

Tekoälyn hyödyntäminen varastonohjauksessa

Anssi Lotvonen

Opinnäytetyö
Toukokuu 2021
Tekniikan ala
Insinööri (ylempi AMK), Logistiikka

Tekijä Lotvonen, Anssi	Julkaisun laji Opinnäytetyö, ylempi AMK	Päivämäärä Toukokuu 2021
	Sivumäärä 50	Julkaisun kieli Suomi
		Verkojulkaisulupa myönnetty: x
Työn nimi Tekoilyn hyödyntäminen varastonohjauksessa		
Tutkinto-ohjelma Insinööri (ylempi AMK), Logistiikka		
Työn ohjaajat Eero Aarresola, Pasi Lehtola		
Toimeksiantaja Pisla Oy		
Tiivistelmä <p>Kysynnän ennustaminen on yrityksille haastavaa. Digitalisoituvassa maailmassa, jossa myös ostokäyttäytyminen on murroksessa, loppuasiakkaat odottavat yhä nopeampia ja luotettavampia toimituksia. Yritykset joutuvat tasapainoilemaan varastotasojen optimoinnin ja toimitusvarmuuden välillä. Opinnäytetyön tavoitteena oli selvittää, että voidaanko tekoälyä hyödyntää varastonohjauksessa ja kysynnän ennustamisessa.</p> <p>Osana tutkimusta rakennettiin yhteistyössä Jyväskylän Ammattikorkeakoulun kanssa tekoälysovellus, joka pystyy laatimaan ennusteita nimikkeiden kysynnästä opetusdatana toimivan aiemmin toteutuneen kysynnän avulla. Opinnäytetyön toimeksiantaja on viitasaarelainen Pisla Oy, jonka nimikkeistöstä valittiin sata nimikettä mukaan tutkimukseen. Valinnassa painotettiin kysynnän määrää ja -sesonkiluonteisuutta. Kaikille nimikkeille tuotettiin ennuste, jota verrattiin toteutuneeseen kysyntään kolmen vuoden ajanjaksolla. Lyhyemmällä ajanjaksolla ennusteita verrattiin myös toteumaan siitä, miten yritys oli todellisuudessa onnistunut vastaamaan kysyntään.</p> <p>Tutkimustuloksissa ilmeni, että 4800 ennusteesta noin joka kolmas voitiin tulkita onnistuneeksi. Arvioinnissa oltiin kriittisiä erityisesti materiaalipuutteiden muodostumisen suhteen, mutta pyrittiin välttämään myös ylivarastojen muodostumista. Tärkeänä tutkimustuloksena kävi kuitenkin ilmi, että tekoälysovelluksen tuottamia ennusteita hyödyntämällä olisi päästy parempaan toimitusvarmuusprosenttiin, kuin mitä yritys oli todellisuudessa päässyt. Lisäksi pystyttiin todentamaan, että tekoälysovellus pystyy ennakoimaan kysynnän sesonkiluonteisuutta, mutta yllättävät kysyntäpiikit olivat sille yhtä haastavia ennustaa, kuin mille tahansa muulle ennustemallille. Tutkimustuloksia ja opinnäytetyön lopussa esiteltyjä kehitysideoita voidaan hyödyntää toimeksiantajayrityksen varastonohjauksen kehittämässä ja tarkastelussa siitä, miten tekoälyä voidaan hyödyntää varastonohjauksessa.</p>		
Avainsanat (asiasanat) varastonohjaus, ennustaminen, tekoäly,		
Muut tiedot		

Author Lotvonen, Anssi	Type of publication Master's thesis	Date May 2021 Language of publication: Finnish
	Number of pages 50	Permission for web publication: x
Title of publication AI usability in inventory management		
Degree programme Master's Degree Programme in Logistics		
Supervisor(s) Aarresola, Eero & Lehtola, Pasi		
Assigned by Pisla Ltd.		
Abstract <p>Most of companies find demand forecasting extremely challenging. In a digitizing world where amongst other things buying behavior of customer is in a turning point. Customers are expecting even more efficient and reliable deliveries from companies. Companies are balancing in between optimizing stock levels and keeping up a competitive fill rate. The objective of the thesis was to find out, if artificial intelligence can be utilized in inventory management and demand forecasting.</p> <p>In cooperation with JAMK University of Applied Sciences an AI application was built as part of the research. The application forecasts demand by using the past demand as a training data. The thesis was assigned by Pisla Ltd. and 100 of their items were taken into the research. The volume of demand and seasonal characteristics were highlighted in choosing process of the items. A forecast was ran for all the items and it was compared to the real demand of the items in a time period of three years. In a shorter period, the forecast was also compared into company's actual ability to meet the customer demand.</p> <p>The study revealed that from 4800 forecasts approximately one third were found successful. When analyzing the forecasts material shortages and overstocking were concerned critically. As an important result it was found out, that the AI application was able to produce a better fill rate than the company's actual performance was. It was also shown that the application was able to recognize the seasonality of demand but found sudden high volumes of demand as difficult to forecast as any other forecasting model. The results of the study, as also the improvement ideas in the end of the study can be utilized when improving inventory management and researching how to use artificial intelligence in demand forecasting.</p>		
Keywords/tags (subjects) inventory management, forecasting, artificial intelligence		
Miscellaneous		

Sisältö

1	Lähtökohdat	4
2	Tutkimusasetelma	5
2.1	Tutkimuksen tavoite	5
2.2	Tutkimusprosessi	6
3	Varastonohjaus	7
3.1	Varastonohjauksen tavoitteet ja menetelmät	8
3.1.1	Varastonohjausmenetelmiä	8
3.1.2	Varastonohjauksen tavoitteet	9
3.1.3	Eräkoon määrittäminen	10
3.2	Datan merkitys varastonohjauksessa	11
3.2.1	Mitä dataa tarvitsemme?	11
3.3	Yrityksen tilaus-toimitusprosessin tehokkuus	12
3.3.1	Varastointi	12
3.3.2	Toimitusten luotettavuus	12
4	Tomitusketjun hallinta	13
4.1	Toimitusketjun hallinnan kehittyminen – Omistajuudesta yhteistyöhön	13
4.1.1	Omistajuusintegraation heikkeneminen	13
4.1.2	Yhteistyön merkityksen nousu	14
4.1.3	2020-luvun toimitusketjua ohjaavat tekijät	15
4.2	Toimitusketjun riskien hallinta	16
4.2.1	Riskien määrittely ja tunnistaminen	16
4.2.2	Riskien analysointi	17
4.2.3	Riskeihin vastaaminen	17
4.3	Kysynnän ennustaminen	18
4.3.1	Ennustemalli	18
4.4	Digitaalinen toimitusketju	20
5	Tekoäly	21
5.1	Tekoälyn ohjelmointi	21
5.2	Koneoppiminen	22

	2
5.3	Tekoälyn avulla ennustaminen..... 23
5.3.1	Aikasarjaennustaminen 23
5.3.2	Lineaarinen regressio 24
6	Tutkimuksen toteutus..... 25
6.1	Tutkimusmenetelmän valinta 25
6.2	Tutkimuksellisen kehittämistyön prosessi 26
6.3	Tutkimusaineisto 28
6.3.1	Tutkimukseen valitut nimikkeet 28
6.3.2	Lähdedata 28
6.3.3	Tekoälysovellus..... 29
7	Tulokset 31
7.1	Ennusteiden onnistuminen 32
7.2	Toimitusvarmuus..... 33
7.3	Menetetty myynti..... 34
7.4	Sesongin huomioiminen ennusteissa..... 35
8	Johtopäätökset..... 38
8.1	Tekoälysovelluksen tuottamat ennusteet..... 38
8.1.1	Ennustetarkkuus ja riskien hallinta..... 38
8.1.2	Toimitusvarmuus ja menetetty myynti 40
8.1.3	Sesongin- ja kysynnän kasvun huomioiminen ennusteissa..... 40
8.2	Varastonohjaus on koko toimitusketjun yhteistyötä..... 41
8.3	Ehdotukset Pislä Oy:n varastonohjauksen kehittämiseksi ja tekoälysovelluksen roolin määrittämiseksi 42
8.4	Yhteenvedo johtopäätöksistä 44
9	Pohdinta..... 44
9.1	Tutkimuksen lähtökohdat ja keskeisimmät tulokset 44
9.2	Luotettavuus ja eettisyys..... 46
9.3	Jatkokehitystarpeet..... 47
Lähteet 49

Kuviot

Kuvio 1. Tutkimusprosessi	7
Kuvio 2. Muutostyön prosessi	26
Kuvio 3. Tutkimuksellisen kehittämistyön prosessi.....	27
Kuvio 4. Kuvakaappaus Spyder 3-ohjelmasta.....	30
Kuvio 5 Tekoälysovelluksen tuottama ennuste pylväsdiagrammina	30
Kuvio 6. Tekoälysovelluksen tuottama- ja todellinen toimitusvarmuusprosentti 1.8.2020 – 31.12.2020	34
Kuvio 7. Materiaalipuutteiden aiheuttama menetetty myynti 1.8.2020 – 31.12.2020	35
Kuvio 8. Nimikkeen 79 kysyntä ja ennuste 1.1.2017 – 31.12.2020.....	36
Kuvio 9. Nimikkeen 48 kysyntä ja ennuste 1.1.2017 – 31.12.2020.....	36
Kuvio 10. Nimikkeen 69 kysyntä ja ennuste 1.1.2017 – 31.12.2020.....	37
Kuvio 11. Nimikkeen 69 kysyntä ja ennuste 1.1.2017 – 31.12.2020.....	37

Taulukot

Taulukko 1 Toimitusketjua ohjaavat tekijät.	15
Taulukko 2. Tekoälysovelluksen tuottama ennuste	31
Taulukko 3. Ennusteiden analysointitaulukko.....	32
Taulukko 4. Yhteenveto ennusteiden onnistumisesta	33

1 Lähtökohdat

Tulevaisuuden ennustaminen on vaikeaa. Silti yrityksillä on entistä kriittisempi tarve osata ennakoida tulevaa kysyntää, jotta voidaan varmistaa siihen riittävät resurssit ja materiaalien saatavuus. Toimitusketjuilta vaaditaan joustavuutta ja niihin liittyvät kovat saatavuus- ja toimitusaikapaineet. Viime vuosien voimakkaan digitaalisen kehityksen myötä erityisesti kuluttaja-asiakkaiden ostamisesta yhä suurempi osa tapahtuu verkossa, ja kuluttajat odottavat nopeita ja luotettavia toimituksia.

Tekoäly lienee yksi keskeisimmistä tulevaisuuden teknologioista. Sitä hyödynnetään jo todella laajalti niin yritys-, kuin arkielämässä ja siihen suhtaudutaan yhä positiivisemmin. Tekoälyn avulla pystytään jo mm. ohjaamaan ajoneuvoja ja kehittämään lääkeyhdisteitä. Lisäksi sen avulla voidaan ennustaa esimerkiksi ihmisten käyttäytymistä verkossa tai lääkeyhdisteiden toimivuutta. Logistiikan alalla tekoälyn käytettävyyttä kysynnän ennustamiseen on tutkittu melko vähän. On kuitenkin tiedossa, että tekoälyn käytettävyyden ennusteiden laatimisessa on parhaimmillaan todella luotettavalla tasolla. Ennusteiden luotettavuuden kannalta avainasemassa on kuitenkin niiden laadintaan käytetty data, ja sen laatu sekä luotettavuus. Data on yrityksille yhä merkittävämpi pääoma ja sen oikeanlaisella käytöllä voidaan saavuttaa parempaa liiketoiminnallista kilpailukykyä, -saada kustannussäästöjä sekä helpottaa päätöksentekoa.

Opinnäytetyön toimeksiantaja Pisla Oy on perinteikäs yhtiö, jonka juuret- ja pääkonttori, sekä logistiikkakeskus sijaitsevat Pohjoisessa Keski-Suomessa Viitasaarella. Viimeisen kymmenen vuoden aikana yritys on luonut nahkansa uudelleen, ja keskittänyt ydinosaamisensa oman tuotannon sijaan hankintaan ja sisälogistiikkaan. Yrityksellä on kuitenkin yhä omaa tuotantoa Viitasaarella ja Mikkelissä. Omien tuotteiden lisäksi Pislän tunnetuimpia muita brändejä ovat mm. HTT-tulisijatuotteet, Opa-keittiötarvikkeet sekä Muurikka-ulkoruoanlaittovälineet, sekä Kotakeittiöt. Yritys palvelee Suomen suurimpien päivittäistavara- ja rautakauppa-asiakkaiden lisäksi yritys- ja kuluttaja-asiakkaita muualla Pohjoismaissa, sekä Baltiassa. Pislalla ja OpaMuurikalla on omat kuluttaja-asiakkaille tarkoitetut verkkokaupat, joiden osuus myynnistä kasvoi vuonna 2020 merkittävästi. Kaikki lähtevä logistiikka on keskitetty Viitasaarelle.

Pisla Oy kohtaa samoja haasteita kysynnän ennustamisessa, kuten tuhannet muut yritykset maailmanlaajuisesti. Kysyntää ennustetaan perinteisten mallien mukaan, mutta kerta toisensa jälkeen saadaan huomata niiden olevan epätarkkoja ja korjausliikkeitä ei voida tehdä tarpeeksi nopeasti. Toimitusketjut ovat pitkiä ja raaka-aineiden toimitusaika saattaa olla jopa kuusi kuukautta. Erityisesti grillaus- ja savustus tuotteiden kysyntä on todella sesonkiluonteista ja kuukausittainen menekki saattaa vaihdella sadoilla prosenteilla.

Opinnäytetyötä varten luotiin tekoälyalgoritmi ennustamaan tuotteiden kysyntää ja tutkittiin, voidaanko tekoälyn laatimien ennusteiden avulla parantaa varastonohjausta ja sen myötä toimitusvarmuutta. Tekoälyalgoritmin laatimisesta vastasi Jyväskylän Ammattikorkeakoulun lehtori Tomi Nieminen. Algoritmille annettiin myyntidataa kolmen vuoden ajalta, jonka perusteella se laati ennusteita tulevasta kysynnästä. Vuonna 2020 maailmassa vallinnut koronapandemiatilanne kasvatti useiden Pisla Oy:n tuotteiden kysyntää ja toisaalta hankaloitti joidenkin materiaalien saatavuutta. Tämä opinnäytetyö toimii ensimmäisen asteen tutkimuksena siitä, miten tekoälyn avulla voidaan kehittää varastonohjausta ja kuinka sen laatimia ennusteita tulisi käyttää ja tulkita.

2 Tutkimusasetelma

2.1 Tutkimuksen tavoite

Opinnäytetyön tavoitteena oli selvittää, että voidaanko tekoälyn avulla ennustaa erityisesti sesonkituotteiden kysyntää ja sen myötä tehostaa niiden varastonohjausta sekä saatavuutta. Työssä kartoitettiin lisäksi nykytilaa mm. sen osalta, että mikä on datan merkitys varastojen- ja toimitusketjujen ohjauksessa tänä päivänä ja miten sitä tulisi hyödyntää? Lisäksi tutkittiin varastonohjauksen merkitystä yritysten liiketoiminnassa ja selvitettiin tapoja mitata sitä. Opinnäytetyön tavoitteiden saavuttamiseksi määritettiin seuraavat tutkimuskysymykset ohjaamaan työtä:

1. Voidaanko tekoälyä hyödyntää kysynnän ennustamisessa?
2. Millä tavalla tekoälysovellusta voidaan käyttää varastonohjauksessa?
3. Kuinka ennustettua kysyntää tulee hyödyntää koko toimitusketjussa?

Ensimmäisen tutkimuskysymyksen avulla pyrittiin selvittämään, että onko tekoälyn avulla mahdollista tuottaa sellaisia ennusteita kysynnästä, joita voidaan hyödyntää varastonohjauksessa. Toisessa tutkimuskysymyksessä selvitettiin, että mikä on tekoälysovelluksen rooli osana varastonohjausta. Opinnäytetyön kolmannen tutkimuskysymyksen avulla pyrittiin selvittämään, että kuinka ennusteita tulisi hyödyntää koko toimitusketjun näkökulmasta.

Opinnäytetyö rajattiin siten, että siinä keskitytään tutkimaan erityisesti tekoälyn tuottaman ennusteen toimivuutta ja luotettavuutta mahdollisimman monipuolisesti ja kriittisesti pohtimalla. Rajauksen ulkopuolelle jätettiin tekoälysovelluksen mahdollinen käyttöönotto ja siihen liittyvät toimenpiteet.

2.2 Tutkimusprosessi

Tutkimusprosessi on kuvattu Kuviossa 1. Ensimmäisessä vaiheessa opinnäytetyölle asetettiin tavoite, jonka perusteella muodostettiin tutkimuskysymykset ohjaamaan ja rajaamaan työtä. Tutkimuskysymysten avulla johdettiin myös teemat työn teoriaosaan. Tutkimusaineisto, eli tekoälyalgoritmin tuottamat ennusteet valituille nimikkeille analysoitiin ennusteen onnistumisen-, toimitusvarmuuden- ja menetetyin myynnin- sekä sesongin huomioimisen näkökulmasta. Tehtyjen analyysien perusteella muodostettiin tutkimustulokset. Tutkimustuloksiin pohjautuen kirjattiin johtopäätökset, sekä esitykset jatkotoimenpiteistä.



Kuvio 1. Tutkimusprosessi

Opinnäytetyön teoriaosan teemoiksi valittiin varastonohjaus, toimitusketjun hallinta ja tekoäly. Tarkoituksena oli perehtyä kokonaisuuteen siitä, mitä onnistunut varastonohjaus vaatii toimiakseen ennusteiden mukaisesti ja sitä, kuinka onnistunut varastonohjaus näkyy saavutetussa myynnissä. Luvussa 6 esitellään tutkimusaineisto ja kuvataan aineiston keruumenetelmät. Tuloksissa ja johtopäätöksissä analysoidaan ennusteita ja verrataan niitä toteutuneeseen kysyntään. Tämän lisäksi tuodaan esille, kuinka käyttökelpoisia ennusteet ovat ja miten niitä tulisi tulkita, sekä kuvataan tarvittavat jatkokehitystoimenpiteet.

3 Varastonohjaus

Frazelle (2002, 91.) toteaa, että varasto on keskipiste, joka pitää koko logistiikan toimialan liikkeessä. Varastojen oikeanlainen hallinta globaaleissa toimitusketjuissa on kiistatta ehdottoman tärkeää yrityksen toiminnan turvaamiseksi. Toimitusketjujen jokaisen osan tulee toimia oikein, jotta varastojen hallinta on mahdollisimman tehokasta. (Muckstadt & Saprà. 2010, vii.) Shapiron (2001, 477.) mukaan varastonohjaukseen liittyvillä päätöksillä ja toimilla on suora vaikutus yhtiön kannattavuuteen ja oikein tehtynä sillä voidaan saada aikaan merkittävää taloudellista hyötyä. Aina vain

suurempi osa yrityksistä käyttää hankintoihin jopa 60–80 % prosenttien verran myyntituloja vastaavasta summasta. Hankintamenojen kasvaessa, myös varastonohjauksen merkitys kasvaa. (Benton. 2013. 109.)

3.1 Varastonohjauksen tavoitteet ja menetelmät

Varastointi ja sen oikeanlainen ohjaus on välttämätöntä liiketoiminnan ylläpitämiseksi. Yksi yrityksen johdon tehtävistä on määrittää ne politiikat, joiden mukaan materiaaleja hankitaan, varastoidaan sekä toimitetaan. Yrityksen toimialalla on suuri vaikutus näihin politiikoihin ja niitä tulee säännöllisesti reflektoida vallitsevaan tilanteeseen. Varastonohjaukseen ei ole yhtä oikeaa tapaa, vaan sitä suunniteltaessa tulee huomioida ainakin kysynnän luonne ja siihen liittyvät poikkeamat, kuten mm. kausivaihtelu. Kausittaiset kysyntäpiikit ja niihin valmistautuminen saattavat näkyä yrityksen toiminnassa läpi vuoden. (Muckstadt & Sapa. 2010, 2.)

3.1.1 Varastonohjausmenetelmiä

Varastonohjauksen eri teorioista on julkaistu valtavasti kirjallisuutta. Valtaosa, etenkin vanhemmasta kirjallisuudesta keskittyy nimenomaan valmiiden ja suoraan loppuasiakkaille myytävien tuotteiden varastonohjauksen teoriaan. Raaka-aineiden ja puolivalmisteen varastonohjausta tuleekin tarkastella eri näkökulmasta, sillä sisäisen kysynnän ja esimerkiksi tuotannon kapasiteetin huomioiminen tekee siitä monimutkaisempaa. (Shapiro. 2001. 479.)

Kaikista yksinkertaisin malli ohjata nimikkeen varastosaldoa, on määrittää sille taloudellinen tilauserä (EOQ) ja ajoittaa varaston täydennykset sen mukaisesti. EOQ-malli olettaa mm., että kysyntä on täydellisesti tiedossa sekä vakioitunutta ja kaikki tilaamiseen ja varastointiin liittyvät kustannukset ovat aina samat. Juuri yksinkertaisuutensa ja selkeytensä ansiosta EOQ-malli on melko yleisesti tiedetty ja -käytetty, mutta se ei pysty reagoimaan muutoksiin ja reflektoimaan toimintaympäristöään nykypäivän moniulotteisissa toimitusketjuissa. (Shapiro. 2001. 479–480.) Bentonin (2013. 95.) mukaan on syytä muistaa, että klassinen EOQ-malli ei huomioi myöskään

määräalennuksia, joiden avulla ostava yritys voi parhaimmillaan saavuttaa merkittävää taloudellista hyötyä. Muckstadt ja Sapro (2010. 31.) tuovat esille, että perinteisestä EOQ-mallista on kuitenkin olemassa paljon eri variaatioita, joilla pystytään huomioimaan mm. määräalennuksia ja optimoimaan kustannuksia.

Yksi keino vastata odottamattomaan kysyntään, tai muihin ennalta arvaamattomiin tilanteisiin on määritellä nimikkeille varmuusvarastot. Juuri kysynnän tuntemiseen liittyvä epävarmuus on tekijä, johon suurin osa yrityksistä joutuu sopeutumaan. Tämän lisäksi epävarmuutta voi aiheuttaa mm. ongelmat tuotteen laadussa tai tavaran-toimittajan tuotanto-ongelmat. Hyvin johdetussa ja huolellisesti suunnitellussa toimitusketjussakaan näitä ongelmia ei pystytä kokonaan eliminoimaan, mutta niiden määrää voidaan vähentää. (Shapiro. 2001. 481.)

Tilastollisten varastonohjausmenetelmien ongelma on siinä, että niiden avulla ei suunnitella tulevaisuuden tarpeita, vaan reagoidaan nykyiseen tilanteeseen. Tämä saattaa usein johtaa materiaalipuutteisiin. Yleensä tätä tilannetta joudutaan paikamaan kiirehtimällä. Juuri tulevaisuuden tarpeiden ennustamisessa onnistuminen määrittääkin sen, kuinka toimitusvarmasti ja kustannustehokkaasti varastonohjausta toteutetaan. (Benton. 2013. 100.)

Varastossa olevia nimikkeitä ei tule kohdella tasa-arvoisesti, vaan ne tulee luokitella sen mukaan, että eniten arvoa tuottavat nimikkeet priorisoidaan toiminnassa ja sen suunnittelussa korkeimmalle. Luokittelu tehdään yleensä kolmeen eri luokkaan nimikkeiden yksikköhinnan ja myyntivolyymien mukaan. Tätä kutsutaan ABC-luokitteluksi. (Benton. 2013. 88.)

3.1.2 Varastonohjauksen tavoitteet

Kustannukset lienevät tärkein yksittäinen vaikuttava tekijä, kun tehdään varastonohjaukseen liittyviä ratkaisuja. Suurin osa malleista, joiden mukaan varastoja optimoidaan ja ohjataan, huomioi myös useat siihen liittyvät kustannukset. Nämä kustannukset muodostuvat mm. hankinnasta, kuljetuksista, materiaalipuutteista sekä materiaalin käsittelystä. Varastonohjauksen tärkein tavoite onkin pitää nämä kustannukset

kurissa ja näin edesauttaa yrityksen kannattavuutta. (Muckstadt & Sapro. 2010, 12–13.)

Lähtökohtaisesti varastoja pidetään sen vuoksi, jotta asiakkaille voidaan tarjota tuotteita. Yleensä palvelutason odotetaan olevan hyvinkin korkea, mutta odotusten taso vaihtelee tuotteen mukaan. Esimerkiksi autoa ollaan valmiita odottamaan jopa kuukausia, mutta ruokaostoksilla tai kirjakaupassa odotamme saavamme tuotteet välittömästi. Kaikkeen kysyntään ei edes haluta vastata heti, sillä sen aiheuttamat kustannukset tekisivät toiminnasta kestänytöntä. Monesti tavoitteeksi on hyvä asettaa haluttu palvelutaso ja pyrkiä minimoimaan sen saavuttamiseksi tarvittavat kustannukset. Palvelutasoksi voidaan asettaa esimerkiksi toimitusvarmuus tai maksimaalinen toimitusaika asiakkaalle. (Muckstadt & Sapro. 2010, 15–16.)

3.1.3 Eräkoon määrittäminen

Hankittavien materiaalien tilausten rytmittämistä ei voida tehdä pelkästään niiden vuosivolyymien näkökulmasta. Eräkoon voi vaikuttaa myös mm. materiaalien paino tai tilavuus. Lisäksi mitä kauempaa ostetaan, sitä enemmän eräkoon ja toimitusten rytmiin vaikuttaa suuryksikön, kuten merikontin tilavuus. Toisaalta kontti halutaan saada täyteen ja toisaalta joudutaan päättämään, mitä tavaraa kuhunkin konttiin lastataan. Eräkoon ja tilausrytmiin vaikuttaa myös käytössä oleva varastotila, joka luo rajoitteita em. parametrejä suunniteltaessa. Vastaavasti pienikokoisilla ja vähäkuluksisilla nimikkeillä ostoerä saattaa vastata jopa yli vuoden kysyntää. (Sakki, J. 2014. 93.)

3.1.3.1 *Ostoerän kustannukset*

Optimaalista eräkokoja määriteltäessä on erittäin tärkeää huomioida eräkohtaiset kustannukset. Nämä kustannukset kuitenkin vaihtelevat paljon ja ovat erityisesti kuljetusten osalta hyvinkin tapauskohtaisia. Ostoerään liittyvät muuttuvat kustannukset tulee kuitenkin pystyä arvioimaan mahdollisimman tarkasti ja niiden rakenne tulee purkaa osiin, jotta kustannuksia voidaan kohdentaa oikeisiin kohteisiin. Kustannuksia

muodostuu mm. tilausten tekemisestä ja valvomisesta, tavaran vastaanotosta, hankintojen kuljetuksista sekä maahantuonnista ja hallinnollisesta työstä. (Sakki, J. 2014. 93.)

Absoluuttista oikeaa eräkokoja ja tilausväliä ei ole olemassa, mutta optimoinnin säännöllinen suorittaminen on tarpeellista, jotta fokus osataan pitää oikeissa kohteissa. Ostoeräkoon ja tilausvälin suunnittelulla voidaan saavuttaa kustannussäästöjä myös hankittavien materiaalien määräalennusten kautta. (Sakki, J. 2014. 93.)

3.2 Datan merkitys varastonohjauksessa

Bertsimas, Kallus ja Hussain (2016. 2006.) mukaan Choi ja Varian (2012.) toteavat, että koneluettavan datan määrän- ja saatavuuden merkittävä kehittyminen on luonut uusia tapoja johtaa ja tehdä päätöksiä. Koneoppimisen avulla pystytään hyödyntämään esimerkiksi Googlessa tehtyjä hakuja kysynnän ennustamisessa. Varastoja ohjattaessa juuri kysynnän ennustaminen onkin suurin epävarmuus- ja riskitekijä. (Bertsimas ym. 2016. 2006.) Kysynnän ennustaminen vaikuttaa suoraan myös tarjonnan, eli operatiivisen kapasiteetin suunnitteluun. Kysynnän vaihdellessa tai ollessa hankalasti ennustettavaa, myös kapasiteetin suunnittelussa kohdataan uudenlaisia haasteita ja vaaditaan joustavuutta. (Song., Houtum. & Mieghem. 2020. 36)

3.2.1 Mitä dataa tarvitsemme?

Datan kerääminen tai sen saatavilla oleminen ei itsessään ole tavoiteltava tulos, vaan on tiedettävä mitä halutaan ja mitä dataa tarvitaan halutun lopputuloksen saavuttamiseksi. Tämäkään tieto ei itsessään riitä, vaan on tiedettävä, kuinka kerätty data prosessoidaan analysoitavaksi. Suurten datamäärien prosessointiin suositellaan käytettäväksi siihen standardisoitua ohjelmointikieltä. (Sedkaoui. 2018. 80.)

3.3 Yrityksen tilaus-toimitusprosessin tehokkuus

Omasta varastosta myyvissä-, sekä omaa valmistusta harjoittavissa yrityksissä tilaus-toimitusprosessi voidaan jakaa kolmeen osaan. Nämä ovat saapuva prosessi, varastoiminen sekä lähtevä prosessi. Saapuva prosessi muodostuu hankinnasta ja hankittujen tavaroiden kuljetuksista, sekä niiden ostolaskujen käsittelystä. Lähtevään prosessiin sisältyy työvaiheita asiakaspalvelusta, tavaralähetyksistä, kuljetuksista sekä laskuttamisesta. Saapuvan ja lähtevän prosessin välissä on varastoja tarvittavine resursseineen, -käyttöpääomineen, -toimitiloineen sekä -kalustoineen. (Sakki, J. 2014. 42.)

3.3.1 Varastointi

Varastot ovat luonnollinen osa liiketoimintaa ja niitä tulee tarkastella osana yrityksen toimintaan tarvittavaa pääomaa. Varastojen kulloinenkin arvo on määritelty yrityksen taseessa. Toiminnan sitoma pääoma ryhmitellään taseen vastaavaa-puolella kolmeen osaan. Nämä ovat käyttöomaisuus, vaihto-omaisuus sekä rahoitusomaisuus. Vaihto-omaisuus koostuu raaka-aineiden-, keskeneräisen tuotannon- sekä valmiiden tuotteiden varastojen arvosta. (Sakki, J. 2014. 62.)

Varastonohjauksen tehokkuutta voidaan mitata laskemalla varaston kierto, eli suhteuttamalla varaston arvo tavarankulutuksen vuoden arvoon. Varaston kierto ei kuitenkaan ota kantaa sen saavuttamiseen tarvittaviin kustannuksiin tai lähetettyjen toimitusten luotettavuuteen. (Sakki, J. 2014. 62.)

3.3.2 Toimitusten luotettavuus

Toimitusten luotettavuudella tarkoitetaan yrityksen kykyä täyttää asiakkaan odotukset. Asiakas odottaa mm., että tuotteet toimitetaan sovittuna ajankohtana, toimituksessa on haluttu määrä haluttuja tuotteita, ja että tuotteet vastaavat ominaisuuksiltaan asiakkaan odotuksia. (Sakki, J. 2014. 65.)

Luotettavuutta voidaan mitata omalla toimituskyvyllä, eli suhteuttamalla kaikki tilaukset toimitettuihin tilauksiin. Sitä voidaan seurata esimerkiksi toimitetuista riiveistä tai toimitusten rahallisesta arvosta. Toimituskyvyn lisäksi voidaan mitata omaa toimitusvarmuutta, eli luvattujen ja toteutuneiden toimitusten eroa. Molempia tunnuslukuja on syytä seurata säännöllisesti ja kiinnittää huomiota niissä esiintyviin muutoksiin. Myös jälkitoimitusten tai myöhästyneiden tilausten lukumäärä antaa hyvän kuvan yrityksen toimitusten luotettavuudesta. (Sakki, J. 2014. 65.)

4 Toimitusketjun hallinta

4.1 Toimitusketjun hallinnan kehittyminen – Omistajuudesta yhteistyöhön

Varhaisella 1900-luvulla Henry Ford näki, että vertikaalinen integraatio edustaa ideaalista liiketoimintamallia. Laajentaakseen skaalaa, vähentääkseen kustannuksia ja kontrolloidakseen koko arvonlisäysprosessia Ford hankki kriittiset osat autoteollisuuden toimitusketjusta. Fordin koe integraation kanssa kuitenkin epäonnistui olemaan kustannustehokas ja säilyttämään kontrollin. Muiden valmistajien vähemmän integroitu, mutta joustavampi ja innovatiivisempi malli vei voiton. (Fawcett., Ellram. & Ogden. 2007. 188.)

4.1.1 Omistajuusintegraation heikkeneminen

Vertikaalisen integraation strategiat pysyivät suosittuna suurimman osan 1900-luvusta. Niitä hyödynnettiin kustannusten minimoimiseksi ja kontrollin lisäämiseksi. Kustannustehokkuus pyrittiin saavuttamaan pienemmillä yleiskustannuksilla, suunnittelun paremmalla koordinoinnilla ja paremmalla kommunikaatiolla. Kontrolli lisääntyi ja kehittyi hankintalähteiden toimitusvarmuuden turvaamisella, yhteistyön parantamisella ja laadun suorien vaikutusten havainnoinnilla. Ajateltiin, että omistajuuden pitäisi lisätä vaikutusvaltaa. (Fawcett ym. 2007. 188.)

Lopulta käytäntö on kuitenkin osoittanut, että vertikaalisella integraatiolla tavoiteltuja hyötyjä ei olla pystytty saavuttamaan. Yhtenä vertikaalisen integraation strategioiden tavoitteena oli parantaa toimijoiden suorituskykyä vähentyneen kilpailun myötä. Vastuuhenkilöiden on kuitenkin erittäin hankala hallita laajaa kokonaisuutta, jossa jokainen yksittäinen toiminto vaatii laajaa asiantuntijuutta ja tämän myötä kontrolli lipsuu ja kustannukset kasvavat. (Fawcett ym. 2007. 188–189.)

4.1.2 Yhteistyön merkityksen nousu

Globalisaatio ja japanilaisten toimijoiden menestys pakottivat koko muun maailman löytämään uusia toimintatapoja alentaakseen kustannuksia. Japanilaiset yritykset hyödynsivät ensimmäisenä uudenlaista ostaja-toimittaja-strategiaa, jossa jopa 80 % lopputuotteen arvosta oli toimittajien varassa. Strategiassa avainasemassa ovat eksklusiiviset sopimukset ja toimittajien sertifiointi. Japanilaiset pystyivät uudenlaisen strategiansa myötä alentamaan kustannuksiaan merkittävästi. (Fawcett ym. 2007. 189.)

Globalisaatio lisäsi kilpailua joka alalla ja mahdollisti asiakkaille useampia vaihtoehtoja, näin ollen myös valta siirtyi asiakkaille. Yritysten täytyi alkaa keskittää resursseja asiakassuhteiden kehittämiseen ja ylläpitämiseen. Kilpailun lisääntymisen myötä toiminnasta tuli alati muuttuvaa ja uusia taitoja vaadittiin jatkuvasti. Uusien toimintatapojen ja -taitojen keksimisestä muodostui merkittävä kilpailuetu. Yrityksen kyky sopeutua muuttuviin markkinoihin alkoi määrittämään yrityksen menestyksen. Kyky sopeutua riippuu niiden voimien ymmärryksestä, jotka markkinoita ohjaavat. (Fawcett ym. 2007. 189–190.)

4.1.3 2020-luvun toimitusketjua ohjaavat tekijät

Ympäristön ja olosuhteiden jatkuva tarkkailu on yritykselle elintärkeää. Taulukossa 1 on esitetty siihen liittyviä haasteita ja ratkaisuja. (Fawcett ym. 2007. 193.)

Taulukko 1 Toimitusketjua ohjaavat tekijät. (Fawcett ym. 2007. 193.)

Haaste	Ratkaisu
Kilpailun paine	<ul style="list-style-type: none"> - Kulujen säälimätön optimointi - Innovaatioiden ja vaikeasti jäljiteltävien tuotteiden ja prosessien etsiminen - Kulujen vaihtaminen suhteiden avulla
Yritysten sosiaalinen vastuu	<ul style="list-style-type: none"> - Ymmärrys siitä, mitä asiakkaat mieltävät hyväksi ja eettiseksi liiketoiminnaksi - Ymmärrys globaaleista sosiaalisista normeista ja toimitusketjun työehtojen noudattamisen varmistaminen - Yritysten omien sosiaalisen vastuun toimintatapojen ohjeiden kehittäminen ja kommunikointi
Asiakkaiden odotukset	<ul style="list-style-type: none"> - Asiakkaiden käyttäytymisen ymmärtäminen - Ymmärrys siitä, että tulevaisuuteen voi sopeutua parhaiten luomalla sen itse - Oppivan- ja jatkuvasti parantavan organisaation luominen
Roolinvaihto	<ul style="list-style-type: none"> - Ydinosaamisen tunnistaminen hajonnan välttämiseksi - Läpinäkyvän toimitusketjun luominen - Roolinvaihtomahdollisuuksien jatkuva tarkastelu ja arviointi
Taloudellinen paine	<ul style="list-style-type: none"> - Ymmärrys siitä, että osakemarkkinat eivät ole aina oikeassa - Toteuttamiskelpoisen strategian luominen ja jalkauttaminen - Strategiaan sidoksissa olevan kannustinohjelman luominen
Globaali kapasiteetti	<ul style="list-style-type: none"> - Kulujen säälimätön optimointi - Innovaatioiden ja vaikeasti jäljiteltävien tuotteiden ja prosessien etsiminen
Globalisaatio	<ul style="list-style-type: none"> - Globaali ulottuvuus – Fyysisesti ja kumppaneiden kautta - Kilpailijoiden kotimarkkinoilla vaikuttaminen
Muutokset yritysten omistajuuksissa	<ul style="list-style-type: none"> - Omistajuusmuutosten laajojen vaikutusten ymmärtäminen - Pehmeiden arvojen-, kulttuurien- ja käytänteiden arviointi
Teknologiset innovaatiot	<ul style="list-style-type: none"> - Teknologisen kehityksen jatkuva monitorointi - Teknologiapolitiikan luominen ohjaamaan käyttöönottoja
Aikapaine	<ul style="list-style-type: none"> - Sisäisen- ja yli organisaatiorajojen menevän yhteistyön jatkuva kehittäminen - Ajan mittaaminen

4.2 Toimitusketjun riskien hallinta

4.2.1 Riskien määrittely ja tunnistaminen

Riskin perusominaisuus on se, että jotain odottamatonta ja ennalta arvaamatonta tapahtuu. Toimitusketjuun liittyvät riskit ovat hyvin moninaisia. Riskejä liittyy niin ulkoiseen ympäristöön, kuin sisäisiin operaatioihin. Eri riskeillä on erilainen vaikutus toimintoihin, jotkut voivat pysäyttää koko toiminnan pysyvästi, kun toisilla ei ole juurikaan vaikutusta liiketoiminnan kannalta. (Waters. 2011. 15.)

Toimitusketjuun liittyvät riskin voidaan luokitella monella tavalla, esimerkiksi seuraavasti:

1. *Fyysiset riskit*, jotka liittyvät materiaalien liikkeeseen ja varastointiin. Nämä riskit ilmenevät yleensä mm. myöhästyneinä- tai keskeytyneinä kuljetuksina, materiaalivaurioina tai materiaalipuutteina.
2. *Taloudelliset riskit* liittyvät rahavirtoihin. Riskit voivat esiintyä pääoman huonona tuottona, ylimääräisinä kustannuksina, maksamattomina laskuina tai pääoman puutteena.
3. *Informaatiot riskit* liittyvät järjestelmiin ja informaatiovirtoihin. Riskit kuten datapuutteet, virheellinen data tai muu informaatio, tietoturvarikkomukset, järjestelmävirheet tai virheelliset datatransaktiot kuuluvat tähän luokkaan.
4. *Organisaatiolliset riskit* liittyvät linkkeihin toimitusketjun eri toimijoiden välillä. Näitä riskejä ovat mm. kommunikaation puute, menetetyt asiakkaat, ongelmat tavarantoimittajien kanssa ja erimielisyydet sopimuksista. (Waters. 2011. 101.)

4.2.2 Riskien analysointi

Kun riskit on tunnistettu, tulee niiden todennäköisyys sekä vaikutukset analysoida tarkasti ja priorisoida riskit edellä mainittujen parametrien mukaan. Riski voidaan analysoida laadullisesti, jolloin kuvataan yksityiskohtaisesti kaikki siihen liittyvät ominaisuudet ja vaikutukset. Laaja yksityiskohtainen kuvaus riskistä ja sen luonteesta antaa paremman kokonaiskuvan riskin vaikutuksesta ja seuraamuksista. Riskien todennäköisyyttä ja vaikutuksia analysoitaessa on tärkeää hyödyntää myös numeraalista dataa ja matematiikkaa. (Waters. 2011. 129.)

Itse riskin analysoinnin, priorisoinnin ja arvottamisen jälkeen tulee arvottaa myös riskin aiheuttamat seuraamukset. Usein tämä on hyvin suoraviivaista ja riskin aiheuttamat seuraamukset voidaan laskea mm. materiaalivahinkoina ja menetettynä myyntinä. Kaikki seuraamukset eivät kuitenkaan ole rahallisesti mitattavissa, vaan oikea mittayksikkö saattaa olla esimerkiksi jonkin tietyn toimenpiteen tai projektin kesto. Numeeriset arvot eivät kuitenkaan riitä analysoimaan seuraamuksia, sillä monesti siihen saattaa liittyä esimerkiksi muutoksia asiakastytyväisyydessä ja organisaatioiden toiminnassa sekä fokuksessa. (Waters. 2011. 135–136.)

4.2.3 Riskeihin vastaaminen

Organisaatiolla täytyy olla tiedossa, miten tiettyyn riskiin reagoidaan, jos reagoidaan. Riskin toteutuessa tai siihen varautuessa voidaan mm.:

- Jättää riski ja sen seuraamukset huomioimatta
- Minimoida riskin todennäköisyys
- Minimoida tai rajata riskin seuraamuksia
- Siirtää tai jakaa riskiin liittyvää vastuuta
- Sopeutua muuttuneeseen tilanteeseen
- Vastustaa muutosta
- Siirtyä toiseen ympäristöön (Waters. 2011. 153.)

Edellä mainitut ratkaisut toimivat eri lailla eri tilanteissa. Periaatteena voidaan kuitenkin todeta, että ennalta ehkäiseminen on kannattavampaa kuin jälkeen päin reagointi. (Waters. 2011. 153.)

4.3 Kysynnän ennustaminen

Logististen ketjujen hallinnalla ja johtamisella on tärkeä rooli kysynnän ennustamisprosessissa. Raaka-aineiden toimittajalta loppuasiakkaalle ulottuvan ketjun sisällä virtaa materiaalin lisäksi informaatiota. Varastotasojen suunniteltaessa ja kysyntää ennustettaessa juuri oikeanlaisen tiedon vastaanottaminen ja sen saaminen ovat avainasemassa. Perinteisessä mallissa tietoa saadaan vain ketjun seuraavalta linkiltä ja jaetaan vain edelliselle. Sen sijaan, että kun kaikki tietäisivät toistensa-, myös kysynnän ennusteet, olisi omaa toimintaa ja varastonohjausta huomattavasti tehokkaampaa suunnitella. (Kot., Grondys. & Szopa. 2011. 148.)

Markkinoilla toistuvasti esiintyvät muutokset ja mullistukset ovat osoittaneet, että jos jokainen toimitusketjun linkki ennustaa itsenäisesti, joudutaan usein sellaiseen tilanteeseen, että jollain linkillä on materiaali lopussa tai vastaavasti ylivarastoa. Nämä tilanteet vaikuttavat koko ketjun toimintaan, eikä niihin yleensä pystytä reagoimaan riittävän nopeasti. Kot, Grondys ja Szopa (2011. 153.) tuovat esille, että Watsonin mukaan ali- ja ylivarastoja voidaan välttää tekemällä koko toimitusketjulle yhteinen ennuste. (Kot., Grondys. & Szopa. 2011. 153.)

4.3.1 Ennustemalli

Kysynnän ennustamiseen on olemassa erilaisia ennustemalleja ja tilastollisia menetelmiä. (Shapiro. 2001. 258.)

Aikasarjamalli

Aikasarjamallit ovat eksponentiaalisesti tasoittuvia, liikkuvia keskiarvoja, jotka nojautuvat yhteen tai useampaan kysynnän muuttujaan tietyssä ajanhetkenä ja vertaavat näitä samoihin muuttujiin menneessä ajanhetkessä. Aikasarjamalleja voidaan hyö-

dyntää lyhytaikaisissa ennusteissa, joissa kysyntää ennustetaan yhdestä viikosta kolmeen kuukauteen ulottuvalle aikajaksolle. Aikasarjamallia implementoitaessa historiadata jaetaan kahteen eri osaan. Näyteosan dataa käytetään parametrien määrittämiseen ja näyteosan ulkopuolista dataa parametrien analysointiin. Näiden dataosien tulee huomioida toimintaan mahdollisesti liittyvät kausi- ja trendivaihtelut. (Shapiro. 2001. 258.)

Kausaalinen malli

Kausaaliset mallit käyttävät tilastollisia regressiometodeja verratakseen kysyntää tietyssä tulevaisuuden ajanhetkessä johonkin tiettyyn menneeseen ajanhetkeen. Näihin ajanhetkiin vaikuttavat muuttujat eivät välttämättä ole identtisiä keskenään, mutta niiden vaikutus kysyntään, sillä hetkellä on merkittävä. Klassinen esimerkki tästä on kysynnän ennustaminen autoteollisuuden komponenteista, joka on riippuvainen myynnistä ja laajalti yleisestä taloustilanteesta. Kausaaliset mallit ovat tärkeitä yli vuoden päähän ulottuvissa ennusteissa, sillä pelkkä historian ekstrapolointi tuottaa herkästi puutteellisia ennusteita lyhyissä ennusteissa. (Shapiro. 2001. 259.)

Uuden tuotteen malli

Toimitusketjun strateginen suunnittelu uutta tuotetta varten on tärkeä osa-alue päätösten teossa. Uuden tuotteen kysyntää ennustettaessa ei luonnollisesti voida hyödyntää kyseisen tuotteen historiasta saatavaa dataa. Näin ollen uuden tuotteen kysyntää ja sen kasvua varten on analysoitava vastaavien olemassa olevien tuotteiden dataa. Uudelle tuotteelle määritellään kysynnän parametrit tämän tiedon perusteella ja niitä päivitetään, kun todellinen kysyntä alkaa hahmottua. (Shapiro. 2001. 259–260.)

Arvioiva malli

Tuotteille, joille ei ole olemassa minkäänlaista merkittäväksi nähtyä historiallista dataa voidaan hyödyntää ns. arvioivaa mallia. Tässä mallissa hyödynnetään relevanttien alojen asiantuntijoiden näkemystä uuden tuotteen kysynnästä. Asiantuntijoiden näkemyksistä muodostetaan mediaani, jonka perusteella kysyntä ennustetaan. (Shapiro. 2001. 260.)

4.4 Digitaalinen toimitusketju

Digitalisaatio on luonut ilmiön, joka vaikuttaa tapaamme toimia ja elää maailmanlaajuisesti. 90 % internetin käyttäjistä on tehnyt verkko-ostoksia ja 40 % yrityksistä hyödyntää Big Dataa liiketoiminnassaan. Digitaalinen toimitusketju voidaan määritellä tietojärjestelmien kehittymisenä, ja uusien innovatiivisten teknologioiden käyttöön-ottona, joiden avulla voidaan vahvistaa toimitusketjua ja kehittää asiakaskokemusta, sekä yritysten kestäväää toimintaa. Uusien digitaalisten teknologioiden avulla voidaan vähentää organisaatioiden sisäisiä ja -välisiä kustannuksia. Toimitusketjun digitalisaatio ilmiönä on silti melko tuntematon, ja siihen liittyvät tutkimukset ovat keskittyneet lähinnä Industry 4.0 -ilmiöön ja digitaaliseen toimitusketjuun liittyviin teknologioihin. Digitaalisen toimitusketjun tuoma potentiaali on kuitenkin itse teknologioiden lisäksi mm. uusissa taidoissa, -projektinhallintatyökaluissa sekä -menetelmissä kuluttajien- sekä toimittajien välisessä integraatiossa ja toistensa ymmärtämisessä. Kaikki edellä mainittu tulisi sisällyttää osaksi yrityksen strategiaa. (Ageron, B., Bentahar, O. & Gunasekaran, A., 2020. 133 -134.)

On tärkeä ymmärtää, että digitaalinen toimitusketju ei vastaa perinteistä lineaarista toimitusketjua, vaan on dynaaminen systeemi, joka hyödyntää teknologisia järjestelmiä informaatiovirtoihinsa sekä muihin toimintoihinsa ja tavoittelee tällä tavoin tasaisia ja oikeanlaisia materiaalivirtoja. Digitaalisen toimitusketjun rakenne riippuu yrityksen strategiasta ja tavoitteista. Se tarjoaa materiaalivirtojen läpinäkyvyyttä koko arvoketjun läpi ja mahdollistaa reaaliaikaisella tiedonjakamisella tasaisen materiaalivirran. Reaaliaikainen ja läpinäkyvä tieto, joka on koko arvoketjun käytettävissä, on myös tärkeä työkalu päätöksenteossa. Laadukkaampi sekä lisääntyvä kommunikaatio ja interaktio toimijoiden välillä johtaa täsmällisempiin toimituksiin asiakkaille. Toimitusketjun digitalisoimisen ja sen strategiaan lisäämisen avulla voidaan lisäksi jakaa riskejä ja edesauttaa sosiaalisten- ja ympäristövästuiden huomioon ottamista. (Ageron, B. ym. 2020. 134.)

Asiakkaiden ja yritysten välisen integraation rakentamisessa ja kehittämisessä on olemassa suuri, vielä laajalti käyttämätön potentiaali. Loppujen lopuksi juuri asiakkaiden käyttäytyminen on se tekijä, joka ohjaa koko toimitusketjua ja testaa sen

dynaamisuutta ja kykyä jakaa tietoa sekä sopeutua muuttuviin tilanteisiin. (Ageron, B. ym. 2020. 137.)

5 Tekoäly

Tekoälystä käytetään usein lyhennettä AI, joka tulee englanninkielisestä nimityksestä Artificial Intelligence. Suomen kielessä esiintyvät myös termit keinoäly, koneoppiminen, koneäly ja syväoppiminen. Termien kanssa on syytä olla tarkkana, ja monesti niitä tuleekin käytettyä harhaanjohtavasti tai epäloogisesti. Tekniikkana tekoäly pohjautuu matematiikkaan, ohjelmointiin ja tilastotieteeseen. Se perustuu matriiseihin, vektoreihin, derivointiin ja tilastollisiin todennäköisyyksiin. Tekoälyn perusasiat ovat melko yksinkertaisia, mutta asia muuttuu monimutkaisemmaksi silloin, kun sitä aletaan soveltamaan käytäntöön. Tekoälylle voi olla teoriassa rajaton määrä ulottuvuuksia, kun ihmisen on vaikea ymmärtää jo kolmiulotteista avaruutta monimutkaisempia ulottuvuuksia. (Kananen & Puolitaival. 2019. 27.)

Tekoälyn käyttö ja soveltaminen ei vaadi teknisesti paljoa. Sitä voidaan ohjelmoida ilmaisilla avoimen lähdekoodin ohjelmilla. Niiden avulla on matala kynnyksellä päästä keillemaan erilaisia algoritmeja oikealla datalla. Jo muutamalla kymmenellä koodirivillä pystytään kuvaamaan käyttökelpoisia neuroverkkoja. Tämä on yksi syy, minkä takia tekoäly kehittyy kovaa vauhtia. Tekoälyn kehittäminen on teknologiariippumattonta ja sitä voidaan käsitellä millä tahansa ohjelmointikielellä. (Kananen & Puolitaival. 2019. 28–29.)

5.1 Tekoälyn ohjelmointi

Perinteisessä, eli sääntöpohjaisessa ohjelmoinnissa koneelle annetaan dataa ja kirjoitetaan säännöt, joiden mukaan sen halutaan dataa käsittelevän. Koska sääntöpohjaisella ohjelmoinnilla tuotettavat simulaatiot vaatisivat niin paljon ennalta määritettyjä sääntöjä, että niiden kirjoittaminen olisi käytännössä mahdotonta, on tälle lähdetty etsimään vaihtoehtoisia tapoja. (Kananen & Puolitaival. 2019. 29.)

Tekoälyalgoritmi pyrkii löytämään datasta siellä esiintyvät säännönmukaisuudet, tämä on tekoälypohjaisen ohjelmoinnin peruslogiikka. Tekoälylle annetaan dataa ja valmiiksi tiedettyjä vastauksia. Näiden data-vastausparien avulla se löytää datasta säännöt ja näiden sääntöjen perusteella voidaan tehdä päätelmiä uudesta datasta. Tekoälyn antamat vastaukset perustuvat todennäköisyyksiin. Mitä enemmän sillä on oikeanlaista dataa saatavilla, sen luotettavampia saadut ennusteet ovat. Tämä tarkoittaa perustavanlaatuisia muutosta ohjelmoinnin kannalta, verrattuna aiemmin tunnettuun logiikkaan ja ajattelutapaan. (Kananen & Puolitaival. 2019. 29.)

Sääntöpohjaiseen ohjelmointiin perustuva ohjelma ei opi datasta mitään uutta, vaan toimii aina sille opetetulla tavalla. Tekoälysystemi sen sijaan pystyy oppimaan jatkuvasti uutta. Sen oppiminen perustuu tehtyihin yksittäisiin havaintoihin, eli sen käytössä olevaan dataan. Tästä syystä käyttökelpoisen ja luotettavan ennusteen muodostamiseksi tarvitaan riittävä määrä dataa. Datasta tulee pystyä löytämään toistuvia kuvioita, joiden perusteella luodaan säännöt. Tällä keinoin tuotetut ennusteet ja tulokset ovat juuri niin luotettavia, kuin se data, jonka perusteella tekoälyohjelma on koulutettu. Tällaisesta yksittäisestä havainnosta yleistyksen etenevää päättelyketjua kutsutaan induktiiviseksi päättelyksi. (Kananen & Puolitaival. 2019. 31.)

5.2 Koneoppiminen

Koneoppiminen on tekoälyn osa-alue, joka käyttää oppimiseen ja luokitteluun dataa sen sijaan, että toiminta olisi valmiiksi ohjelmoitua. Oppiminen perustuu algoritmeihin, jotka oppivat käytössä olevasta datasta askel askeleelta. Näin ollen koneoppimisen malli kehittyy joka askeleella ja pystyy tuottamaan yhä luotettavampia ennusteita ja vastauksia. Harjaantumisen ja oppimisen jälkeen mallille annetaan jokin syöte ja malli antaa siitä tulokset. (Merilehto. 2018. 27–28.)

Koneoppimisen online-malli säätää itseään jatkuvasti sille syötetyn datan perusteella. Offline-malli taas oppii harjoitusjakson ajan, jonka jälkeen se pysyy staattisena. Online-malli pystyy jatkuvasti kehittymään ja reflektoimaan itseään vallitsevaan tilanteeseen sille syötetyn datan perusteella ja löytämään sieltä jatkuvasti uusia yhteyksiä. Datamäärien ollessa suuria, nämä uudet yhteydet jäävät muussa tapauksessa

helposti huomaamatta. Malleihin voidaan rakentaa hälytyksiä, jotka kertovat välittömästi halutuista-, esimerkiksi nopeista ja yllättävistä muutoksista datassa. Näin muutoksiin esimerkiksi asiakastytyvyydessä voidaan reagoida välittömästi, eikä tehdä mitään tehtävissä on seuraavan raportin ajon jälkeen. (Merilehto. 2018. 33.)

Ihmisellä on oma roolinsa koneoppimisen tukemisessa. Merkittävä osa tekemisistämme tuottaa koneille dataa, jonka perusteella ne oppivat. Hyvä koneoppimisen malli oppii tunnistamaan saamastaan datasta erilaisia ilmiöitä ja soveltamaan opittua yleiseen dataan. (Merilehto. 2018. 37.) Ihmisten ja koneiden välille on muodostunut uudenlaista vuorovaikutusta. Koneet vahvistavat-, ilmentävät- ja lisäävät ihmisten kyvykkyyttä, kun taas ihmiset suunnittelevat-, kehittävät- ja opettavat koneita. Tämä vuorovaikutus luo myös uudenlaista johtajuutta ja vaikuttavuutta. (Aaltonen. 2019. 151.)

5.3 Tekoälyn avulla ennustaminen

Tekoäly ja sen erilaiset ratkaisut ovat parhaillaan tekemässä ennustamisesta koko ajan edullisempaa ja arkipäiväisempää. Tämän myötä sitä voidaan soveltaa uusiin kohteisiin ja ennustamisen merkitys osana yrityksen liiketoiminnan kehittämistä ymmärretään paremmin. Tekoäly käyttää ennustamisen raaka-aineena yrityksen hallussa olevaa dataa, ja mitä laadukkaampaa dataa yrityksellä on, sitä laadukkaampia ennusteita sen avulla voidaan laatia. Datalla ja ennusteilla voidaan vähentää päätöksentekoon liittyvää epävarmuutta. (Seppälä. 2018. 30.)

5.3.1 Aikasarjaennustaminen

Aikasarja on joukko peräkkäin mitattuja havaintoja tietyllä ajanjaksolla. Mittaukset voidaan toteuttaa jatkuvana tai halutuista aikapisteistä. Aikasarja-analyysillä pyritään *kuvaamaan data* ja sen käyttäytyminen ajan eri hetkissä, *mallintamaan data*, jotta voidaan löytää sopiva tilastollinen malli datan käsittelyyn ja *ennustamaan* sarjan tulevia arvoja. Ennusteiden laatimiseen ja datan käsittelyyn voidaan käyttää erilaisia tilastollisia- ja matemaattisia menetelmiä. (Chatfield. 2000. 11–13.)

5.3.1.1 *Holt-Wintersin kolminkertainen eksponentiaalinen tasoitus*

Eksponentiaalisen tasoituksen avulla ennustetta voidaan tarkastella jatkuvasti ja reflektoida sitä tuoreimpaan tietoon. Se määrittää datahavainnoille eksponentiaalisesti laskevan painoarvon. Uusimmille havainnoille annetaan suurempi painoarvo, kuin vanhemmille. (Kalekar. 2004. 3.)

Kolminkertaista eksponentiaalista tasoitusta sovelletaan, kun saatavilla olevassa dataassa on havaittavissa jokin trendi tai kausiluonteisuus. Yksin- tai kaksinkertaista eksponentiaalista tasoitusta ei voida soveltaa nimenomaan kausiluonteisuuden vuoksi, vaan sen huomioiminen vaatii vielä kolmannen parametrin. Tulokseksi muodostunut yhtälöjoukkoa kutsutaan Holt-Winters (HW) -menetelmäksi, sen keksijän mukaan. Kausiluonteisuuden tyylistä riippuen on olemassa kaksi erilaista HW-menetelmää. (Kalekar. 2004. 4.)

Moninkertaistuvaa kausimallia käytetään, kun datasta on havaittavissa kerrannaiskausiluonteisuutta. Monikertainen kausimalli soveltuu sellaiseen aikasarjaan, jossa kausiluonteisen mallin amplitudi on verrannollinen sarjan keskimääräiseen tasoon. Toisin sanoen kyseessä on malli, josta voidaan havaita moninkertaistuvaa kausiluonteisuutta. (Kalekar. 2004. 5.)

Additiivista kausimallia käytetään, kun data osoittaa lisääntyvää kausiluonteisuutta. Tätä mallia käytetään, kun kausimallin amplitudi on riippumaton sarjan keskimääräisestä tasosta. Mallista voidaan siis havaita lisääntyvä kausiluonteisuus. (Kalekar. 2004. 6–7.)

5.3.2 Lineaarinen regressio

Yksi eniten käytetyistä tekniikoista monitekijäisen datan analysointiin regressiomalli. Sen käytön laajuus perustuu sen loogiseen toimintamalliin, jossa käytetään yhtälöä ilmaisemaan jonkin muuttujan ja eri parametrien välistä suhdetta. Regressiomalli perustuu kehittyneeseen tilastolliseen teoriaan ja sen taustalla olevaan eleganttiin ma-

tematiikkaan. Regressiomallia käytettäessä tulee ymmärtää sekä sen teoria, että tosielämän ongelma ja siihen liittyvä data, jota regressiomallin avulla ollaan ratkaisemassa. (Montgomery., Peck. & Vining. 2012. xiii.)

Regressioanalyysillä voidaan kuvata numeerisen *vastemuuttujan* keskiarvojen vaihtelua osapopulaatioissa, jotka voidaan määritellä joidenkin muiden, *prediktorimuuttujien*, lineaaristen funktioiden avulla. Sen avulla pystytään ennustamaan vasteen arvo annetuilla prediktoreiden arvoilla ja regressiokerroimet voidaan tulkita ennusteiden eroiksi. Regressiomallin ns. X-muuttujia sanotaan prediktoreiksi ja Y-muuttujaa vastemuuttujaksi. Syötemuuttujat ovat sellaisia muuttujia, joiden antaman informaation avulla prediktorit muodostetaan. Syötemuuttujat ja prediktorit ovat eri asioita. Lineaarisen regressioanalyysin käyttö ja regressiokerrointen tulkinta on sitä monimutkaisempaa, mitä useampi prediktori yhtälöön on annettu. Usean prediktorin mallissa kunkin regressiokerroimen tulkinta riippuu siitä, mitä muita prediktoreita yhtälölle on annettu. Ennustamisen näkökulmasta nimenomaan regressiokerrointen tulkinta on merkittävässä roolissa. (Nyblom. 2015. 3–9.)

6 Tutkimuksen toteutus

6.1 Tutkimusmenetelmän valinta

Tämän opinnäytetyön lähtökohtana on käytännössä havaittu ongelma joidenkin toimeksiantajayrityksen nimikkeiden varastonohjauksessa ja kysynnän ennustamisessa, sekä näiden ratkaisemiseen käytettävissä nykyisissä toimintatavoissa. Ojasalon, Moilasen ja Ritalahden (2015. 18.) mukaan tutkimuksellisessa kehittämistyössä pyritään ratkaisemaan käytännössä havaittuja ja esiin nousseita ongelmia, tai uudistamaan toimintaa ja luomaan uutta tietoa työelämän tarpeisiin. Kehittämistyön tueksi kerätään systemaattisesti ja kriittisesti arvioimalla tietoa. Tutkimuksellisen kehittämistyön tarkoituksena on kehitellä, luonnostella ja ottaa käyttöön ratkaisuja, sekä parempia vaihtoehtoja havaittujen ongelmien ratkaisemiseksi. (Ojasalo, Moilanen & Ritalahti. 2015. 18–19.)

Tutkimuksellinen kehittämistyö alkaa ideoinnista ja päättyy monien ideointi- ja kehitysvaiheiden kautta ratkaisuun ja sen arviointiin. Kehittämistyön aiheen tuntemisen lisäksi työssä tarvitaan osaamista itse kehittämisestä, sekä projektityöstä. Kehittämistyöstä tehdyssä raportissa kuvataan lähtökohdat ja tavoitteet, työmuodot, prosessin eteneminen sekä lopputulokset. Kehittämistyö on usein hyvin prosessimaista ja ennakoimatonta. Tutkimuksellista kehittämistyötä ohjaa käytännön tasolle asetetut tavoitteet ja niiden tueksi hankittu teorian tieto. (Ojasalo ym. 2015. 20.)

6.2 Tutkimuksellisen kehittämistyön prosessi

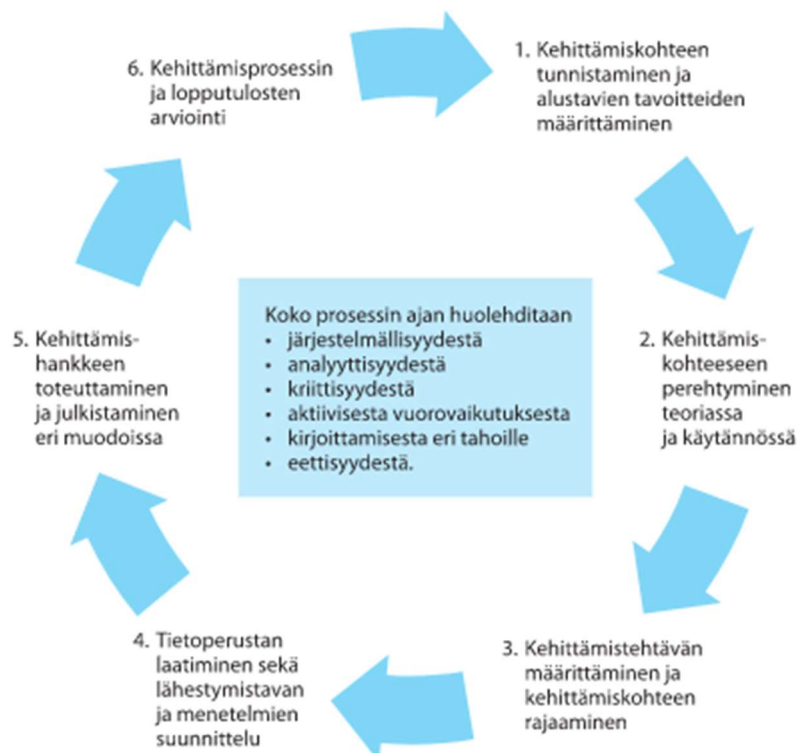
Monesti kehittämistyötä kuvataan prosessina, eli toisiaan seuraavien vaiheiden kautta etenevänä kokonaisuutena, ja monesti kehittämistyö koostuukin selkeästi eri vaiheista. Kehittämistyö vaatii usein järjestelmällistä toimintaa ja perusteellista asioiden tarkastelua ja mm. nämä ovat prosessityöskentelylle ominaisia piirteitä. Prosessityöskentelyn kautta on myös mahdollista huolehtia, että tarvittavat vaiheet ovat valmiita ennen seuraavaan siirtymistä. Kaikenlainen kehittämistoiminta voidaan jäsentää muutostyön prosessiksi (Kuvio 2). Ensimmäisenä tulee selvittää kehittämishaasteet, asettaa niitä koskevat tavoitteet ja tehdä suunnitelma siitä, kuinka tavoitteisiin voidaan päästä. Tämä vaihe muodostaa suunnitteluvaiheen (S). Seuraavana muutosprosessiin kuuluu suunnitelman toteutus, joka muodostaa toteutusvaiheen (T). Lopuksi arvioidaan (A), kuinka toteutuksessa on onnistuttu. Monesti arvioinnin pohjalta alkaa uuden kehittämistyön suunnittelu (Ojasalo ym. 2014. 22.)



Kuvio 2. Muutostyön prosessi (Ojasalo ym. 2014. 23)

Tutkimuksen toteutus eteni kuvion 2 mukaisena prosessina, mutta suunnitteluvaiheessa laadittuja suunnitelmia jouduttiin tarkentamaan ja muuttamaan prosessin edetessä mm. saatavilla olevaan tutkimusaineistoon liittyvien rajoitteiden osalta.

Kuviossa 3 esitetään tarkempi tyypillinen malli tutkimuksellisen kehittämistyön prosessista. Todellisuudessa vaiheet eivät aina ole selkeästi eroteltavissa toisistaan ja usein joudutaan palaamaan vaiheissa taaksepäin (Ojasalo ym. 2014. 23.)



Kuvio 3. Tutkimuksellisen kehittämistyön prosessi (Ojasalo ym. 2014. 24)

Myös tätä tutkimuksellista kehittämistyötä tehdessä kävi ilmi, että vaiheet eivät aina etene selkeässä järjestyksessä ja niiden välillä joudutaan monesti palaamaan aiempiin uusiin näkökohtien ilmetessä. Tutkimuksen eettisyydestä huolehtiminen korostui koko ajan mm. datan ja laskentojen varmuuksina.

6.3 Tutkimusaineisto

Tutkimuksen aineisto koostuu erilaisista toimeksiantajayrityksen toiminnanohjajärjestelmästä saaduista raporteista, sekä tekoälyalgoritmin tuottamista ennusteista. Aineisto muodostuu 111 Excel-tiedostosta ja 100 kuvasta. Aineisto kerättiin tuottamalla ennuste jokaiselle nimikkeelle ja ajamalla raportteja toiminnanohjajärjestelmästä.

6.3.1 Tutkimukseen valitut nimikkeet

Tutkimukseen valittiin mukaan sata toimeksiantajayrityksen nimikettä. Valintakriteereinä painotettiin suurta-, sekä kausiluonteista kysyntää. Osa nimikkeistä ostetaan suoraan myyntivalmiina tavarantoimittajilta, ja osa hankitaan komponentteina ja koonpannaan itse Mikkelin tuotantolaitoksessa. Tutkimukseen valikoitui mukaan mm. erilaisia keittiötyövälineitä, kuten kattiloita, paistinpannuja ja mehustimia. Lisäksi mukana oli paljon erilaisia ulkoruoanlaittovälineitä kuten sähkösavustimia ja niiden varaosia, sähkögrillejä sekä erilaisia kesäkeittiöitä.

6.3.2 Lähdedata

Luvuissa 6.2.2.1 ja 6.2.2.2 on esitelty toiminnanohjajärjestelmästä saatuja raportteja.

6.3.2.1 Toimituspäiväkirja

Tämä raportti ajamalla saadaan tieto toimitetuista tilausriveistä halutulla ajanjaksolla. Raportista ilmenee myös ne rivit, jotka on tilattu, mutta joita ole voitu materiaali puutteen tms. syyn vuoksi toimittaa.

Ensimmäinen toimituspäiväkirja ajettiin ajanjaksolle 1.1.2017 – 31.12.2020. Tältä raportilta suodatettiin pois muut, kuin tutkimuksessa mukana olevat nimikkeet. Tätä raporttia käytettiin ennusteita laativan tekoälyalgoritmin opetusdatana. Toinen toimituspäiväkirja ajettiin ajanjaksolle 1.8.2020 – 31.12.2020. Myös tältä raportilta suodatettiin pois muut, kuin tutkimuksessa mukana olevat nimikkeet. Raportin avulla

kerrottiin tekoälyalgoritmille toteutunut kysyntä em. ajanjaksolta ja saatiin tieto ko. ajanjaksolla toteutuneista materiaali-putteista.

6.3.2.2 *Menetetty myynti*

Toiminnanohjausjärjestelmästä pystyttiin raportoimaan nimikekohtaisesti ne kappalemäärät, jotka jäivät toimittamatta 1.8. – 31.12.2020 välisellä ajanjaksolla osapuut-
teiden vuoksi. Näin ollen saatiin selvitettyä todellinen menetetty myynti tutkimuk-
sessa olevien nimikkeiden osalta, sekä vastaavasti myös mitä menetetty myynti olisi
ollut tekoälysovelluksen ennusteiden perusteella.

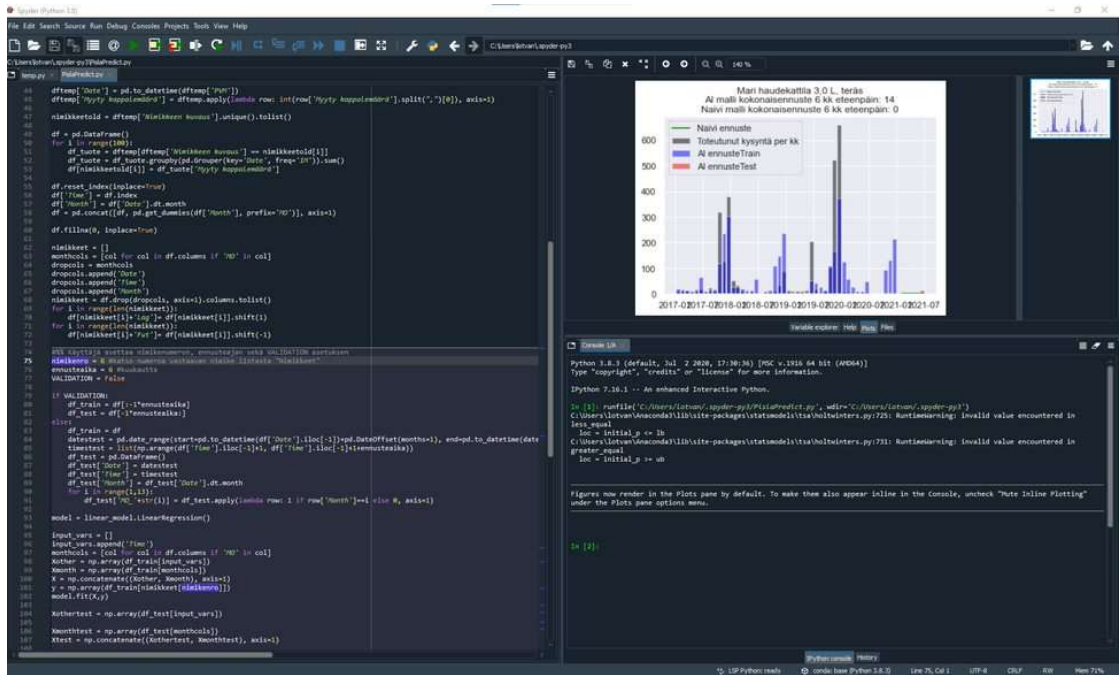
6.3.3 Tekoälysovellus

Jyväskylän Ammattikorkeakoulun lehtori Tomi Nieminen laati tätä opinnäytetyötä varten tekoälysovelluksen, jolla voidaan laatia ennusteita tuotekohtaisesta kysyn-
nästä kuukausitasolla. Tekninen toteutus suoritettiin Python-ohjelmointikielellä. Ma-
temaattisessa toteutuksessa koneoppimisalgoritmiksi valittiin Holtin-Wintersin kol-
minkertainen eksponentiaalinen tasoitus yhdistettynä lineaariseen regressiomalliin.
Mallityyppien valinta on perusteltu syötemuuttujien tyypillä, sillä lähdedatassa ei ole
muita kysyntään vaikuttavia muuttujia, kuin kyseisen aikasarjan historia, erityisesti
sen kausivaihtelu ja trendi. Kuten luvussa 5.3.1.1 on kerrottu, edellä mainitut ilmiöt
saadaan luettavasti mallinnettua Holtin-Wintersin mallilla. Myös lineaarinen regres-
siomalli onnistui oppimaan kausivaihtelun hyvin pelkän kuukausisyötemuuttujan
avulla. Ohjelma ei yritä mallintaa koronaviruspandemian vaikutusta kysyntään, mikä
lisää jonkin verran ennustemallin virhemarginaalia.

6.3.3.1 *Ennusteet*

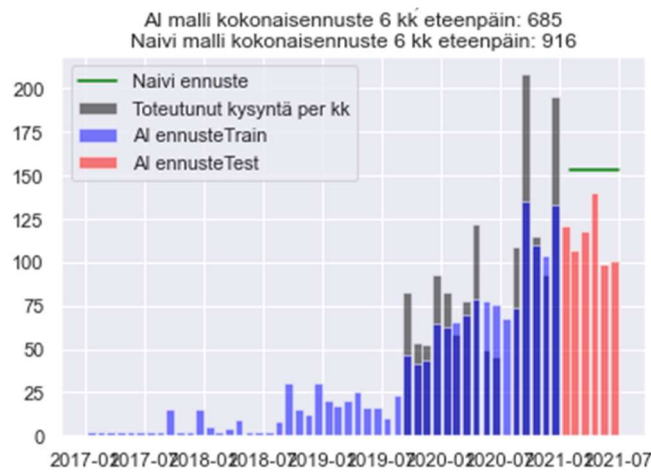
Tekoälysovellusta käytettiin Spyder 3-ohjelmalla (Kuvio 4.). Jokaiselle sadalle nimike-
keelle tuotettiin ennuste ajanjaksolle 1.1.2017 – 30.6.2021, josta ilmeni kuukausita-
solla nimikkeen

- toteutunut kysyntä,
- tekoälysovelluksen ennustama kysyntä sekä
- naiviin ennusteeseen perustuva kysyntä (vain pylväsdiagrammikuvioissa).



Kuvio 4. Kuvakaappaus Spyder 3-ohjelmasta

Sovellus hyödynsi ennusteiden laatimisessa käytössä olevaa dataa toteutuneesta myynnistä ja sen ajankohdasta. Näiden tietojen perusteella sovellus laati ennusteesta pylväsdigrammin (Kuvio 5.) ja Excel tiedoston (Taulukko 2.).



Kuvio 5 Tekoälysovelluksen tuottama ennuste pylväsdigrammina

Taulukko 2. Tekoälysovelluksen tuottama ennuste

1	Date	Kysyntä	ennuste
29	2019-04-30 00:00:00	141	82,40399
30	2019-05-31 00:00:00	93	91,99833
31	2019-06-30 00:00:00	99	81,04203
32	2019-07-31 00:00:00	101	73,68754
33	2019-08-31 00:00:00	56	88,88215
34	2019-09-30 00:00:00	26	70,24141
35	2019-10-31 00:00:00	27	63,1665
36	2019-11-30 00:00:00	89	80,33483
37	2019-12-31 00:00:00	63	82,55513
38	2020-01-31 00:00:00	58	80,6844
39	2020-02-29 00:00:00	219	139,1954
40	2020-03-31 00:00:00	134	159,2252
41	2020-04-30 00:00:00	192	154,548
42	2020-05-31 00:00:00	211	129,9025
43	2020-06-30 00:00:00	89	130,1615
44	2020-07-31 00:00:00	0	112,3399
45	2020-08-31 00:00:00	143	90,04147
46	2020-09-30 00:00:00	56	80,06367
47	2020-10-31 00:00:00	57	86,11656
48	2020-11-30 00:00:00	177	134,3514
49	2020-12-31 00:00:00	183	127,3502

Sovelluksen avulla pystyy tuottamaan ennusteita myös tulevaisuuteen, mutta tässä tutkimuksessa keskityttiin analysoimaan sellaisia ennusteita, joille oli saatavilla vertailukohtaksi myös toteutunut kysyntä.

7 Tulokset

Tekoälysovellus laati kuukausiennusteen kysynnästä jokaiselle nimikkeelle 1.1.2017 – 31.6.2021 väliselle ajalle. 31.12.2020 saakka ennustetta voitiin verrata toteutuneeseen kysyntään. Tässä luvussa on esitelty tuloksia ennusteiden onnistumisen, toimitusvarmuuden ja menetetyin myynnin näkökulmasta. 31.7.2020 laaditut ennusteet perustuvat tekoälyalgoritmille annettuun opetusdataan ja 1.8.2020 jälkeen olevat ennusteet ovat opetteluvaiheen jälkeiselle ajanjaksolle laadittuja.

7.1 Ennusteiden onnistuminen

Ennusteita saatiin yhteensä 4800 kappaletta. Ennusteet jaoteltiin kolmeen eri kategoriaan; yli todellisen kysynnän, alle todellisen kysynnän ja onnistuneisiin ennusteisiin (Taulukko 3.).

Taulukko 3. Ennusteiden analysointitaulukko

A	B	C	D	F	G	H
Ajankohta	Kysyntä	Ennuste	Nimike1	Kysyntä - Ennuste		
2017-01-31 00:00:00	1204	980,691265	0	223	23 %	Alle kysynnän
2017-02-28 00:00:00	1317	1227,748783	0	89	7 %	Onnistunut
2017-03-31 00:00:00	3539	3154,505022	0	384	12 %	Alle kysynnän
2017-04-30 00:00:00	2625	2920,338357	0	-295	-10 %	Onnistunut
2017-05-31 00:00:00	3048	3061,878156	0	-14	0 %	Onnistunut
2017-06-30 00:00:00	3326	3296,004717	0	30	1 %	Onnistunut
2017-07-31 00:00:00	2222	1904,724201	0	317	17 %	Alle kysynnän
2017-08-31 00:00:00	1241	1410,918578	0	-170	-12 %	Onnistunut
2017-09-30 00:00:00	199	431,7205532	0	-233	-54 %	Yli kysynnän
2017-10-31 00:00:00	801	1025,263518	0	-224	-22 %	Onnistunut

Jokaisen havainnon kohdalla laskettiin kysynnän ja ennusteen erotus. Erotuksen ollessa negatiivinen tarkoitti se sitä, että ennuste oli suurempi kuin toteutunut kysyntä. Erotuksen ollessa positiivinen ennuste oli pienempi kuin toteutunut kysyntä. Kun negatiivisen erotuksen prosentuaalinen osuus toteutuneesta kysynnästä oli enemmän kuin 30 %, tulkittiin ennusteen olleen yli kysynnän. Kun positiivisen erotuksen prosentuaalinen osuus toteutuneesta kysynnästä oli enemmän kuin 10 %, tulkittiin ennusteen olleen alle kysynnän. Ne ennusteet, joiden erotus kysynnästä jäi edellä mainittujen raja-arvojen väliin, tulkittiin ennustetarkkuudeltaan onnistuneiksi.

Pisla Oy:n sisäinen tavoite toimitusvarmuudelle on 98 %. Ennusteista yhteensä 2375 kpl (49 % ennusteista) pystyi vastaamaan 98 % toimitusvarmuustavoitteeseen. Varaston arvoa ja -kiertoa seurataan aktiivisesti ja tästä syystä myöskään merkittäviä ylivarastoja ei haluta pitää. Erityisesti sesonkituotteilla yli kysynnän hankitut materiaalit saattavat jäädä varastoon kuukausiksi ennen seuraavaa sesonkia ja kysynnän alkamista. Vastaavasti myös jos sesongin aikana ei pystytä vastaamaan kysyntään, materiaalit jäävät myymättä kokonaan. Edellä mainituista syistä ennusteiden tarkkuutta on arvioitu kriittisesti.

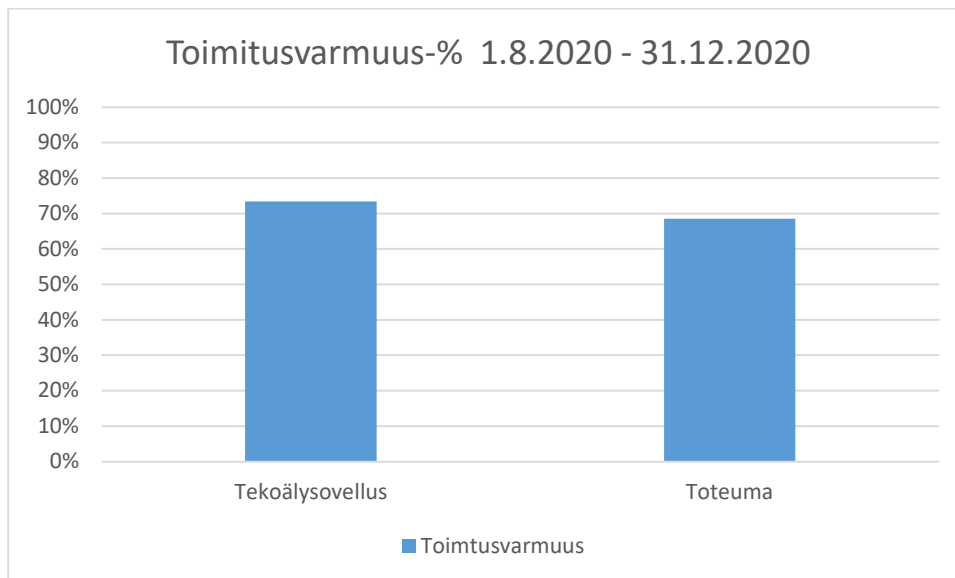
Taulukko 4. Yhteenveto ennusteiden onnistumisesta

2017-2020		Yli	Ali	Oikein
Havainnot	4800	1679	1635	1486
		35 %	34 %	31 %
2017		Yli	Ali	Oikein
Havainnot	1200	375	316	509
		31 %	26 %	42 %
2018		Yli	Ali	Oikein
Havainnot	1200	423	424	353
		35 %	35 %	29 %
2019		Yli	Ali	Oikein
Havainnot	1200	358	521	321
		30 %	43 %	27 %
2020		Yli	Ali	Oikein
Havainnot	1200	523	374	303
		44 %	31 %	25 %

Taulukon 4. mukaisesti kaikista havainnoista 31 % (1486 kpl) tulkittiin onnistuneeksi. 34 % (1635 kpl) ennusteista oli alle toteutuneen kysynnän ja 35 % (1679 kpl) yli toteutuneen kysynnän. Euroissa yli kysynnän olleet ennusteet tarkoittavat 3 063 413 € varaston arvossa ja alle kysynnän 3 292 279 € menetetyssä myynnissä.

7.2 Toimitusvarmuus

Ennusteiden avulla saavutettua toimitusvarmuusprosenttia tarkasteltiin aikavälillä 1.8.2020 – 31.12.2020 ja verrattiin sitä saman ajanjakson todelliseen toimitusvarmuusprosenttiin. (Kuvio 6.)

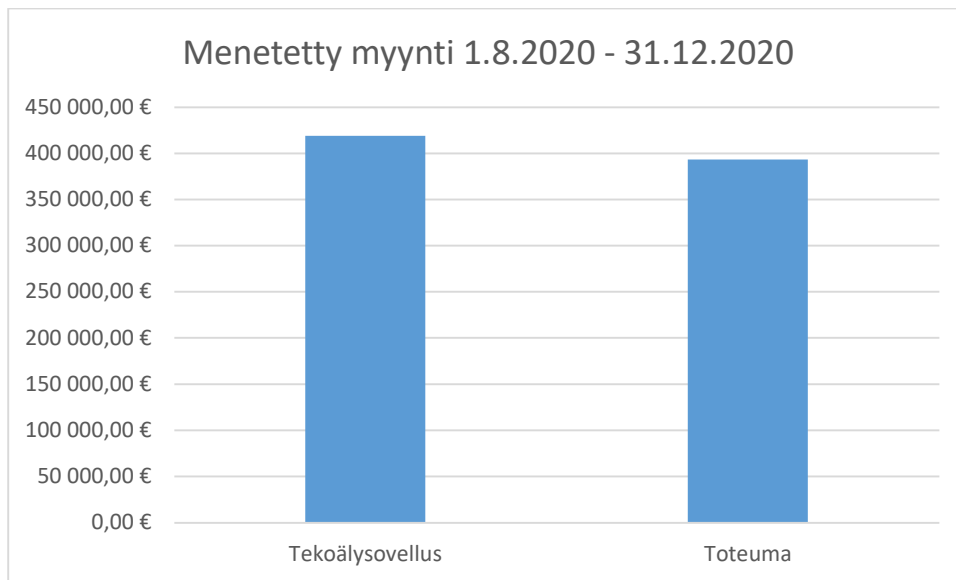


Kuvio 6. Tekoälysovelluksen tuottama- ja todellinen toimitusvarmuusprosentti 1.8.2020 – 31.12.2020

Tekoälysovelluksen avulla saavutettu toimitusvarmuusprosentti tutkimuksessa mukana olevien nimikkeiden osalta oli 73 %, mikä vastaa materiaalipuutteissa 21 948 kpl. Todellinen vastaava toimitusvarmuusprosentti samalla ajanjaksolla oli 68 % ja materiaalipuutteita oli yhteensä 26 011 kpl.

7.3 Menetetty myynti

Tutkimuksessa tarkasteltiin myös sitä, mitä luvussa 7.2. esitetyt kappalemääräiset nimikepuutteet tarkoittivat tai olisivat tarkoittaneet euromääräisenä menetettynä myyntinä. (Kuvio 7.)

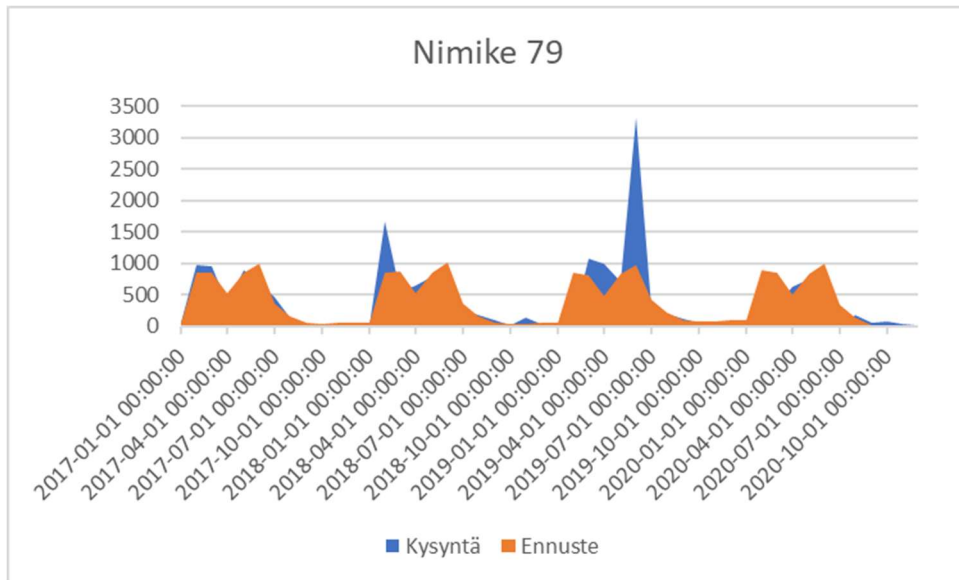


Kuvio 7. Materiaalipuutteiden aiheuttama menetetty myynti 1.8.2020 – 31.12.2020

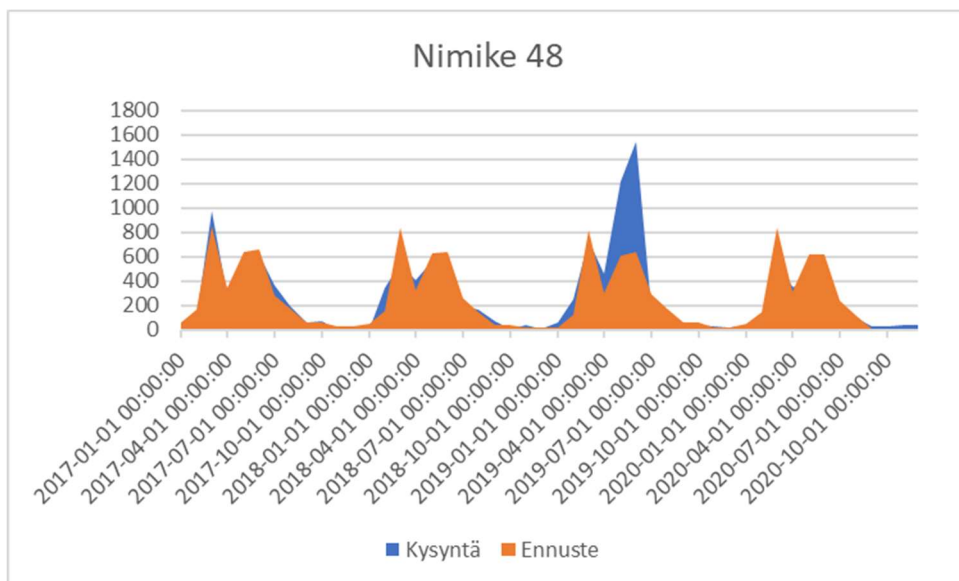
Tekoälysovelluksen ennusteiden myötä aiheutuneet materiaalipuutteet vastasivat 418 888 euroa ja todellinen materiaalipuutteista koitunut menetetty myynti oli 393 284 euroa.

7.4 Sesongin huomioiminen ennusteissa

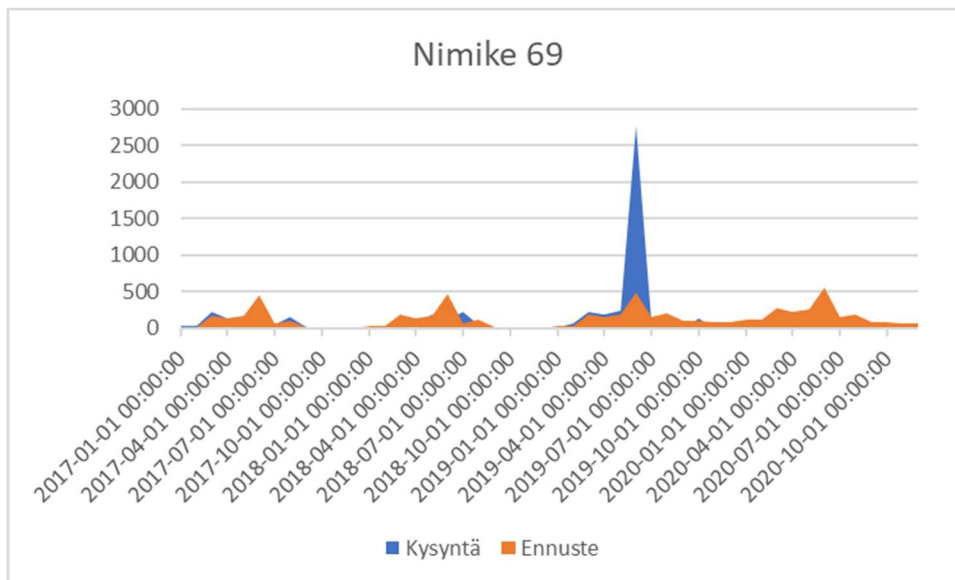
Suurin osa tutkimuksessa mukana olevista nimikkeistä on ulkoruuanlaittovälineitä, tai muita sellaisia tuotteita, joiden kysyntä perustuu sesonkiin. Kuvioissa 8–11 on esitetty satunnaisesti valittujen sesonkituotteiden kysynnän ja ennusteen käyttäytymisen 1.1.2017 – 31.12.2020.



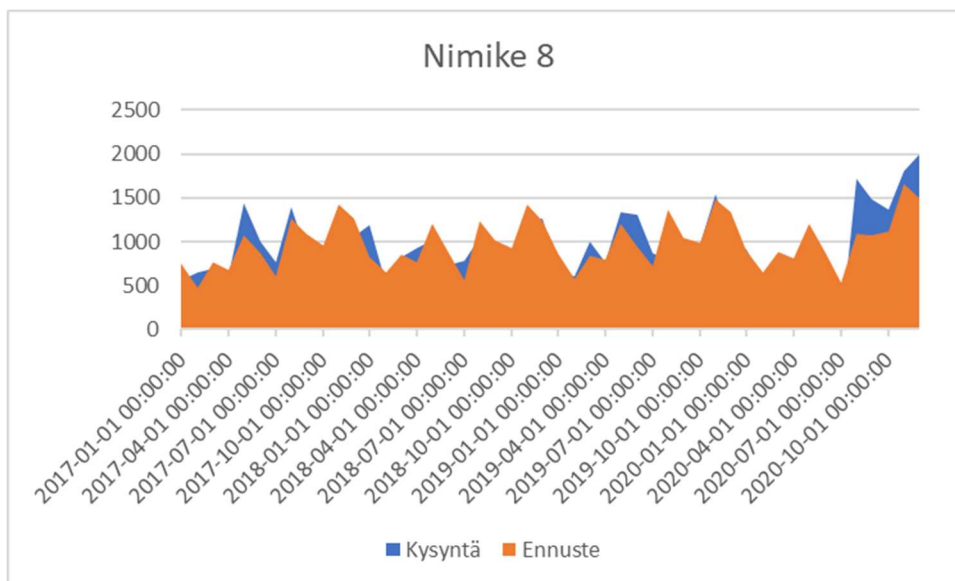
Kuvio 8. Nimikkeen 79 kysyntä ja ennuste 1.1.2017 – 31.12.2020



Kuvio 9. Nimikkeen 48 kysyntä ja ennuste 1.1.2017 – 31.12.2020



Kuvio 10. Nimikkeen 69 kysyntä ja ennuste 1.1.2017 – 31.12.2020



Kuvio 11. Nimikkeen 69 kysyntä ja ennuste 1.1.2017 – 31.12.2020

Sesonkituotteiden kysyntä vaihtelee hyvin voimakkaasti vuodenaikasta riippuen. Osalla tuotteista kysyntää on läpi vuoden, kun taas osalla kysyntä on joinakin vuodenaikoina lähes olematonta.

8 Johtopäätökset

8.1 Tekoälysovelluksen tuottamat ennusteet

Songin, Houtumin, ja Mieghemin (2020. 36) mukaan kysynnän ennustaminen on merkittävin epävarmuus- ja riskitekijä varastoja ohjattaessa. Toisaalta halutaan pitää varastotasot alhaisina, toisaalta taas on ensisijaisen tärkeää pystyä vastaamaan asiakkaiden kysyntään ja toimittamaan halutut tuotteet kohtuullisessa toimitusajassa. Asiakkaiden kysyntä vaihtelee ja siihen saattaa vaikuttaa sellaiset ulkoiset seikat, joita on mahdotonta ennakoida. Tuotteilla ja niiden raaka-aineilla on pitkät toimitusajat ja toimittajille pitäisi pystyä antamaan vuosiennusteet useita kuukausia ennen, kuin kysyntä realisoituu. Edellä mainituista syistä myös tekoälysovellusten tuottamia ennusteita täytyy tarkastella eri näkökulmista, kun mietitään niiden onnistumista ja luotettavuutta.

Jotta saadaan mahdollisimman käyttökelpoinen ennuste, täytyy sitä laatiessa huomioida muutakin, kuin historiassa toteutunut myynti. Ennustetta laadittaessa tulee huomioida ainakin sisässä oleva tilauskanta ja asiakkaiden antamat ennusteet, nimikkeen hankintahinta sekä sen tuottama myyntikate sekä nimikkeen kriittisyys. Lisäksi pitää pystyä huomioimaan nimikettä tilaavien tahojen asiakkuudet ja niihin liittyvät sopimukset ja lupaukset, sekä mahdolliset sanktiopykälät. Myös nimikkeen toimitusaika vaikuttaa siihen, miten sen varastonohjausta tulee suunnitella. Seuraavissa luvuissa on analysoitu tarkemmin tutkimuksen tuloksia ja niihin vaikuttavia tekijöitä.

8.1.1 Ennustetarkkuus ja riskien hallinta

Kuten luvussa 7.1 käy ilmi, vain 31 %:ssa tapauksista tekoälysovellus pystyi ennustamaan kysynnän niin, että siitä ei koitunut merkittävästi menetettyä myyntiä tai ylivarastoja. Sen lisäksi, että ylivarastointi tarkoittaa ylimääräistä varastoon sitoutunutta pääomaa, tarkoittaa se myös varastointikapasiteetin turhaa käyttöä. Sille, mikä ennuste tulkitaan onnistuneeksi ja mikä ei, on määritetty tiukat raja-arvot. Nämä linjaukset on tehty sen takia, että yrityksen sisäinen tavoite toimitusvarmuudelle on huomattavan suuri. Lisäksi Pisla Oy:n käytössä olevat toimitilat ovat rajalliset, ja

myynnille ennakoidaan voimakasta kasvua erityisesti kiihtyvän pohjoismaisen viennin myötä. Tämän myötä myös varastonohjauksen ja sitä ohjaavien kysynnän ennusteiden tulisi olla mahdollisimman luotettavia ja pesunkestäviä. Erityisesti näistä syistä ennusteiden tarkkuutta ei voida pitää tavoitellun onnistuneena.

Tutkimuksessa mukana olevien nimikkeiden osalta Pisla Oy:n tämänhetkinen ennustaminen perustuu aiemmin toteutuneeseen myyntiin, asiakkailta saatuihin ennusteisiin ja omaan arvioon myynnin kasvusta. Tutkimuksen tarkastelujakson aikana varastonohjauksen tukena ei ollut mitään järjestelmää, vaan ennusteita hallittiin Excel-tiedoissa. Toimintatapaan liittyy riskejä ja heikkouksia, kuten:

- Henkilösidonnaisuus, ja esimerkiksi sairausloman sattuessa todella hankala hallittavuus
- Riskialttius. Inhimillisen virheen paikkoja on useita, ja niistä voi aiheutua merkittävää vahinkoa.
- Kuormittavuus. Työaika kuluu paljon sellaiseen työhön, joka olisi automatisoitavissa.
- Reagointinopeus. Muutosten ilmentyessä ennusteiden päivittäminen on hidasta ja epävarmaa.
- Kysynnässä tapahtuneiden muutosten havaitseminen on manuaalisena työnä hankalaa ja muutoksia jää helposti huomaamatta.

Yllä mainittujen riskien lisäksi tutkimuksesta käy ilmi, että nykyinen toimintamalli on epätarkempi, kuin tekoälysovellus. Tämän lisäksi tekoälysovellus pystyy lähes kokonaan eliminoimaan nykyiseen toimintamalliin liittyvät riskit. Ennustetarkkuuden osalta tekoälysovellus olisi joka tapauksessa parempi vaihtoehto, kuin nykyinen toimintamalli. Merilehdon (2018. 33.) mukaan koneoppimisen online-malli säätää itseään jatkuvasti sille syötetyn datan perusteella pystyen löytämään sieltä jatkuvasti uusia yhteyksiä ja näin ollen kehittymään ja refleктоimaan itseään vallitsevaan tilanteeseen. Näin ollen on odotettavissa, että ennustetarkkuus paranee sen mukaan, kun algoritmi saa enemmän dataa käsiteltäväkseen.

8.1.2 Toimitusvarmuus ja menetetty myynti

Sakin (2014. 35.) mukaan toimitusvarmuus on kyky mitata yritysten toimitusten luotettavuutta. Pislän toimitusvarmuustavoite on 98 % ja tutkimuksessa mukana olleiden nimikkeiden toteutunut toimitusvarmuus 1.8.2020 – 31.12.2020 oli 68 %. Tekoälysovelluksen tuottamien ennusteiden mukaisella varastonohjauksella toimitusvarmuus olisi ollut 73 %. Kun peilataan toteutunutta toimitusvarmuutta tavoitteeseen, nähdään, että varastonohjauksessa on paljon kehitettävää. Jo tämän lyhyen tarkastelujakson perusteella voidaan päätellä, että tekoälysovellus kykenee takaamaan paremman toimitusvarmuuden, kuin nykyinen varastonohjausmalli.

Samaisella ajanjaksolla samojen toimitusvarmuuksien myötä koituneiden materiaali- puuteiden kautta menetetty myynti oli tekoälysovelluksen osalta 418 888 € toteuman ollessa 393 284 €. Tämä on mielenkiintoinen havainto. Sen perusteella voidaan päätellä, että kuten arvata saattaa, tekoälysovellukselle kaikki nimikkeet olivat samanarvoisia. Tästä havainnosta käy ilmi lisäksi se, että tekoälysovelluksella oli ennusteen pohjana ainoastaan nimikkeen toteutunut myynti menneisyudessa. Nykyisellä varastonohjausmenetelmällä resursseja on voitu kohdentaa eniten katetta tuoviin-, ja sellaisiin nimikkeisiin, joilla on sisässä suurin tilauskanta. Tämä havainto johtaa mielenkiintoiseen pohdintaan; Onko tärkeämpää taata kaikille asiakkaille mahdollisimman hyvä ja yhdenvertainen toimitusvarmuus, vai valinnan eteen tullessa pystyä toimittamaan priorisoimaan sitä, mitä toimitetaan ja kenelle? Tämän kysymyksen äärellä ollaan, kun kysyntä kasvaa voimakkaasti, tai silloin kun materiaalien saatavuudessa ilmenee yllättäviä haasteita. Varastoa ohjattaessa pitää ehdottomasti pystyä huomioimaan sisässä oleva tilauskanta ja siihen liittyvät asiakkuudet, sekä nimikkeiden tuoma myyntikate ja hankintahinta. Tätä tekoälysovellus ei nykyisellään huomioi.

8.1.3 Sesongin- ja kysynnän kasvun huomioiminen ennusteissa

Luvussa 7.4 esitettyjen kuvioiden mukaisesti tekoälysovellus pystyy ennakoimaan kysynnän trendiä ja kausisidonnaisuutta melko hyvin, mutta yllättäviä kysyntäpiikkejä sekään ei pysty huomioimaan. Kaikista hankalimman tilanteen aiheuttaa se, jos ky-

syntäpiikki ilmenee sellaisena uutena ajankohtana, jota ei ole pystytty ollenkaan ennakoimaan. Sesongin ennustaminen on erityisen kriittistä, sillä kiivaimman sesongin aikana materiaalipuutteista koituva menetetty myynti voi olla moninkertaista normaaliin kysyntäajankohtaan verrattuna.

Tekoälysovelluksella käytettävissä olleen datan perusteella voidaan todeta, että sesonki on pystytty ennustamaan, mutta kysynnän kasvua pitäisi pystyä ennustamaan vielä rohkeammin, mikäli aiempien vuosien datassa on ollut kasvua havaittavissa. Tässäkin kohtaa korostuu se, että olennainen osa varastonohjausta on sisässä olevan tilauskannan ja asiakkailta saatujen ennusteiden huomioiminen.

8.2 Varastonohjaus on koko toimitusketjun yhteistyötä

Täydellisesti ennustettu kysyntä ei tarkoita täydellistä toimitusvarmuutta. 2020-luvun toimitusketjut ovat keskimäärin pitkiä ja muodostuvat useasta eri lenkistä, näin myös Pisla Oy:n kohdalla. Kysyntään vastaamisessa onnistuminen ei ole pelkästään Pisla Oy:n omissa käsissä, vaan vähintään yhtä suurella roolilla on joustava ja hyvin toimiva kokonainen toimitusketju. Yksi ulkoruuanlaittoväline saattaa koostua useista eri komponenteista eri toimittajineen ja -toimitusaikoineen, joista pisimmät saattavat olla jopa kuusi kuukautta. On selvää, että kuuden kuukauden päähän ennustaminen on haastavaa. Tästä syystä myös toimitusketjun tulee olla rakennettu niin, että se pystyy reagoimaan muuttuviin ennusteisiin mahdollisimman nopeasti. Myös Ageron, Bentahar ja Gunasekaran (2020) toteavat, että digitaalinen toimitusketju ei ole samanlainen, kuin perinteinen lineaarinen toimitusketju, vaan ennenminkin dynaaminen systeemi. Digitaalisessa toimitusketjussa hyödynnetään teknologiaa informaatiovirtojen kuljettamiseen ja pyritään tällä tavoin mahdollisimman tasaisesti materiaalivirtoihin. Läpinäkyvä, ja ennenkaikkea reaaliaikainen, kaikkien toimijoiden käytettävissä oleva tieto edesauttaa täsmällisempien toimitusten tekemistä asiakkaille. (Ageron, B., Bentahar, O. & Gunasekaran, A. 2020. 133 -134.) Lisäksi Kot, Grondys, ja Szopa (2011. 148.) kertovat, että toimitusketjun tehokkuus paranee huomattavasti kun ennusteet jaetaan kaikille toimijoille, eikä perinteisen mallin mukaisesti vaan edelliselle toimijalle.

Jos yrityksellä on käsissään ennuste tulevasta myynnistä, se tulisi jakaa digitaalisten kanavien kautta reaaliaikaisesti kaikille niille kriittisille toimijoille, joiden onnistuminen vaikuttaa loppuasiakkaiden kysyntään vastaavan yrityksen onnistumiseen. Tällaisella dynaamisesti toimivalla ja reaaliaikaiseen ennusteeseen toimintansa perustavalla toimitusketjulla on parhaat mahdollisuudet onnistua vastaamaan loppuasiakkaiden vaihtelevaan kysyntään ja olemaan proaktiivinen edessä olevien kysyntäpiikkien kanssa. Myös Kot, Grondys ja Szopa (2011. 153.) toteavat, että sellaisessa toimitusketjussa, jossa kaikki tekevät itsenäisiä ennusteita, kohdataan usein materiaalipuutteita tai ylivarastointia. 2020-luvun toimitusketjun toiminta on digitalisaation tuomia mahdollisuuksia hyödyntävää joukkuepeliä, jossa kaikilla toimijoilla on yhteinen tavoite maantieteellisestä sijainnista tai mistään muustakaan perinteisesti jollain lailla rajoittavaksi koetusta seikasta huolimatta.

Datan, ja sen laadun merkityksestä puhutaan paljon. Digitalisoituvassa toimitusketjussa data onkin kaiken keskiössä. Kaikki toiminta ja suunnitelmat perustuvat siihen tietoon, mitä data yrityksille kertoo. Jos datassa on virheitä, tai se koetaan epäluotettavaksi, koituu siitä merkittäviä ongelmia koko toimitusketjulle. Waters (2011. 101.) nimeää virheellisen datan- tai sen käsittelyn yhdeksi merkittävimmistä toimitusketjuun liittyvistä riskeistä. On siis todella perusteltua sanoa, että käytettävissä olevan datan määrä ja ennen kaikkea sen laatu luotettavuus ovat avainasemassa digitaalisessa ja dynaamisessa toimitusketjussa.

8.3 Ehdotukset Pislä Oy:n varastonohjauksen kehittämiseksi ja tekoälysovelluksen roolin määrittämiseksi

Benton (2013. 88.) linjaa, että varastossa olevia nimikkeitä ei tule kohdella tasa-arvoisesti, vaan eniten arvoa tuottavat nimikkeet tulee priorisoida kaikessa toiminnassa korkeammalle. Myös tämän tutkimuksen tuloksista nähtiin, että ilman nimikkeiden priorisointia varastonohjauksessa päädytään herkästi suurempaan menetettyyn myyntiin. Suunniteltaessa tekoälysovelluksen kehitystä on siis selvää, että nimikkeille tulee pystyä määrittämään prioriteetti luokka, joka huomioidaan ennusteita laadittaessa. Shaprion (2001. 481.) mukaan yksi keino vastata ennakoimattomaan kysyntään ym. epävarmuustekijöihin on määrittää nimikkeille varmuusvarastotasot. Olisi siis

luonnollista, että tekoälysovellus määrittäisi kysynnän ennusteen lisäksi nimikkeille ehdotuksen kunkin ajanhetken varmuusvarastotasosta prioriteettiluokka huomioiden. Varmuusvarasto tulisi suhteuttaa aina kysynnän määrään ja sen mahdolliseen sesonkiin. Varmuusvarastotasoa suunniteltaessa oleellisia tietoja ovat myös nimikkeen hankinta-aika ja -hinta.

On epätodennäköistä, että Pislä Oy:n toiminnassa tekoälysovellus tulee täysin korvaamaan manuaalista varastonohjaukseen liittyvää työtä ainakaan lähitulevaisuudessa, mutta osan se voisi hyvinkin korvata. Juuri nimikkeiden prioriteettiin perustuvia ratkaisuja ja päätöksiä joudutaan varmasti tekemään ostajien toimesta myös jatkossa. Tekoälysovellukselle luonteva ja tärkeä rooli olisi tuottaa SCM-järjestelmään ostajien päätöksenteon tueksi reaaliaikaista ennustetta tulevien kuukausien kysynnästä. Tällä hetkellä käytettävissä ennusteissa ei ole mitään dataan perustuvaa faktaa sesongeista, ja se olisikin yksi tekoälysovelluksen tuomista merkittävimmistä lisäarvoista.

Toteutus vaatisi rajapinnan rakentamisen tekoälysovelluksen ja SCM-järjestelmän välille. Rajapinnan tuli toimia molempiin suuntiin, sillä tekoälysovellus tarvitsee dataa toteutuneesta kysynnästä. Toteutuksesta saatava hyöty liittyisi erityisesti reaaliaikaiseen-, sesongin huomioivaan- ja itse itseään kehittävään ennusteeseen. Toteutuksen avulla voitaisiin lisäksi vähentää manuaalista työtä ja eliminoida siihen liittyviä riskejä.

Tekoälysovelluksen toimintaan liittyvän kehitystyön lisäksi ennen varsinaista käyttöönottoa tulisi toteuttaa pilotointijakso. Tämän jakson aikana selvitettäisiin konkreettisesti lukujen muodossa se, mitä kaikkea lisäarvoa tekoälysovelluksen avulla voitaisiin saavuttaa. Pilotointijaksolle tulisi valita haluttu määrä nimikkeitä ja kullekin nimikkeelle mahdollisimman samankaltainen vastine. Esimerkiksi pilotointijaksolle valittaisiin kaksi samankaltaista sähkösavustinta, joilla olisi jokin minimaalinen ne toisistaan erottava variantti, kuten väri. Toisen sähkösavustimen varastonohjauksesta vastaisi ostajan tukemana tekoälysovellus ja toisen varastonohjaus toteutettaisiin nykyisen mallin mukaisesti. Pilotointijakso toimisi myös hyvänä tilaisuutena määritellä ja testata eri järjestelmien välisiä rajapintoja.

8.4 Yhteenveto johtopäätöksistä

Tekoälysovellusta hyödyntämällä päätäisiin Pislä Oy:n toiminnassa parempaan toimitusvarmuuteen, pystyttäisiin vähentämään manuaalista työtä ja eliminoimaan siihen liittyviä riskejä sekä ennakoimaan nimikkeillä olevia sesonkeja. Ennustetarkkuutta ja saavutetun myynnin maksimointia voitaisiin parantamaa rikastamalla algoritmin käyttämää dataa. On myös syytä olettaa, että algoritmi parantaa ennustetarkkuutta sen myötä, kun saa lisää dataa käsiteltäväkseen. Suosittelen tekoälysovellusta otettavaksi käyttöön osana Pislä Oy:n varastonohjausta ja integroitavaksi ostoehdotuksia laativaan SCM-järjestelmään. Näin ollen hankintoja tehtäessä olisi koko ajan nähtävissä reaaliajassa päivittyvä ennuste nimikkeen kysynnästä, joka huomioisi myös sesongit. Tämän ennusteen avulla pystyttäisiin muokkaamaan hankintaeräkoja ja määrittämään varmuusvarastoja sesonkia vastaavan kysynnän mukaiseksi.

Ennuste tulisi jakaa myös kriittisimpien toimitusketjujen sisällä ja varmistaa tällä keinoin riittävät resurssit kaikilla toimijoilla. Luotettavan ennusteen avulla koko toimitusketjun läpimenoaika saataisiin lyhyemmäksi, sillä kaikki toimijat voisivat pitää myös kysyntään perustuvia varmuusvarastoja itsellään.

9 Pohdinta

9.1 Tutkimuksen lähtökohdat ja keskeisimmät tulokset

Idea opinnäytetyön aiheesta syntyi keväällä 2020, kun Pislä Oy:ssä alkoi ilmetä materiaalipuutteita kevättesongin aikana kysytyissä nimikkeissä. Tutkija toimii Pislä Oy:n logistiikkapäällikkönä. Tutkimuksen tavoitteeksi asetettiin selvittää, että voidaanko tekoälyä hyödyntää nimikkeiden kysynnän ennustamisessa ja varastonohjauksessa. Opinnäytetyötä varten laadittiin Jyväskylän Ammattikorkeakoulun lehtori Tomi Niemisen toimesta tekoälysovellus, joka laatisi ennusteita tutkimukseen valittujen nimikkeiden kysynnästä. Tekoälysovelluksen tuottamia ennusteita tutkittiin niiden ennustetarkkuuden osalta ja lisäksi selvitettiin, että minkälainen vaikutus ennusteilla on

yrittäjien toimitusvarmuuteen ja menetettyyn myyntiin. Keskeisenä tehtävänä oli myös tutkia, kuinka ennusteet havaitsevat nimikkeiden kysynnän kausiluonteisuuden.

Tutkimustuloksista kävi ilmi, että ennusteiden tarkkuus oli niille asetettujen raja-arvojen puitteissa 31 %. Ennustetarkkuudelle asetettuja raja-arvoja voidaan pitää tiukoina, sillä toimeksiantajayrittäjien varastonohjauksen kehittämiseksi asetetut tavoitteet ovat toiminnan nykyiseen tasoon verrattuna erittäin korkeat. Tutkimustulokset eivät kuitenkaan ole näin yksiselitteiset. Niistä voitiin lisäksi havaita, että tekoälysovelluksen tuottamat ennusteet olisivat mahdollistaneet toimeksiantajayrittäjälle toteutunutta paremman toimitusvarmuuden, ja että tekoälysovellus osaa selvästi havaita kysynnän sesonkiluonteisuuden. Tutkimuksen keskeisimpänä johtopäätöksensä todettiin, että tekoälysovelluksen käyttöönottoa suositellaan toimeksiantajayrittäjälle. Bentonin (2013. 88.) mukaan eniten arvoa tuottavat nimikkeet tulee priorisoida toiminnassa muiden nimikkeiden edelle, ja tämä ilmeni myös tutkimuksen tuloksista. Vaikka tekoälysovellus olisi tuottanut paremman toimitusvarmuuden, olisivat materiaali- ja palvelutuotteet kuitenkin realisoituneet toteumaa suurempana menetettynä myyntinä. Tästä syystä käyttöönoton edellytyksenä tekoälysovellukselle tulisi pystyä kertomaan nimikkeen prioriteetti- ja luokitus, jonka se huomioisi ennusteissa.

Tutkimukselle asetettuun tavoitteeseen päästiin, sillä tuloksista havaittiin tekoälysovelluksen soveltuvan käytettäväksi nimikkeiden kysynnän ennustamisessa ja varastonohjauksessa. Tutkimuksen tuloksissa ja johtopäätöksissä ei pystytty kuitenkaan konkretisoimaan selkeästi lukujen valossa sitä hyötyä, jonka tekoälysovelluksen käyttö toimeksiantajayrittäjälle toisi. Keskeisimpänä syynä tähän on tutkimuksen toteuttamiselle määritelty rajallinen aikataulu. Tästä syystä johtopäätöksissä tuotiin erikseen esille ehdotus pilotointijakson toteuttamisesta, jonka avulla hyödyt voitaisiin pukea numeroiksi ja dataan perustuviksi faktoiksi. Pilotointijakso itsessään tarkoittaisi tutkimusaineiston keräämistä vähintään kolmen kuukauden ajalta ja aineiston analysointiin tarvittavaa aikaa.

Opinnäytetyön sisältö tarjoaa uutta ja ajankohtaista tietoa tekoälyn soveltamisesta varastonohjauksessa. Aiheesta on kirjoitettu jonkin verran tieteellisiä artikkeleita,

mutta vastaavia julkisia tutkimuksia on saatavilla melko suppeasti. Tutkimuksen avulla työn tilaaja, eli Pislä Oy voi kehittää omaa varastonohjaustaan ja kysyntänsä ennustamista uuden, ja alati suosiotaan kasvattavan teknologian avulla. Lisäksi opin- näytetyö tarjoaa arvokasta tietoa sellaisten tekoälyalgoritmien kehittämiseen, joita halutaan käyttää nimenomaisesti varastonohjauksessa ja kysynnän ennustamisessa.

9.2 Luotettavuus ja eettisyys

Kuulan (2011) mukaan eettiset kysymykset ovat tavalla tai toisella mukana kaikissa tieteellisissä tutkimuksissa ja niiden jokaisessa vaiheessa. Eettiset kysymykset liittyvät mm. aineiston hankintavaiheeseen, teoreettisen tiedon luotettavuuteen ja tutkimus- tulosten analysointiin. (Kuula, A. 2011. 9). Tätä tutkimusta toteutettaessa kaikki data käsiteltiin ja luovutettiin eteenpäin sellaisena, kuin se järjestelmistä saatiin. Pois lu- kien formaatin muuttamiseen liittyvät muokkaukset. Dataa koostettiin yhteen tiedos- toon useasta eri lähteestä ja tässä kohtaa datan oikeellisuus varmistettiin vielä satun- naisilla pistokoemaisilla vertailuilla alkuperäiseen. Suurta datamassaa ei juurikaan tarkasteltu yksittäisten havaintojen osalta, jotta ne eivät pääsisi vaikuttamaan tutki- jan mielikuvaan niistä. Vasta, kun data oli koostettu yhteen ja visualisoitu kokonai- suudessaan, alettiin syvällisemmin tarkastelemaan sen sisältöä. Visualisointi- ja koon- tinvaiheissa tehtiin useita tarkastuksia lähdedatan ja kaavojen oikeellisuudesta.

Teoreettista tietoa hankittaessa suosittiin ensisijaisesti kirjallisuutta ja tieteellisiä ar- tikkeleita. Aiheen uutuusarvosta johtuen halutunlaista teorian tietoa ei ollut toivotussa määrin saatavilla, liittyen erityisesti tekoälyn soveltamiseen kysynnän ennustami- ssa. Tästä syystä teoriaosio jouduttiin rakentamaan hyvin pitkälti vanhempaa ai- neistoa yhdistelemällä ja soveltamalla sitä haluttuun, uudenaiseen toimintamalliin. Osittain tästä syystä teoriaosio ja lähdeluettelo jäivät kokonaisuudessaan hieman suppeahkoiksi. Teoriaosio sisälsi paljon täysin uutta tietoa tutkijalle, lähinnä Tekoäly- luvun osalta. Edellä mainituista syistä teoriaosio sisältöineen muodostaa vähäisen ris- kin tutkimuksen luotettavuudelle.

Tutkimustuloksia analysoitaessa keskityttiin vain ja ainoastaan dataan, eikä pohdittu mitä tulosten tulisi olla. Totuuden nimissä ennustetarkkuuden toivottiin olevan parempi, mutta tutkimuksessa on pohdittu tulokseen liittyviä syitä ja esitetty kehitystoimenpiteitä tuloksen parantamiseksi. Lisäksi, kuten myös Merilehto (2018. 33.) toteaa, ennustetarkkuuden voidaan odottaa paranevan ajan myötä algoritmin oppiessa runsaamman lähdedatan myötä. Kokonaisuutena opinnäytetyötä ja sen tuloksia johtopäätöksineen voidaan pitää luotettavina.

9.3 Jatkokehitystarpeet

Tutkimuksesta saatujen tulosten ja niistä muodostettujen johtopäätösten perusteella seuraavana askeleena tekoälyn hyödyntämisessä Pisla Oy:n varastonohjauksessa tulisi lähteä suunnittelemaan ja toteuttamaan pilotointijaksoa sekä kehittämään algoritmia. Algoritmin kehittäminen siten, että nimikkeillä olisi prioriteettiluokka on edellytys sen soveltamiselle käytännössä. Pilotointijakso taas on edellytys sille, että tekoälysovelluksen tuomat hyödyt voidaan konkretisoida luvuiksi, ja että järjestelmien väliset rajapinnat saadaan suunniteltua ja testattua huolellisesti. Pilotointijakso myös lisäisi tutkimuksen luotettavuutta, sillä sen aikana nähtäisiin, onko ennustetarkkuudessa tapahtunut muutoksia.

Mielenkiintoisena jatkotutkimusideana voidaan myös nostaa ihmisten suhtautuminen tekoölyyn oman työn tukena, ja ennen kaikkea tekemässä sellaista osuutta omasta työstä, joka on totuttu tekemään itse. Toimeksiantajayrityksen tapauksessa tilanne olisi juuri tämä; tekoälysovellus tulisi tekemään sellaisen osan ostajan työstä, joka on totuttu tekemään omaa ammattitaitoa-, näkemyksiä- ja kokemuksia hyödyntäen. Ihmisellä tulisi jatkossakin olemaan kriittinen rooli Pisla Oy:n varastonohjauksen onnistumisessa, joten myös heidän suhtautumisensa tekoälysovellukseen ja sen tuottamiin ennusteisiin vaikuttaa lopputulokseen. On selvää, että tekoälysovelluksen pilotointi- ja käyttöönottoprojekteissa projektijohtaminen on tärkeässä roolissa, joten myös tällaisessa tilanteessa tarvittava muutosjohtaminen on nostamisen arvoisen maininta jatkokehitystarpeista puhuttaessa. Joka tapauksessa digitalisaatio, tekoäly ja robotisaatio muiden muassa ovat sellaisia tulevaisuuden työskentelytapoihin vaikuttavia tekijöitä, jotka välttämättä muuttavat yritysten toimintoja. Niin kauan,

kun esimerkiksi tekoälysovelluksen rinnalle tarvitaan työskentelemään ihminen, tulee myös johtamisen ja ihmisten välisen vuorovaikutuksen olla osina projektisuunnitelmia ja strategioita.

Lähteet

Aaltonen, M. 2019. Tekoäly – Ihminen ja kone. Helsinki: Alma Talent

Ageron, B., Bentahar, O., Gunasekaran, A., 2020. Digital Supply Chain: Challenges and future directions. Viitattu 13.12.2020.

<https://doi.org/10.1080/16258312.2020.1816361>

Benton, W.C. Jr. 2013. Purchasing and Supply Chain Management. 3. p. New York: McGraw-Hill.

Bertsimas, D., Kallus, N., Hussain, A., 2016. Inventory Management in the Era of Big Data. Viitattu 2.10.2020.

<https://www.mit.edu/~dbertsim/papers/Machine%20Learning%20under%20a%20Modern%20Optimization%20Lens/Inventory%20Management%20in%20the%20Era%20of%20Big%20Data.pdf>

Chatfield, C. 2016. Time-Series Forecasting. Florida: Boca Raton.

Fawcett, S., Ellram, L., Ogden, J. 2007. Supply Chain Management – From vision to implementation. New Jersey: Pearson Education Inc.

Frazelle, E. 2002. Supply Chain Strategy. New York: McGraw-Hill.

Kalekar, P. 2004 Time series Forecasting using Holt-Winters Exponential Smoothing. Viitattu 6.1.2020.

https://www.researchgate.net/profile/Paul_Goodwin/publication/227439091_The_Holt-Winters_Approach_to_Exponential_Smoothing_50_Years_Old_and_Going_Strong/links/0046351dc5a91a08de000000.pdf

Kananen, H., Puolitaival, H. 2019. Tekoäly – Bisneksen uudet työkalut. Helsinki: Alma Talent.

Kot, S., Grondys K., Szopa R. 2011. Theory of inventory management based on demand forecasting. Viitattu 10.10.2020.

<http://yadda.icm.edu.pl/yadda/element/bwmeta1.element.baztech-article-BPC8-0003-0032>

Kuula, A., 2011. Tutkimusetiikka – Aineistojen hankinta, käyttö ja säilytys. Tampere: Osuuskunta Vastapaino.

Montgomery, D., Peck, E., Vining, G. 2012. Introduction to linear regression analysis. 5. p. New Jersey: John Wiley & Sons Inc.

Muckstadt, J., Sapro, A. 2010. Principles of Inventory Management. New York: Springer.

Nyblom, J. 2015. Yleistetyt lineaariset mallit. Jyväskylä: Jyväskylän Yliopisto – Matematiikan ja tilastotieteen laitos. Viitattu 9.1.2021.

<http://users.jyu.fi/~junyblom/JTMprujub.pdf>

Ojasalo, K., Moilanen, T., Ritalahti, J. 2014. Kehittämistyön menetelmät. 2. p. Helsinki: Sanoma Pro.

Ojasalo, K., Moilanen, T., Ritalahti, J. 2015. Kehittämistyön menetelmät – Uudenlaista osaamista liiketoimintaan. 3. -4. p. Helsinki: Sanoma Pro Oy.

Sakki, J. 2014. Tilaus-Toimitusketjun hallinta – Digitalisoitumisen haasteet. 8. p. Vantaa: Ants Tuur: OY Flagella.

Sedkaoui, S., 2018. Data Analytics and Big Data. Lontoo: ISTE Ltd.

Seppälä, T. 2018. Ennustaminen paremmaksi tekoälyllä. Suomen Tuotannonohjausyhdistys ry. Stoori-jäsenlehti. 2018/03. Viitattu 6.1.2021. https://www.etla.fi/wp-content/uploads/STO_lehti_2018_03_sivu_30_Timo_Seppala.pdf

Shapiro, J. 2001. Modeling the Supply Chain. Pacific Grove: Duxbury..

Song, J-S., Houtum, G-J., Mieghem, J. 2020. Viitattu 4.10.2020. Capacity and Inventory Management: Review, Trends, and Projections.

<https://pubsonline.informs.org/doi/pdf/10.1287/msom.2019.0798>

Waters, D. 2011. Supply chain risk management – Vulnerability and resilience in logistics. Lontoo: Kogan Page Limited.