiden ja tekijöiden kanssa. Kausaalimallit ovat yleensä lineaarisia, mutta käytössä on myös yleisesti eksponentiaalisia ja logaritmisia malleja. Kausaalimallien suosiota selittää se, että niitä on saatavilla hyvin monen ennustusohjelmiston ja yleisimpien taulukkolaskentaohjelmistojen mukana. Huonoksi puoleksi laskettakoon näille malleille niiden monimutkaisuus.

Regressioanalyysi on yksi tapa ennustaa erilaisten muuttujien vaikutusta haettavaan muuttujaan sekä monipuolinen menetelmä tutkittaessa muuttujien välisiä kausaalisuhteita. Sen avulla pyritään esimerkiksi etsimään ravintolalle paras sijainti kaupungissa. Sen avulla selvitetään, mitkä asiat vaikuttavat eniten ja mitkä vähiten sijainnin paremmuuteen sekä kuinka voimakas tämä vaikutus on. Regressioanalyysin vahvuutena on se, että sillä voidaan tutkia monien muuttujien vaikutuksia haettavaan muuttujaan. (Hopp & Spearman 2011, 441-442)

Yleisesti käytetty yksinkertainen esimerkki lineaarisesta mallista on kaava

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + \dots + b_mX_m$$

Y kuvaa haettavan muuttujan arvoa ja X_i kuvaa ennustettavissa olevia riippuvia muuttujia. b_i :n arvot ovat niin sanottuja vakiotekijöitä eli riippumattomia muuttujia, jotka ovat tulleet jo ennalta tutkitusta, tilastollisista tiedoista. (Hopp & Spearman 2011, 441-442)

3.1.2 Aikasarjamallit

Aikasarjamenetelmällä tarkoitetaan tietyin määrävälein tarkasteltavaa kulutustietoa eli esimerkiksi kulutusta kuukaudessa tai vuodessa. Aikasarjamenetelmällä tutkitaan tapahtumien luonnetta. Näitä voidaan saada esille keskiarvosta, nousevista ja laskevista trendeistä, sesongeista eli vuotuisista kausivaihteluista sekä muista epätasaisuuksista, joita ei edellä mainituista asioista mikään selitä. Oletuksena on, että kulutuksessa on jotain aikaan sidonnaista säännönmukaisuutta. Aikasarjamenetelmiä ovat muiden muassa liukuva keskiarvo ja eksponentiaalinen tasoitus. (Bowersox & Closs 1996. 233.)

Chopran ja Meindlin (2010) mukaan aikasarjamenetelmän käytössä ilmenee aina tuntematon elementti. Tätä tuntematonta osuutta tarkasteltavasta kysynnästä ei voida selittää millään luontevalla asialla. Niinpä kysyntä voidaan jakaa kahteen eri osaan: tiedettävään ja tuntemattomaan elementtiin. Tulevan kulutuksen tasapainottamatonta tasoa mittaa tunnettu elementti. Tasapainottamattomalla tasolla tarkoitetaan tiedettävän elementin tilaa, jossa on mukana vielä trendit sekä kausivaihteluista syntyvät kulutukset. Tapahtuneen kulutustiedon perusteella voidaan ennustaa tiedettyjen elementtien osat eli muun muassa kulutuksessa havaittavat trendit. Tiedetystä elementistä tapahtuva poikkeus on tämä tuntematon ennuste ja tätä ei tule ennustaa. Ennustettavissa siis on arvio kulutuksen koosta sekä sen vaihtelevuudesta, joista saadaan esille ennustusvirhe. Kulutusennustusmenetelmä on silloin hyvä, kun siinä oleva ennustusvirhe on kooltaan vertailukelpoinen kulutuksen tuntemattoman elementin kanssa. (Chopra & Meindl 2010, 183.)

Staattiset ja reagoivat ennusteet ovat aikasarjaennusteen kaksi eri luokkaa. Staattisessa ennustemallissa ennustetaan vain yhden kerran käyttäen hyväksi tiedettyjä elementtejä, kuten trendejä ja kausivaihteluja. Tässä mallissa pysytään samassa ennusteessa koko ajan, vaikka kysynnän vaihtelua havaitaan. Reagoivassa ennustemallissa vaihtelua havaittaessa tiedettyjä elementtejä muutetaan vastaamaan oikeaa kulutusta. Sen tavoite on kertoa kulutuksen tiedetty elementti ja arvioida tuntematon elementti. (Chopra & Meindl 2010, 183.)

3.2 Kvalitatiiviset ennusteet

Kvalitatiiviset ennusteet ovat asiantuntijan tai erityisosaajan mielipidepohjaisesti määrittelemiä tai muita vaikeasti mitattavaa erikoistietoutta. Kvalitatiivinen ennuste perustuu hyvinkin usein tekijän ammattitaitoon eikä niinkään jo tapahtuneeseen historiatietoon. Tällaisen ennusteen luomiseen kuluu yleensä paljon resursseja kuten työtunteja ja rahaa. (Bowersox & Closs 1996, 232-233.)

3.3 Ennustuksen tarkkuuden mittaaminen

Toimittaessa ennustettujen arvojen mukaan on erityisen tärkeää mitata ennustusvirhettä. On olemassa monia erilaisia ennustustarkkuuden mittareita, jotka jokainen kertoo hieman erilaisia asioita tarkkuudesta. Ennustusvirhe syntyy ennustuksen satunnaiskomponentista. Ennustusvirheen käsittely on hyvin tärkeää, koska tällöin saatisiin selville, onko käytössä oleva ennustusmenetelmä oikea tälle kyseiselle nimikkeelle. Ennustusmenetelmää voidaan käyttää niin kauan, kunnes ennustusvirhe kasvaa ennustettua suuremmaksi. Liian suuren ennustusvirheen tullessa vastaan on selvitettävä ja tutkittava mistä ennustusvirhe johtuu. Tämä voi osoittaa esimerkiksi sen, että käytössä oleva ennustusmenetelmä ei ole sopiva kyseisen nimikkeen kulutustenustamiseen. On mahdollista, että kulutuksen luonne voi vaihdella ajan myötä. Tällöin on hyvä myös muokata ennustusmenetelmää. Ennustusvirheen voi yksinkertaisimmillaan mitata vertailemalla saatua ennustetta sekä toteutunutta kulutusta. (Chopra & Meindl 2010, 196.)

Ennustusvirheitä voidaan mitata monella tapaa. Näin tehdään, että voidaan tarkentaa esimerkiksi hankintaerän kokoa kulutusta vastaavaan suuntaan. MAD eli Mean Absolute Deviation on yksi yleisimmistä ennustusvirheen laskenta kaavoista. MAD:ssa eli keskimääräisessä absoluuttisessa poikkeamassa selvitetään tapahtuneen kulutusarvon ja ennalta tehdyn ennusteen erotusta toisistaan. Erotuksia tulee olemaan niin negatiivisiä kuin positiivisiakin arvoja, joten itseisarvolla erotukset saadaan vertailukelpoisiksi. MAD:llä mitataan yleensä jossakin aikavälissä tapahtuvaa kulutusta. Tällöin jokaisen kuukauden virheiden itseisarvoista otetaan keskiarvo, joka on vertailukelpoinen arvo eri tuotteiden välillä. (Arnold, Chapman & Clive 2012, 181-182.)

4 Yleisimmät todennäköisyysjakaumat

Todennäköisyysjakaumia on paljon ja ne on jaoteltu yleisesti eri kategorioihin ominaisuuksiensa mukaan. Ne ovat jaoteltu diskreettisiin, jatkuviin sekä moniulotteisiin jakaumiin. Tässä jakaumat jaoteltuna sekä lueteltuna Ilkka Mellinin Todennäköisyyslaskenta -julkaisun (2017) mukaan.

Diskreettejä jakaumia ovat:

- diskreettinen tasainen jakauma
- bernoulli-jakauma
- binomijakauma
- geometrinen jakauma
- negatiivinen binomijakauma
- hypergeometrinen jakauma
- poisson-jakauma.

Jatkuvia jakaumia ovat seuraavat:

- jatkuva tasainen jakauma
- esponenttijakauma
- normaalijakauma
- keskeinen raja-arvolause
- log-normaalijakauma
- cauchy-jakauma
- gamma-jakauma
- beta-jakauma
- weibull-jakauma.
- f-jakauma
- t-jakauma

Moniulotteiset jakaumia ovat:

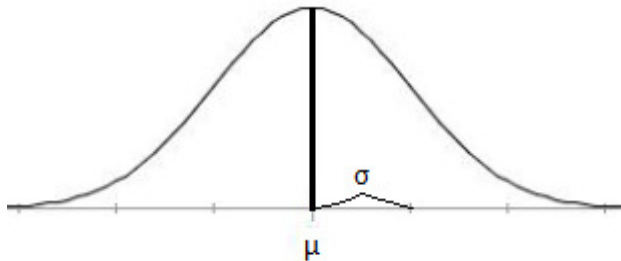
- multinomijakauma
- kaksiulotteinen normaalijakauma.

Näistä jakaumista otettiin tarkempaan käsittelyyn Poisson-jakauma. Paljon myös muita jakaumia listalta sovitettiin ennustusmalliksi, mutta valittu oli asiantuntijan ja tutkijan mielestä sopivin malli tähän tilanteeseen. Monen jakauman kanssa kulutuksen tutkiminen olisi vienyt paljon aikaa näin suurelle nimikemassalle. Jo pelkästään monien jakaumien käyttöön ja ennustusmalliin saattamisessa olisi kulunut paljon resursseja, koska tutkijan tuntemus aiheesta ei ollut tarpeeksi kattava.

4.1 Normaalijakauma

Normaalijakauma on tunnetuin jatkuva jakauma, joka tunnetaan myös nimellä Gaussin käyrä. Sitä käytetään usein mallintamaan käytännön ilmiöitä matemaattisesti. Normaalijakauman laaja tunnettavuus perustuu siihen, että summa- ja keskiarvotyyppiset muuttujat ovat aina normaalisti jakautuneita. Jatkuvan muuttujan jakaumana, normaalijakaumaa voidaan soveltaa diskreeteillekin muuttujille suuria tapausmääriä tarkasteltaessa. Suuri osa ihmisen ominaisuuksista noudattaa normaalijakaumaa suurin piirtein. Se on muodoltaan symmetrinen ja sen frekvenssi on keskellä suurimmillaan ja pienentyen mentäessä kohti jakauman

reunoja. Normaalijakaumaa kuvaavassa funktion lausekkeessa on kaksi eri parametria μ ja σ . (ks. kuvio 1) Nämä parametrit määrittelevät jakauman yksiselitteisesti. Normaalijakauman keskiarvo eli odotusarvo (ts. keskiarvo) on μ . Jakauman leveyttä eli keskihajontaa kuvaa σ .



Kuvio 1. Normaalijakauma ja parametrit μ ja σ

Kokonaistodennäköisyyttä kuvaa x-akselin sekä normaalijakauman väliin jäävä alue. Alueella on pinta-ala ja sille voidaan ajatella mittaluvuksi 1 eli 100%. Todennäköisyys kahden pisteen arvojen välillä on sen pinta-ala, joka rajautuu pisteistä syntyvistä suorista, kuvaajasta sekä x-akselista. Pinta-ala voidaan laskea tapauskohtaisen jakauman kertymäfunktioilla. Normaalijakauman arvoista on aina noin 68 % yhden keskihajonnan sisällä ja yli 95 % arvoista on kahden keskihajonnan sisällä. (Heikkilä 2014, 99-100.)

4.2 Poissonin jakauma

Poissonin jakauma on todennäköisyysjakauma, joka antaa tapahtumien lukumäärälle todennäköisyyden sovitulle aikavälille. Tätä edellyttää se, että tapahtumien todennäköisyyden on oltava vakio eikä tapahtumat ole riippuvaisia muista tapahtumista. Poissonin kokeet ovat testejä, jotka antavat numeerisen arvon tietyille aikavälille. Aikaväli voi olla mikä vain esimerkiksi minuutti, päivä, viikko, kuukausi tai jopa vuosi. Poissonin koe voi tuottaa havaintoja, kuten kuinka monta puhelua tulee jokin toimisto saamaan yhden tunnin aikana. Tällä voidaan myös määrittää tapahtumia tai asioita alueella, tilavuudessa tai materiaalissa. Esimerkiksi kuinka monta kirjoitusvirhettä löytyy sivulta, bakteerien lukumäärää bakteeriviljelmässä tai montako hirveä on neliökilometrillä maastossa.

Poissonin koe on peräisin Poissonin prosessista, joka on stokastinen prosessi ja jolla on seuraavanlaiset ominaisuudet:

1. Tuloksen arvo tietyllä aikavälillä tai määritetyllä alueella ei ole riippuvainen toisesta arvosta, joka esiintyy milloin tahansa aikavälin sisällä tai missä tahansa määritetyllä alueella.
2. Todennäköisyys sille, että yksittäisen tuloksen arvo ilmenee hyvin lyhyessä ajassa tai pienellä alueella on verrannollinen alueen kokoon tai aikavälin suuruuteen, eikä se ole riippuvainen tämän aikavälin tai alueen ulkopuolella tapahtuvista tuloksista.
3. Todennäköisyys sille, että useampi kuin yksi arvo tapahtuu lyhyessä ajassa tai hyvin pienellä alueella on häviävän pieni.

(Walpole, Ye, Myers & Myers 2006, 251-255.)

Tutkimuksessa päädyttiin käyttämään Poissonin jakauman mukaista Poissonin koetta. Tällä pystytään testaamaan millä kulutusennustemäärällä päästään 80% tai 95% todennäköisyyteen. Toisin sanoen Poissonin koetta käyttämällä saadaan ennustettua seuraavan kuukauden kulutus esimerkiksi 80 % varmuudella. Mitä pienemmästä kulutusennustemäärästä on kyse, sitä suurempi varmuus yhden kappaleen merkityksellä on ennusteen määrässä. Tämä tulee varsinkin esille niissä tapauksissa, joissa puhutaan kappalemääräisistä tapahtumista. Puhuttaessa esimerkiksi litroista, metreistä tai kiloista voitaisiin tuloksista tutkailla kymmenysten, sadas- ja tuhannesosien merkityksiä. Suurilla kulutusmäärillä omaavilla tuotteilla pystytään tarkemmin tutkimaan todennäköisyyden merkitystä. Mitä pienemmällä todennäköisyydellä osutaan ennustuksen kanssa kohdalleen

5 Varastonohjausmenetelmät

5.1 Varmuusvarasto ja hälytysrajat

Varmuusvarasto on varastossa oleva kappalemäärä, joka kuuluu tuotteen hankinta-aikana. Varmuusvarastolla varmistetaan tuotteen jatkuva saatavuus varastosta. Tätä kappalemäärää kutsutaan myös hälytysrajaksi. Hälytysraja eli tilauspiste ilmaisee, milloin seuraava tilaus tulee tehdä, jotta saatavuus säilyisi katkeamatta. Hankinta-aika on tässä hetkessä tärkein tekijä. Se määrittää kulutuksen kanssa varmuusvaraston määrän. (Sakki 2014, 95.) Hankinta-aika voi vaihdella reilustikin esimerkiksi myöhästyneen toimituksen vuoksi. Varmuusvarastolla pyritään varmistamaan saatavuus myös kysynnän vaihdellessa rajusti. Varmuusvarasto kasvattaa keskimääräistä varastotasoa ja tällöin myös varastoon sitoutuneen pääoman määrää. Tästä syystä varmuusvaraston tarve ja sen määrä kannattaa laskea hyvin tarkasti. (Varastotyypit ja -tekniikka 2019.)

Varmuusvarastolla tarkoitetaan varastossa olevaa ylimääräistä materiaalia, jolla vauraudutaan mahdolliseen suureen kysynnän kasvuun tai toimittajan toimitusvaikeuksiin. Varsinkin teollisuudessa tällaisia tilanteita saattaa esiintyä, koska volyymit ovat suuret. On myös mahdollista, että kysyntä pysyy hyvin tasaisena sekä tilattavien materiaalien toimitusajat ovat vakioita, ei varmuusvarastolle olisi tarvetta. Tällöin pystyttäisiin ennustamaan tarpeet tarkasti oikein, mutta käytännössä tällainen tilanne on lähes mahdoton, joten aina on syytä pitää ainakin pieni varmuusvarasto materiaaleille. Kuvio 2 kertoo, kuinka laskea varmuusvaraston määrää kysynnän ja toimitusajan mahdollisissa muuttuvissa eri tilanteissa. (Talluri, Cetin & Gardner 2004, 65.)

		Toimitusaika	
		Vakio	Muuttuva
Kysyntä	Vakio	Ei varmuusvarastoa	$R_L = RL$ $\sigma_L = \sqrt{R^2 s_L^2}$ $SS = FF_s^{-1}(CSL)\sigma_L$
	Muuttuva	$R_L = RL$ $\sigma_L = \sqrt{\sigma_R^2 L}$ $SS = F_s^{-1}(CSL)\sigma_L$	$R_L = RL$ $\sigma_L = \sqrt{\sigma_R^2 L + R^2 s_L^2}$ $SS = F_s^{-1}(CSL)\sigma_L$

Kuvio 2. Varmuusvaraston laskentakaavat erilaisissa tilanteissa (muokattu lähteestä Talluri ym. 2004, 65.)

Suuren varmuusvaraston ongelmaksi syntyy varastointikustannusten nousu, joka toisaalta huomattavasti parantaa palvelutasoa. Tällaista havaitaan aloilla, joilla kysyntä on epävarmaa sekä valmistettävien tuotteiden elinkaari on varsin lyhyt. Ison varmuusvaraston ansiosta pystytään varautumaan kysynnän epävarmuuteen, mutta toisaalta tästä voi myös aiheutua suuria kustannuksia uusien tuotteiden tullessa markkinoille ja vanhentuvien jäädessä varastoon. Varastoon jäävä materiaali on tällöin arvontonta ja laskee toiminnan kannattavuutta. (Chopra & Meindl 2010, 306.)

5.2 ABC-analyysi

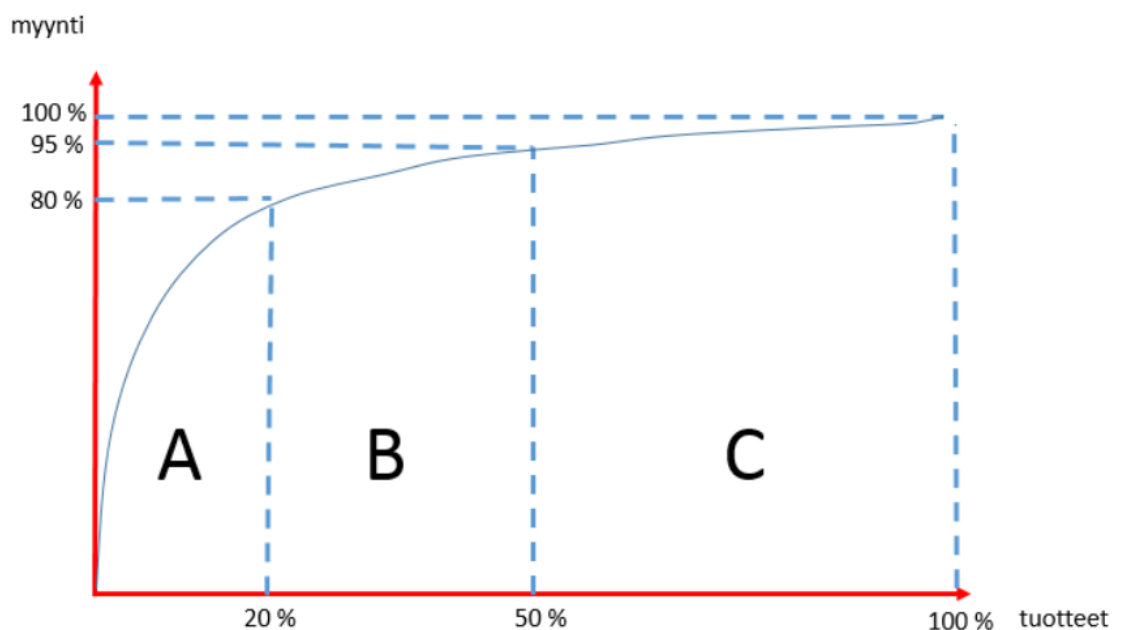
ABC-analyysi on yrityksessä varastoitavien varaosien luokitteluun käytetty menetelmä. Tämä menetelmän perustana on se, että jokainen nimike ei ole yhtä tärkeä tai arvokas. Menetelmää käytetään arvioimaan tuotteen tärkeys käyttämällä esimerkiksi sen tietyssä ajassa kulutetun määrän arvoa. Näin pystytään keskittymään ja tutki-
maan tarkemmin arvoa tuottavimpiin asioihin. Vähempiarvoisiin osiin on turha panostaa, kun taas arvoasteikon toisessa päässä löytyvät osat ovat huomattavasti tärkeämmässä roolissa. ABC-analyysi perustuu Pareton jakaumaan tai 80/20 sääntöön,

jonka mukaan 20 % varaston arvosta vaatii 80 % huomiosta ja vastaavasti loput 80 % tarvitsee vain 20 % huomiosta. Sama periaate sopii myös osien arvojen jakautumiseen varastossa. ABC-analyysillä voidaan jakaa tuotteet kolmeen kategoriaan, mutta kategorioita voi myös joissakin tapauksissa olla useampia. Varsinkin silloin, kun yrityksellä on todella paljon nimikkeitä käsiteltävänä. ABC-analyysi yksinkertaisesti ja kaantuu seuraavasti:

- A-luokassa on arvokkaimmat nimikkeet ja vaativat ne vaativat paljon huomiota ja ohjausta
- B-luokassa on jokapäiväiset tuotteet, jotka kuluvat tasaisesti ja eivät vaadi ylimääräistä ohjausta
- C-luokassa on halvimmat tuotteet, joita hankintaan paljon kerrallaan ja tulee aina löytyä varastosta. Nämä nimikkeet eivät vaadi juuri ollenkaan ohjausta.

B ja C luokan tuotteet yleensä hoitavat automaattijärjestelmät, jotka pitävät huolta varaston riittävydestä ohjatuilla arvoilla. A-luokan tuotteiden osalta ratkaisut tehdään yrityksessä korkeammalla tasolla. (Waters 2009, 362-363.)

Kuviossa 3 havainnollistaa hyvin, kuinka A-luokan tuotteista syntyy 80 % yrityksen myynnistä. B-luokan tuotteesta syntyy 15 % ja C-luokan tuotteista 5 % myynnistä. Kumminkin B- ja C-luokan tuotteita on suurin osa myydyistä tuotteista.



Kuvio 3. ABC-analyysi. (Varastonohjaus 2019.)

5.3 Eräkoon määrittäminen

Harris (1913) on kehittänyt eräkoon määrittämiseksi kaavan, jolla päästään hankittaessa kokonaisuudessa taloudellisimpaan tilauserämääseen (EOQ). Myöhemmin vuonna 1934 R.H. Wilsonin julkaisemana kaava sai nimen, Wilsonin kaava. Määrittämiseen tulee ensin selvittää hankinnasta syntyvät kulut (D), vuoden kulutusmäärä (S_1), nimikkeen yksikköhinta (S_2) sekä varastoinnista syntyvät kustannukset vuosi tasolla prosentteina (H). Wilsonin kaavan oletuksena on se, että kulutus ja kysyntä pysyvät tasaisena sekä kustannustekijät muuttumattomina.

EOQ syntyy kaavasta:

$$EOQ = \sqrt{\frac{2 \times D \times S_2}{H \times S_1}}$$

Kaava 1. EOQ -laskentakaava.

Tutkimuksessa ei otettu niinkään kantaa eräkoon määrittämiseen, mutta tulevaisuudessa tämäkin asia varmasti otetaan tarkemmin huomioon. Tutkimuksessa vertailtiin kulukseen perustuvaa ennusteen määrää, josta saadaan selville erä koko meille määritetyllä laskentakaavalla. Toiminnanohjausjärjestelmästä on nykyisin hyvin työlästä saada selville tapahtuneita toimitusaikoja nimikkeille tai hankinnoille massana, joten tämän tiedon hankintaan tarvitaan kahden eri raportin yhdistelyä sekä työtä.

6 Tutkimusosuus

6.1 Tutkimuksen toteuttaminen

Millog Oy:ssä on tällä hetkellä käytössä kaksi SAP toiminnanohjausjärjestelmää. Toinen on Millogin järjestelmä, jossa suunnitellaan päivittäinen toiminta ja jossa on Millogin omistamat varaosat. Toinen toiminnanohjausjärjestelmä on Puolustusvoimien ja siinä käsitellään asiakkaan omistamia varaosia. Nämä järjestelmät eivät ole yhteydessä toisiinsa (ainakaan toistaiseksi vielä) ja siitä syystä varmuusvarastojen ja hälytysrajojen luominen Millogille on hyvin haasteellista. Tällä hetkellä ainoa mahdollisuus saada pidettyä varasto saldot mahdollisimman sopivina on toiminnanohjausjärjestelmän ulkopuolinen ohjelmisto. Myös nimikkeiden kirjo on hyvin suuri, joten nimikkeiden ohjaustyötä on erittäin runsaasti. Kulutuksen seurantaan on luotu yrityksen sisällä tarvesuunnittelu tiimin voimin Excel-pohjainen MatSu-ohjelmisto. Tähän ohjelmaan päivitetään molemmista SAP-järjestelmistä varaston saldot sekä tapahtuneet nimikekohtaiset kulutukset ja lähetykset. Tällä järjestelyllä seurataan oman vastualueen nimikkeiden kulutuksia sekä riittoja. Ohjelmaa on työläs päivittää ja eikä sen tieto ole aina ajantasaista. Tätä materiaalinennustusohjelmaa kehitetään jatkuvasti automaattisesti päivittyvään suuntaan resurssien niin salliessa. Tarkoituksena tällä työllä on osana MatSu-ohjelmiston kehittämistä tutkia ja valita parempi ennustumalli MatSu-ohjelmaan. Tutkimuksessa vertaillaan kahden eri ennustusmenetelmän tuomia ennustustuloksia keskenään ja näiden vaikutuksia toimintaan. Ennustusmenetelmien tuloksia tullaan myös vertailemaan tapahtuneeseen kulutukseen ja myös sitä kautta saamaan eroavaisuutta menetelmien välille.

6.2 Aineisto

Aineistona tutkimuksessa käytettiin Millog Oy:n ja Suomen Puolustusvoimien omistamia akkuja, akustoja, paristoja sekä muita virtalähteitä. Näitä tuotteita käytetään Puolustusvoimien omistamien laitteiden huolto- sekä viankorjaustoiminnassa. Aineiston valinta tapahtui sen perusteella, että saataisiin hyvin suuri yksittäinen joukko eri lailla kuluvia tuotteita.

Aineistoa haettiin kahdesta eri SAP-toiminnanohjausjärjestelmästä. Nimikkeiltä on haettu pääasiassa huolto- sekä korjaustöille tapahtunutta kulutustietoa sekä asiak- kaille tapahtuneista nimikkeiden lähetyksistä eli toisin sanoen myynnistä. Historia- tieto haettiin kolmen vuoden aikajaksolta. Tutkittava aikaväli sijoittuu syyskuun 2014 ja elokuun 2017 välille.

Tutkittavia nimikkeitä on tässä tutkimuksessa 336 kappaletta. Näistä nimikkeistä 65 eri virtalähdettä hankitaan vuotuisella vuosivaraosahankinnalla. Tämä tarkoittaa sitä, että näitä nimikkeitä hankitaan vuotuisesti suoraan asiakkaan eli Puolustusvoimien varastoon. Näitä tuotteita ei otettu mukaan tutkimukseen, koska riiton oletetaan ole- van erittäin hyvä näillä tuotteilla aina.

Nimikeotannasta jätettiin pois myös hyvin vähän kuluneet nimikkeet. Rajana pidettiin kulutusmäärään keskiarvoa, joka on alle 1 kappale kuukaudessa. Näillä tuotteilla oli kulutusmäärät hyvin pieniä ja harvoja tai ne kohdistuivat yhteen tai kahteen kuukau- teen 36:n kuukauden ajanjaksolla. Näille nimikkeille ennustusmallit eivät ennusta- neet kulutusmäärää edes seuraavalle vuodelle. Tällöin tutkimuksessa pääteltiin jättää nämä nimikkeet pois. Näiden nimikkeiden riittävyttä varastossa pyritään pitämään muilla keinoin. Hyvin pienellä kulutuksella olevia nimikkeitä oli 125 kpl.

Lopuille 147 nimikkeelle aloitettiin luomaan kulutusennustetta Poissonin-kokeella. Näistä 35 nimikkeelle Poissonin-kokeen mukaan ei ole ennustettavaa kulutusta yli 0,5 kappaletta. Näin ollen myös näiden nimikkeiden kulutus arvioitiin liian pieneksi, jotta ennusteeseen voitaisiin luotettavasti uskoa.

Loppujen lopuksi jäljelle jäi 111 nimikettä, joille saatiin ennustettua Poissonin-ko- keella tulevia arvioita kulutuksista. Eli otannasta on noin 67 % sellaisia nimikkeitä, joita hoidetaan eri lailla kuin kulutusperusteisella ennustuksella. Jäljelle jääville 111 nimikkeelle saatiin vähintään 1 kappaleen ennustus tulevalle kuukaudelle. Näitä yh- den kappaleen ennusteella olevia nimikkeitä, vielä jäljellä olevista nimikkeistä, oli 50 kappaletta.

6.3 Ennustusmallin valinta

Ennustusmallin valinnassa käytettiin apuna tilastotieteen asiantuntijan osaamista ja kokemuksia aiheesta. Hänen kanssaan tutkittiin useita ennustusvaihtoehtoja suhteellisen kursorisesti. Päätettiin siihen, että paras malli olisi Poisson-jakauman mukainen Poisson-koe. Tutkimuksen laskennallinen osuus aiottiin toteuttaa SPSS-ohjelmistolla, joka oli tutkijalle tässä tapauksessa hyvinkin vieras tilastotieteissä paljon käytetty ohjelmisto. Aineistoa pyöriteltiin Luomalan kanssa useaan otteeseen SPSS-ohjelmalla siinä onnistumatta. Aineiston laajuudesta johtuen, olisi se vaatinut liikaa resursseja auttavalta taholta onnistuakseen järkevässä aikaikkunassa. Tässä vaiheessa huomattiin, että myös Excelin ominaisuudet varmasti riittävät tutkimuksen tekemiseen. Poisson-jakauma löytyi Excelin funktioista, jota hyödynnettiin laskentamallissa.

6.4 Nykyinen ennustemalli

Nykyisin määritetään hankintaerä käyttämällä ennustemallina painotettua keskiarvoa. Painotetun keskiarvon laskennassa otetaan huomioon kolmen edellisvuoden kulutus ja tätä keskiarvosta ja viimeisimmän vuoden kulutuksesta otetaan vielä keskiarvo. Tällä tyylillä päästään hyvään arvioon mitä tulevan vuoden kulutus olisi. Viimeisimmän vuoden painotuksella on huomattu olevan suuri vaikutus ennustuksessa oikeaan suuntaan. Edellisvuoden suuri kulutuspiikki indikoi yleensä myös kulutuksen tason kasvua tulevaisuuteen ja päinvastoin. Saatua vuoden ennustetta käytettiin hankintaeräkoon määrittelyssä. Tässä vaiheessa mukaan otettiin tuotteen riitto ja arvo. Hankintaerä koko määriteltiin riiton sekä arvon mukaan. Taulukosta katsomalla saatiin selville hankintaerän koko minkä suuruista riittoa lähdetään tavoittelemaan varastoon. Eli mitä arvokkaampi vuosiennusteen arvo sitä pienempää riittoa kuukausina pyrittiin varastossa pitämään.

Riittoa tarkasteltiin Excel-pohjaisella MatSu-ohjelmalla, johon haettiin SAP-järjestelmästä kulutustiedot sekä varaston saldot. Ohjelma teki laskelmat riitolle käyttäen avukseen näitä tietoja. Ohjelmaa päivitettiin noin kahden viikon välein ja se tuotti raportin eli täydennysajolistan, jossa oli nimikkeet vähäisimmillä riitoilla. Riiton pudotessa alle 6 kuukauden, nousi se täydennysajolistalle.

6.5 Uusi ennustemalli

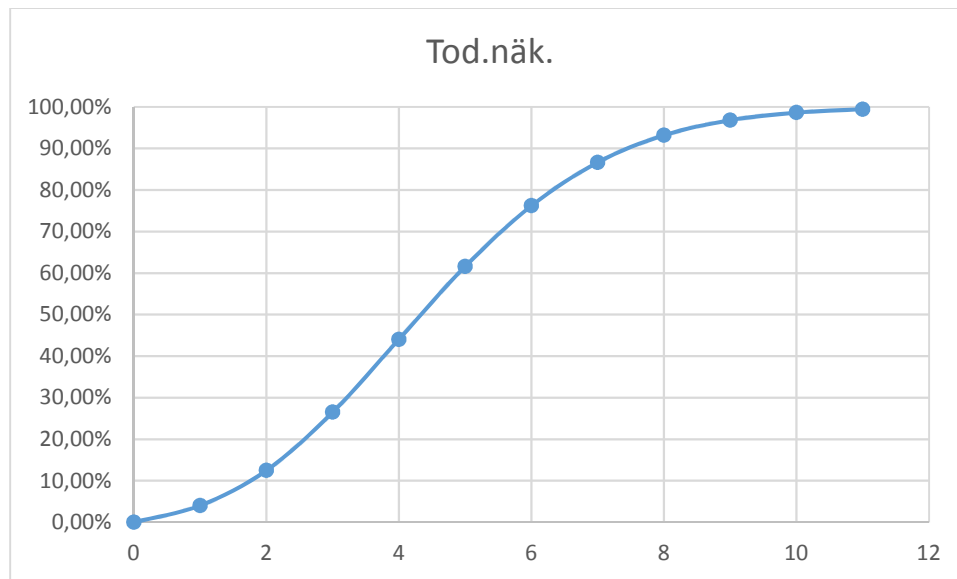
Uudeksi ennustemalliksi valittiin Poisson-jakauman mukainen Poisson-koee. Tämä helppokäyttöisyys viehätti myös tutkimuksen aikana, koska jakauman käyttö oli hyvinkin helppoa Excel-ohjelmistossa. Poisson-koee löytyy funktiona suoraan Excelistä ja sen logiikan ymmärtäminen on helppoa. Tämän tyyllisen ennustusmallin olisi todella helppo muokata käytössä olevaan suunnitteluohjelmaan, vanhan mallin paikalle. Muutos olisi nopea ja eikä suuria resursseja olisi tarvittu. Poisson-koetta olisi voinut modifioida myös tarpeen mukaan ennustustarkkuudella. Tutkimuksessa käytettiin ennustustarkkuutena lähtökohtaisesti 80%, mutta lopullisesti ennustustarkkuus vaihteli välillä 80,5 – 97,4%. Tarkempi ennustustarkkuus määräytyi, kun ennustettu määrä pyöristettiin aina ylempään kokonaislukuun.

Taulukossa 1 on esimerkki Poisson-jakauman käytöstä Excelillä. Ylärivissä nähdään kappalemääräiset kulutukset tammikuulta kesäkuulle. Excelistä löytyvällä kaavalla on taulukossa 1 laskettu todennäköisyys ennusteelle. Tutkimuksessani tämänlaiselle kulutukselle valittiin seuraavan kuukauden ennusteeksi 7 kappaletta eli ensimmäinen 80 % ylittävä ennustemäärä.

	Tammi	Helmi	Maalis	Huhti	Touko	Kesä
Kulutus	5	4	3	7	8	3
	Ennuste	Tod.näk.				
	11	99,45 %				
	10	98,63 %				
	9	96,82 %				
	8	93,19 %				
	7	86,66 %				
	6	76,22 %				
	5	61,60 %				
	4	44,05 %				
	3	26,50 %				
	2	12,47 %				
	1	4,04 %				
	0	0,00 %				

Taulukko 1. Esimerkki Poisson jakauman käytöstä Excel:ssä.

Kuviosta 4 huomaa hyvin sen, kuinka todennäköisyys kasvaa ennustumäärän kasvaessa. Mitä suuremmalla määrällä varautuu seuraavaan kuukauteen niin sitä suuremmalla todennäköisyydellä tullaan kysyntä siltä kuukaudesta toteuttamaan.



Kuvio 4. Esimerkki kulutusennusta jakaumana.

Ennustusmalli toimii erittäin hyvin suuremmilla kulutusmäärillä ennustettaessa ja eroavaisuudet olivat tällöin suurimmat painotetun keskiarvoon verrattuna. Pienillä kulutusmäärillä oleville nimikkeille ennustaminen tuntui olevan tuloksiltaan sama. Yleistetysti niin, että ostettaessa pienen määrän nimikkeitä varastoon saadaan jo pitkä riitto aikaiseksi. Eikä näihin tällöin sitoudu rahakaan kovin paljoa ja käsittely tarvesuunnittelijan näkökulmasta ei vie paljoa arvokasta työaika.

6.6 Tutkimusaineiston käsittely

Tutkimusaineistoa tutkittiin paljon. Siitä etsittiin erilaisia vaihtoehtoja, kuinka lajitella tutkittavaa dataa. Nimikkeiden kulutuksia pivotoitiin moneen eri järjestykseen, jotta saataisiin erilaisia jakaumia aikaan nimikkeen kulutuksista. Kulutuksille luotiin Excel:ssä muun muassa keskiarvo, keskihajonta, näiden edellä mainittujen suhdeluku. Moodilla, mediaanilla ja mediaanin luvullakin otantaa pyrittiin jaottelemaan ryhmiin.

Näistä ei oikein selviä ryhmiä saatu luotua tai jaettua otantaa pien- ja suurkulutuksellisiin. Lopuksi saatiin luotua Poissonin kokeen mukainen kaava, jolla ennustusta saatiin luotua tuleville kuukausille. Tällä kaavalla saimme ennusteet luotua:

```
=POISSON.DIST(H2;AVERAGE(D2:AM2);TRUE)
```

7 Tulokset

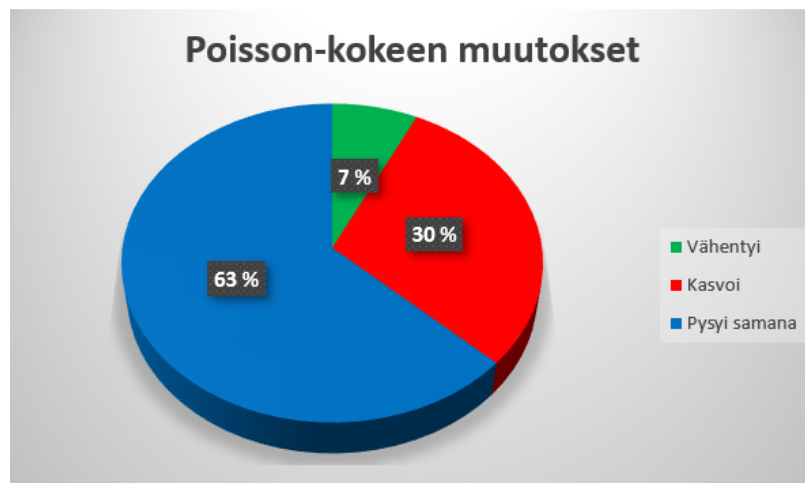
Ennustusmallien vertailussa käytettiin pääosin Microsoftin Excel taulukkolaskentaohjelmaa, jolla pystytään helposti saamaan laskentakaavoja erilaisten ennustusmallien antamien tulosten välille. Myös Excelistä helposti syntyvät diagrammit ja kaaviot auttoivat työn tulosten visualisoinnissa. Tutkijan hyvistä Excelin käyttötaidoista oli tässä tutkimuksessa paljon apua.

Tuloksena tutkimuksessa oli kahden eri ennustusmallin luoma yhden kuukauden kulutusennusteen keskinäinen vertailu ja analysointi. Tulokseksi saatiin jokaiselle nimikkeelle mahdollinen tapahtuva muutos arvioituun kulutukseen. Mahdollista muutosta vertaillaan niin kappalemääräisesti kuin rahallisen arvon näkökulmasta. Saatuja ennusteita verrattiin tapahtuneihin kulutuksiin. Näin saatiin selville myös ennustusvirheen kautta eroavaisuutta ennustusmalleille.

Lopullisesti päästiin vertailemaan 111 kappaletta erilaisia virtalähteitä. Kaiken kaikkiaan virtalähteitä oli tutkittavana 336 kappaletta, joista karsiutui pois 225 kappaletta (67%). Vuosi kulutukset vaihtelivat nimikkeittäin paljon, aina nolasta kappaleesta 5053 kappaleeseen. Kuukausitasollakin päästiin 5000 kappaleen kulutukseen eräällä nimikkeellä. Kulutuksia tutkittiin 36 kuukauden eli 3 vuoden ajanjaksolla. Kuukausitasolla tutkittaessa huomattiin tyhjien kulutuskuukausien määrän olevan huomattavan suuri, 70,2 %. Nimiketasolla tyhjien kuukausien määrät vaihtelivat 0 % ja 91,6 % välillä eli vähimmillään tuotteella oli vain kulutusta 3 kuukautena 36 kuukaudesta.

7.1 Kappalemääräinen muutos

Kappalemäärissä tapahtunut muutos oli +30,1% kaikkien nimikkeiden kulutusmääristä. Kappalemäärät nousi määrällisesti 193 kappaletta eli 641 kappaleesta 834 kappaleeseen. Kappalemääräiset muutokset vaihtelivat aina -50% ja +200% välillä. Kahdeksan nimikkeen kohdalla varastointimääriä oltaisiin pienennetty ja 33 nimikkeen kohdalla oltaisiin varastointi määriä kasvatettu. Suurimmalla osalla eli 63 % nimikkeistä pysyi ennuste samana, kuten kuviosta 5 huomataan. Joissakin tapauksissa nimike on voinut olla hyvinkin pieni nappiparisto ja toisessa tapauksessa suurehko useiden akkujen sisältämä panssarivaunun akusto. Joissakin tapauksissa tällainen 200% kappalemäärän sekä keskiarvolla kaikkien 30% nousu voisi tuottaa suuriakin varaston sisäisiä rakenteellisia muutoksia kuten varastointitilojen kasvattamista kyseessä olevalle nimikkeelle.



Kuvio 5. Eroavaisuudet eri ennustusmallien tuloksissa.

Liitteestä 1 nähdään jokaiselle tutkitulle nimikkeelle vanhalla painotetulla keskiarvolla sekä uudella Poissonin jakauman mukaisella mallilla luotu yhden kuukauden kulutusennuste. Seuraavista sarakkeista löytyvät erotukset, niin määrällisinä kuin prosentteina. Taulukosta poistin suurimman osan riveistä eli ne, joiden ennuste pysyi samana, jotta listaus olisi järkevän kokoinen ja helpommin luettavissa. Lista on lajiteltu laskevasti kappalemäärän muutoksen mukaisesti suuremmasta pienempään.

7.2 Hinnan muutos

Kun tuloksien seurantaan otetaan mukaan hinnat, saadaan myös perspektiiviä arvo-
näkökulmasta. Tiedettäessä kappalemäärien kasvusta, voidaan olettaa myös hinnan
muutoksen olevan positiiviseen suuntaan. Tällöin jouduttaisiin sitouttamaan rahaa
lisää varastoon, kun varaudutaan ennustuksen mukaiseen muutokseen. Hinnoissa ta-
pahtuva muutos oli laskennallisesti +10,3%, joka kuulostaa todella suurelta kasvulta
ennusteeseen. Tämä jalkautuessa toimintaan tulisi se nostamaan varaston arvoa ja
varastoitavien nimikkeiden määrää mielestäni liian paljon.

7.3 Toteumaan vertailu

Parhaiten ennusteita voidaan tutkia siten, että verrataan niitä toteutuneeseen tilan-
teeseen. Se kertoo kuinka hyvin ennusteessa ollaan onnistuttu. Toteutunut tila on
tässä tutkimuksessa kulutusennusteeseen käytetyn ajanjakson jälkeistä aikaa eli 2017
vuoden loppu. Otin vertailukohdiksi heti seuraavan kuukauden eli syyskuun toteutu-
neet kulutukset sekä keskiarvon syys-, loka-, marras- ja joulukuulta. Tämän keskiar-
voon vertailun halusin ottaa mukaan sen takia, koska yrityksessä voi tapahtua kuu-
kaudessa todella paljon kulutusta tai toisaalta voi se olla nollaa. Tutkimalla ennus-
tetta ja toteumaa sekä niiden välistä suhdetta voidaan analysoida ennusteen laatua.
Vähentämällä ennustetusta arvosta toteuma saadaan esille ennustusten välinen ero-
tus. Ennusteen osuessa oikeaan erotus on tällöin nolla. Tähän ennustamisella on pyr-
kimys ja tällöin ollaan onnistuttu ennustuksessa erinomaisesti. Toteuman ja ennus-
tuksen erotuksen ollessa suurempi tai pienempi kuin nolla, ollaan ennustuksessa täl-
löin tapahtunut virhe. Tällöin virheen suuruuden kertoo erotus. Erotuksen ollessa
joko negatiivinen tai positiivinen täytyy luvuista käyttää niiden itseisarvoa, jolloin
saadaan luvuista vertailukelpoisia. Tällä laskentatavalla voidaan siis vertailla erilaisten
ennustemallien tuloksia toisistaan. Tutkittaessa kummalla ennustusmallilla tulee suu-
rempi yhteenlaskettu virheiden määrä, voidaan todeta sen olevan enemmän vää-
rässä oleva malli. Tätä mallia käyttäen tein jokaisen nimikkeen kulutusennusteen ver-
tailun toteutuneeseen syyskuun kulutukseen sekä loppuvuoden neljän kuukauden
kulutuksen keskiarvoon.

7.3.1 Ennusteiden vertailu syyskuun toteumaan

Vertailtaessa molempien ennustemallien tuloksia toteutuneeseen syyskuun arvoihin huomataan, että eroavaisuutta on paljon. Liitteestä 2 löytyy laskennat taulukkomuotoisena vertailuna. Täysosumia eli tilanteita, joissa virheen arvo on nolla, oli Poissonin jakauman mukaan 11 kappaletta (9,9 %) ja painotetun keskiarvon mukaan 8 kappaletta (7,2 %). Näiden tulosten mukaan suurta erotusta ei mallien välille saatu. Laskettaessa virhepisteet yhteen jokaiselta nimikkeeltä saatiin ennustusmallien välille eroavaisuutta. Virhepisteitä Poissonin jakauman mukaisesta ennusteesta saatiin 1039 ja painotetun keskiarvon ennusteesta 876 pistettä. Tästä laskemalla voidaan todeta, että Poissonin jakauman mukainen ennustus on noin 18,6 % enempi virheellisempi tässä vertailussa.

7.3.2 Ennusteiden vertailu loppuvuoden toteumien keskiarvoon

Kun vertailua tehtiin lyhyen ajan keskiarvoon, oli virheiden määrä pienempi ja täysin oikeiden ennusteiden määrä suurempi. Tämä on havaittavissa liitteestä 3. Oikeiden ennusteiden määrä Poissonin jakauman mukaan oli 26 kappaletta, joka on 23,4 % koko määrästä. Painotetulla keskiarvolla oikeita ennusteita tuli 22 kappaletta, jonka prosenttiosuus on 19,82 %. Virhepisteiden valossa Poissonin jakauman mukainen ennuste sai 550 ja painotettu keskiarvo 503. Virhepisteiden vertailussa Poissonin jakauman piste määrä oli nyt 9,3 % suurempi.

Vertailtaessa tuloksia huomataan täysin oikeiden ennusteiden painottuvan Poissonin jakauman tekemiin ennustuksiin. Varsinkin loppuvuoden toteumien keskiarvoon osuneet ennusteet olivat prosentuaalisesti suuria, lähes joka neljäs osui oikeaan. Painotetulla keskiarvolla päästiin korkeaan lukuun eli lähes joka viides. Tämän vertailun myötä ennustus mallit olivat hyvin tasaisia. Virhepisteiden määrän lähes puolittuu kumpaakin menetelmää käytettäessä, kun vertailun kohde olikin yhden kuukauden sijasta neljän kuukauden keskiarvo. Virhepisteiden määrät olivat painotetulla keskiarvon ennusteella molemmilla kerroilla pienemmät, joten uskon tämänkin asian puoltavan tämän mallin käytön jatkamista.

8 Pohdinta

Tutkimuksessa olisi voitu keskittyä enemmän kulutuskertoihin kuin kulutusmääriin. Tämä olisi varmasti pienentänyt suuria kysyntäpiikkejä ja tasoittanut kulutuskäyriä. Sen jälkeen olisi tietenkin pitänyt keksiä jokin ratkaisu, kuinka ennustaa arvioiduista kulutuskerroista kulutusmääriä. Kulutuskertoja olisi voinut myös käyttää työn alkuvaiheessa rajaavana tekijänä. Näin olisi varmasti löytynyt tasaisempi joukko nimikkeitä kulutuksia verrattaessa.

Aineistoa olisi voitu vielä lajitella syvällisemmin nimikkeiden fyysisten mittojen sekä arvojen mukaan. Arvot olisivat varmasti myös kertoneet paljon tuotteen merkityksestä. Nimikkeen fyysisen koon vaikutus varastoitavaan määrään on myös monella Millogin pienemmällä toimipaikalla suuri. Siellä ei ole aina mahdollista varastoida järkeviä määriä kulutukseen nähden, koska varastolla voi tulla vastaan resurssipula. Virtalähteet ovat myös ominaisuuksiltaan sellaisia, ettei niitä ole aivan yksinkertaista varastoida. Ne tarvitsevat varastointihuoltoa eli latausta ja jännitteen mittausta aika ajoin. Niiden varastointiolosuhteiden muun muassa lämpötilan ja ilmankosteuden tulee olla oikeat.

Poissonin-kokeen käytöstä ei minulla ollut aiemmin kokemusta, joten 80 %:n ennustustodennäköisyys oli arvioitu päätös. Tämän olisi voinut myös kokeellisesti tehdä. Oltaisiin otettu kauempaa historiasta otanta kulutuksia ja katsottu niiden toteumien todennäköisyyksiä. Tästä varmasti oltaisiin saatu ennustustodennäköisyydellä oikea keskiarvo. Suurimpien kulutusmäärien kohdalla päästiin tarkemmin lukuun 80 %, koska kulutusmäärien ennusteissa käytetään aina kokonaislukuja. Pienen kulutuksen omaavilla nimikkeillä saattoi yhden, kahden tai kolmen kappaleen ennuste tuoda lähes 100 %:n ennustustodennäköisyyden kuukauden kulutukselle Poissonin kokeella. Jälkeenpäin olisi hyvä tutkia ja laskea millä todennäköisyydellä mikäkin tulos toteutui.

Näiden tulosten valossa, muutokset eivät herätä kiinnostusta Millogissa eikä tarvesuunnittelun muuttamista tähän suuntaan olla aikeissa muuttaa ainakaan ilman laajempaa testausta. Varsinkin, kun tuloksena tutkimuksessa oli noin 10 % ennustetun

määrän kasvu, mikä varmasti heijastuisi suoraan varaosiin sitoutuneeseen rahaan. Ainakaan tässä valossa muutoksille ei olisi perusteita. Tulosten ollessa esimerkiksi päinvastaiset eli varaston arvoja alentavana olisi kiinnostus tätä ennustusmallia kohtaa olleet varmasti positiivisemmat.

Poissonin kaavaa voidaan käyttää eri tavoilla esimerkiksi eriarvoisten tuotteiden kulutuksen ennustamiseen. Tätä olisi mielenkiintoista tutkia myös syvemmin. Tätä voisi viedä hieman ABC-analyysin suuntaa. Ennusteessa arvokkaimmilla nimikkeillä pidettäisiin pienempi varmuusprosentti ja halvemmilla nimikkeillä voitaisiin pyrkiä lähemmäs 100 %:n varmuutta. Tällöin rahaa sitoutuisi vähemmän ja voitaisiin keskittyä enempi tässä tapauksessa tärkeimpiin nimikkeisiin.

Käytössä olevan painotetun keskiarvon kaavalla on helppo toimia ja sen toiminta on jokaisen ymmärrettävissä. Sitä on helppo tulkita tilanteissa, joissa ennuste tuntuu liian suurelta tai pieneltä. Näin ollen siihen voidaan nopeasti reagoida eikä tarvitse pohtia mistä tilanne johtuu. Näiden olosuhteiden vallitessa itse pitäytyisin vanhan mallin käytössä ja mieltäisin sen kehittämistä. Vertailtaessa ennustusmallien tuloksia toteutuneeseen kulutukseen oli tulos mielestäni myös selkeä, mutta lisätutkimuksilla ja uusilla ennustusmalleilla kokeilemalla voisi parempi malli löytyäkin.

Työn laatua voisi parantaa huomattavasti selvittämällä suuremmasta massasta enemmän määrällisesti kulutettuja nimikkeitä. Tämän opinnäytetyön tutkittavasta aineistosta 18,5% oli ennustettavissa yli kahden kappaleen kulutusta kuukaudelle, joka on hyvin pieni luku kulutukselle. Kun tutkittavaksi kokonaisuudeksi valittaisiin vuoden sisällä kuluneista nimikkeistä tämä 18,5%, voisi tutkimuksen tulokset olla huomattavasti paremmat ja hyödyllisemmät.

Tässä opinnäytetyössä aineisto koostui kolmen vuoden aikana syntyneistä kulutuksista. Muita vaihtoehtoja tässä tapauksessa voisi olla esimerkiksi yksi, kaksi tai viisi vuotta. Pienennettäessä tutkittavaa kulutusaikaa, olisivat kalustojen vuotuisien käyttömäärien kasvut ja vähentymiset vaikuttaneet tuloksiin enemmän. Voi siis olla, että tietyllä ajoneuvokalustolla on päätetty painottaa käyttöä toisena vuonna enemmän ja toisena vähemmän. Nämä ovat suuresti vaikuttavia tekijöitä, kun puhutaan kysynnästä ja menekistä minäkin vuonna. Kasvatettaessa kulutusaikaa kasvaisi myös tutkit-

tava aineisto paljon. Tällöin pitäisi rajata työtä toista kautta eli nimikemäärästä. Tällöin tutkittaisiin pienemmän nimikemäärän kulutuksia pidemmältä aikaväliltä. Tämä olisi minun mielestäni ollut parempi vaihtoehto, koska kulutushistoria tukee enemmän tämän suuntaista mallia.

MatSu-tarvesuunnitteluohjelmassa ei oteta huomioon hankintojen toimitusaikoja vaan pyritään seuraamaan laskennallista riittoa hyvissä ajoin ennen kuin nimikkeet loppuvat varastosta. Tämä on tärkeä huomioon otettava asia tarvesuunnittelua tehdessä, koska Millogissa ei voida vaikuttaa tavarantoimittajiin eikä toimitusaikoihin.

Kulutuksien heilahdukset ylös- ja alaspäin voivat olla hyvin suuria Millogilla. Huolto, korjaus ja modifointi määrät ovat suuria Millogin vastuulla olevilla kalustojärjestelmissä. Tällöin on tärkeää olla olemassa suunnitteluohjelma, mikä pysyy ajantasalla. Kerran tai kaksi kuukaudessa päivittyvä ohjelma ei riitä suurten heilahdusten eli kuluksiikkien perässä pysymiseen. Automaattisesti päivittyvä ohjelmisto on nykypäivää ja se vie pois tekijöiden työkuormasta niin sanottuja turhia tunteja.

Kun tätä tutkimusta aloitettiin, oli MatSu-ohjelmisto tarvesuunnittelun ainoa työkalu, jolla seurata nimikkeiden kulutusta ja tarkastella kulutusennustetta. Tutkimuksen aloituksen ajankohta oli syksy 2017. Tämä ohjelma oli perustana kaikkien täydennystilausten määrien määrittelyssä siihen mennessä. MatSun tilalle on nyt syksyn 2018 ja kevään 2019 aikana valmisteltu ja käyttöön otettu uusi tarvesuunnittelua tukeva ohjelmisto, Logisticar. MatSun päivittämistä ei enää tapahdu, joten siitä on enää vain hyötyä tarkastellessa vanhempia kulutuksia.

Logisticarin käyttöönottoa on nyt valmisteltu ja testailtu muutamia kuukausia ja nyt sitä otetaan porrastetusti käyttöön eri osastoilla Millogissa. Käyttäjinä tulevat olemaan tarvesuunnittelu-, hankinta- ja logistiikkaosastot. Ohjelmaan on luotu erilaisia rooleja käyttäjille ja ohjelmiston koulutukset on jo aloitettu. Tarvesuunnittelussa Logisticar on jo otettu käyttöön. Logisticar on toimitusketjun hallintaan sekä varastonohjaukseen suunniteltu työkalu. Tämän avulla saadaan parannettua Millogin toiminnan seuranta sekä luotua monipuolisia raportteja toiminnasta. Logisticarin tuodaan tiedonsiirroilla huomattava määrä tietoa päivittäin molemmista käytössä olevista SAP-toiminnanohjausjärjestelmistä. Ohjelmisto käyttää laskennassa ABC-

luokittelua. Nimikkeet on jaettu ABC-luokituksen mukaan 9 eri luokkaan A-kirjaimesta I-kirjaimeseen. Logisticar luo nimikkeille varmuusvarastoa käyttäen edellisten vuosien kulutustietoja hyväkseen. Se myös ilmoittaa tilauspisteen, joka koostuu varmuusvaraston ja hankinta-aikana kuluvien materiaalien summasta. Tällöin toimitukset saapuvat juuri oikeaan aikaan tarvitsijalle. Logisticarin on luotu tuotepolitiikka jokaiselle nimikkeelle. Se kertoo muun muassa sen onko tuote varastoitava nimike, korjattava laite vai Millogin omavalmiste. Logisticar kertoo myös logistiikkaosastolle, jos jollakin nimikkeellä on siirtotarpeita varastojen välillä.

Lähteet

- Arnold, J. R. T., Chapman, S. N. & Clive, L. M. 2012. Introduction to Materials Management. Seventh Edition. New Jersey: Pearson Education, Inc.
- Bowersox, D. J. & Closs, D. J. 1996. Logistical Management. The Integrated Supply Chain Process. International Edition. Singapore: McGraw-Hill Companies, Inc.
- Chopra, S. & Meindl, P. 2010. Supply chain management: Strategy, planning, and operation. 4th Edition. Prentice Hall cop.
- Denscombe, Martyn. 2003. The Good Research Guide: For Small-Scale Social Research Projects. 2nd edition. Maidenhead: Open University Press.
- Harris, F. W. 1913. Factory: The Magazine Of Management. Volume 10. Number 2 February 1913. s. 135 - 136
- Heikkilä, T. 2014. Tilastollinen Tutkimus. 9. uudistettu paino. Helsinki: Edita.
- Hirsjärvi, S., Remes, P. & Sajavaara, P. 2010. Tutki ja kirjoita. 15. – 16. p. Helsinki: Tammi.
- Hopp, W.J. & Spearman, M.L. 2011. Factory Physics. 3rd Edition. Waveland Press. Inc.
- Luomala, O. 2018. Tilastotieteiden viimeisen vuoden opiskelija. Haastattelu 1.12.2017.
- Mellin, I. 2006. Todennäköisyyslaskenta. Todennäköisyysjakaumia. Viitattu 13.01.2019. <http://math.aalto.fi/opetus/sovtoda/oppikirja/TodLaskJakaumat.pdf>
- Rora, I., Macchi, M. & Fumagalli, L. 2014. A review of multi-criteria classification of spare parts. Journal of Manufacturing Technology Management, 25, 4, 528-529.
- Saaranen-Kauppinen A. & Puusniekka A. 2006. KvaliMOTV - Menetelmäopetuksen tietovaranto. Tampere: Yhteiskuntatieteellinen tietoarkisto. Viitattu 4.11.2018. <https://www.fsd.uta.fi/menetelmaopetus/kvali/L6.html>
- Sakki, J. 2017. Tilaus-toimitusketjun hallinta: Digitalisoitumisen haasteet. 8. uudistettu painos. Vantaa: Jouni Sakki.
- Sarker, R.A. & Haque, A. 2000. Optimization of maintenance and spare provisioning policy using simulation. Applied Mathematical Modeling, 24, 10, 751-760.
- Talluri, S., Cetin, K. & Gardner, A. 2004. Integrating demand and supply variability into safety stock evaluations. International Journal of Physical Distribution & Logistics Management, 34, 1, 62-69.
- Walpole, R., Ye, K., Myers, R. & Myers, S. 2006. Probability & Statistics for Engineers & Scientists. 8th Edition. Pearson Prentice Hall. Upper Saddle River.
- Varastonohjaus. 2019. Logistiikan maailma / Reijo Rautauoman säätiö. Viitattu 1.5.2019. <http://www.logistiikanmaailma.fi/huolinta-terminaalit/varastointi/varastonohjaus/>

Varastotyypit ja -tekniikka. 2019. Logistiikan maailma / Reijo Rautauoman säätiö. Viitattu 26.4.2018. <http://www.logistiikanmaailma.fi/huolinta-terminaalit/varastointi/varastotyypit-ja-tekniikka/>

Waters, D. 2009. Supply Chain Management: An Introduction To Logistics. Second edition. Great Britain: CPI Antony Rowe. 362-363.

Liitteet

Liite 1. Nimiketasoiset muutokset.

Nimikke	Painotettu keskiarvo	Poisson	Muutos	Muutos-%
A00000001	196	249	53	27,04 %
A00000002	36	75	39	108,33 %
A00000003	19	41	22	115,79 %
A00000006	15	31	16	106,67 %
A00000009	11	23	12	109,09 %
A00000007	17	25	8	47,06 %
A00000012	8	15	7	87,50 %
A00000015	6	10	4	66,67 %
A00000011	12	16	4	33,33 %
A00000008	21	25	4	19,05 %
A00000028	2	5	3	150,00 %
A00000023	3	6	3	100,00 %
A00000021	4	7	3	75,00 %
A00000042	1	3	2	200,00 %
A00000033	2	4	2	100,00 %
A00000027	3	5	2	66,67 %
A00000019	5	7	2	40,00 %
A00000016	8	10	2	25,00 %
A00000055	1	2	1	100,00 %
A00000056	1	2	1	100,00 %
A00000057	1	2	1	100,00 %
A00000058	1	2	1	100,00 %
A00000059	1	2	1	100,00 %
A00000060	1	2	1	100,00 %
A00000061	1	2	1	100,00 %
A00000043	2	3	1	50,00 %
A00000030	3	4	1	33,33 %
A00000031	3	4	1	33,33 %
A00000032	3	4	1	33,33 %
A00000026	4	5	1	25,00 %
A00000018	6	7	1	16,67 %
A00000020	6	7	1	16,67 %
A00000004	33	34	1	3,03 %
A00000005	32	31	-1	-3,13 %
A00000010	19	18	-1	-5,26 %
A00000014	11	10	-1	-9,09 %
A00000034	4	3	-1	-25,00 %
A00000035	4	3	-1	-25,00 %
A00000044	3	2	-1	-33,33 %
A00000062	2	1	-1	-50,00 %
A00000013	15	12	-3	-20,00 %

Liite 2. Ennusteiden vertailu syyskuun toteumaan.

Nimikke	Ennusteet		Syyskuun toteuma	Erotukset		Itseisarvot	
	Poisson	Painot. ka		Poisson	Painot. ka	Poisson	Painot. ka
A00000001	249	196	130	-119	-66	119	66
A00000002	75	36	0	-75	-36	75	36
A00000003	41	19	0	-41	-19	41	19
A00000004	34	33	217	183	184	183	184
A00000005	31	32	38	7	6	7	6
A00000006	31	15	0	-31	-15	31	15
A00000007	25	17	50	25	33	25	33
A00000008	25	21	0	-25	-21	25	21
A00000009	23	11	0	-23	-11	23	11
A00000010	18	19	14	-4	-5	4	5
A00000011	16	12	0	-16	-12	16	12
A00000012	15	8	0	-15	-8	15	8
A00000013	12	15	0	-12	-15	12	15
A00000014	10	11	18	8	7	8	7
A00000015	10	6	0	-10	-6	10	6
A00000016	10	8	28	18	20	18	20
A00000017	8	8	12	4	4	4	4
A00000018	7	6	10	3	4	3	4
A00000019	7	5	258	251	253	251	253
A00000020	7	6	2	-5	-4	5	4
A00000021	7	4	0	-7	-4	7	4
A00000022	6	6	0	-6	-6	6	6
A00000023	6	3	0	-6	-3	6	3
A00000024	5	5	0	-5	-5	5	5
A00000025	5	5	6	1	1	1	1
A00000026	5	4	0	-5	-4	5	4
A00000027	5	3	0	-5	-3	5	3
A00000028	5	2	0	-5	-2	5	2
A00000029	4	4	0	-4	-4	4	4
A00000030	4	3	0	-4	-3	4	3
A00000031	4	3	0	-4	-3	4	3
A00000032	4	3	4	0	1	0	1
A00000033	4	2	5	1	3	1	3
A00000034	3	4	6	3	2	3	2
A00000035	3	4	10	7	6	7	6
A00000036	3	3	0	-3	-3	3	3
A00000037	3	3	3	0	0	0	0
A00000038	3	3	6	3	3	3	3
A00000039	3	3	2	-1	-1	1	1
A00000040	3	3	4	1	1	1	1
A00000041	3	3	0	-3	-3	3	3
A00000042	3	1	0	-3	-1	3	1
A00000043	3	2	10	7	8	7	8

A00000044	2	3	0	-2	-3	2	3
A00000045	2	2	0	-2	-2	2	2
A00000046	2	2	4	2	2	2	2
A00000047	2	2	4	2	2	2	2
A00000048	2	2	0	-2	-2	2	2
A00000049	2	2	1	-1	-1	1	1
A00000050	2	2	0	-2	-2	2	2
A00000051	2	2	2	0	0	0	0
A00000052	2	2	2	0	0	0	0
A00000053	2	2	0	-2	-2	2	2
A00000054	2	2	2	0	0	0	0
A00000055	2	1	0	-2	-1	2	1
A00000056	2	1	0	-2	-1	2	1
A00000057	2	1	0	-2	-1	2	1
A00000058	2	1	0	-2	-1	2	1
A00000059	2	1	0	-2	-1	2	1
A00000060	2	1	2	0	1	0	1
A00000061	2	1	0	-2	-1	2	1
A00000062	1	2	1	0	-1	0	1
A00000063	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000064	1	1	2	1	1	1	1
A00000065	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000066	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000067	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000068	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000069	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000070	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000071	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000072	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000073	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000074	1	1	1	0	0	0	0
A00000075	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000076	1	1	5	4	4	4	4
A00000077	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000078	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000079	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000080	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000081	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000082	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000083	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000084	1	1	3	2	2	2	2
A00000085	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000086	1	1	1	0	0	0	0
A00000087	1	1	1	0	0	0	0
A00000088	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000089	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000090	1	1	0	-1	-1	1	1

Liite 3. Ennusteiden vertailu loppuvuoden toteumien keskiarvoon.

Nimikke	Ennusteet		Syyskuun toteuma	Erotukset		Itseisarvot	
	Poisson	Painot. ka		Poisson	Painot. ka	Poisson	Painot. ka
A00000001	249	196	261	12	65	12	65
A00000002	75	36	18	-57	-18	57	18
A00000003	41	19	0	-41	-19	41	19
A00000004	34	33	96	62	63	62	63
A00000005	31	32	31	0	-1	0	1
A00000006	31	15	0	-31	-15	31	15
A00000007	25	17	64	39	47	39	47
A00000008	25	21	0	-25	-21	25	21
A00000009	23	11	1	-22	-10	22	10
A00000010	18	19	18	0	-1	0	1
A00000011	16	12	26	10	14	10	14
A00000012	15	8	2	-13	-6	13	6
A00000013	12	15	1	-11	-14	11	14
A00000014	10	11	10	0	-1	0	1
A00000015	10	6	0	-10	-6	10	6
A00000016	10	8	10	0	2	0	2
A00000017	8	8	10	2	2	2	2
A00000018	7	6	3	-4	-3	4	3
A00000019	7	5	68	61	63	61	63
A00000020	7	6	4	-3	-2	3	2
A00000021	7	4	1	-6	-3	6	3
A00000022	6	6	0	-6	-6	6	6
A00000023	6	3	0	-6	-3	6	3
A00000024	5	5	3	-2	-2	2	2
A00000025	5	5	7	2	2	2	2
A00000026	5	4	23	18	19	18	19
A00000027	5	3	0	-5	-3	5	3
A00000028	5	2	0	-5	-2	5	2
A00000029	4	4	0	-4	-4	4	4
A00000030	4	3	8	4	5	4	5
A00000031	4	3	1	-3	-2	3	2
A00000032	4	3	2	-2	-1	2	1
A00000033	4	2	3	-1	1	1	1
A00000034	3	4	5	2	1	2	1
A00000035	3	4	3	0	-1	0	1
A00000036	3	3	0	-3	-3	3	3
A00000037	3	3	6	3	3	3	3
A00000038	3	3	3	0	0	0	0
A00000039	3	3	5	2	2	2	2
A00000040	3	3	4	1	1	1	1
A00000041	3	3	3	0	0	0	0
A00000042	3	1	0	-3	-1	3	1
A00000043	3	2	3	0	1	0	1

A00000044	2	3	9	7	6	7	6
A00000045	2	2	1	-1	-1	1	1
A00000046	2	2	8	6	6	6	6
A00000047	2	2	4	2	2	2	2
A00000048	2	2	0	-2	-2	2	2
A00000049	2	2	1	-1	-1	1	1
A00000050	2	2	1	-1	-1	1	1
A00000051	2	2	2	0	0	0	0
A00000052	2	2	2	0	0	0	0
A00000053	2	2	1	-1	-1	1	1
A00000054	2	2	1	-1	-1	1	1
A00000055	2	1	0	-2	-1	2	1
A00000056	2	1	0	-2	-1	2	1
A00000057	2	1	3	1	2	1	2
A00000058	2	1	0	-2	-1	2	1
A00000059	2	1	1	-1	0	1	0
A00000060	2	1	2	0	1	0	1
A00000061	2	1	1	-1	0	1	0
A00000062	1	2	2	1	0	1	0
A00000063	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000064	1	1	1	0	0	0	0
A00000065	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000066	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000067	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000068	1	1	5	4	4	4	4
A00000069	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000070	1	1	1	0	0	0	0
A00000071	1	1	1	0	0	0	0
A00000072	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000073	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000074	1	1	2	1	1	1	1
A00000075	1	1	1	0	0	0	0
A00000076	1	1	2	1	1	1	1
A00000077	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000078	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000079	1	1	1	0	0	0	0
A00000080	1	1	1	0	0	0	0
A00000081	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000082	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000083	1	1	1	0	0	0	0
A00000084	1	1	2	1	1	1	1
A00000085	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000086	1	1	1	0	0	0	0
A00000087	1	1	2	1	1	1	1
A00000088	1	1	1	0	0	0	0
A00000089	1	1	0	-1	-1	1	1
A00000090	1	1	1	0	0	0	0

