

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL

Majandusteaduskond

Ärikorralduse instituut

Aleksander Eerma

**NÕUDLUSE PROGNOOSIMISE TÄPSUS JA
PARENDAMINE LM KESKUS OÜ NÄITEL**

Bakalaureusetöö

Juhendaja: dotsent Tarvo Niine

Tallinn, 2017

Olen koostanud töö iseseisvalt.

Töö koostamisel kasutatud kõikidele teiste autorite töödele, olulistele seisukohtadele ja andmetele on viidatud.

Aleksander Eerma

.....

(allkiri, kuupäev)

Üliõpilase kood: 155102

Juhendaja dotsent Tarvo Niine:

Töö vastab magistritööle/bakalaureusetööle esitatud nõuetele

.....

(allkiri, kuupäev)

Kaitsmiskomisjoni esimees:

Lubatud kaitsmisele

.....

(ametikoht, nimi, allkiri, kuupäev)

SISUKORD

ABSTRAKT	4
SISSEJUHATUS	5
1. NÕUDLUSE PROGNOOSIMINE	7
1.1. Prognoosimise tehnikad	7
1.2. Varude omamine ja omamiskulud	15
1.3. Prognoosimise täpsus FMCG sektoris	17
2. METOODIKA	19
2.1. Juhtumianalüüsi taust	19
2.1.1. Horeca sektor	19
2.1.2. LM Keskus OÜ	20
2.2. Nõudluse prognoosimise protsess ettevõttes	24
2.3. Lähteülesanne ja valim	26
3. PROGNOOSITÄPSUSE PARENDAMISE ANALÜÜS	28
3.1. Prognoosimise täpsus	28
3.2. Ülejäägist tingitud kulud	31
3.3. Alternatiivne mudel	32
3.4. Järeldused ja ettepanekud	35
KOKKUVÕTE	37
SUMMARY	39
KASUTATUD KIRJANDUS	41

ABSTRAKT

Käesoleva bakalaureusetöö pealkiri on „Nõudluse prognoosimise täpsus ja parendamine LM Keskus OÜ näitel“. HoReCa sektoris on paljude kaupade nõudluse prognoosimine keeruline väljakutse. Ettevõtte LM Keskus OÜ on leidnud, et tänane prognooside täpsus võiks olla parem. Bakalaureusetöö uurimisprobleem väljendub ettevõtte teadmatuses prognoosi ebatäpsuse ning neist tingitud kulude kohta ning kuivõrd saaks neid läbi täpsema prognoosimise vähendada. Töö eesmärgiks oli välja selgitada valitud nelja tooteartikli nõudluse prognooside täpsus, ebatäpsuse vahetud tagajärjed ning välja pakkuda ettevõttele praktilisi lahendusi, kuidas läbi täpsema prognoosimise kulusid vähendada.

Uurimisstrateegia on LM Keskusel põhinev juhtumianalüüsi, mille käigus uuriti ettevõtte nõudluse prognoosimise protsessi ning prognoosivigadest tulenevaid kulusid. Valimis olid ABC analüüsi põhjal valitud neli toodet, milles kaks olid jahutatud ja kaks sügavkülmutatud. Toodete keskmised prognoosivead on järgmised: lihaseise antrekoot – 29%, jahutatud broileri sisefilee – 13%, seaseljakarbonaad – 52%, röstitud broileri kuubikud – 28%. Uurimistöö tulemusena leidis autor, et täna ettevõttes kasutatav prognoosimise mudel sobib rahuldavalt vaid ühe valimis kajastatud toote kohta.

Tulemusena pakkus autor välja regressioonanalüüsil põhineva prognoosimudeli ja leidis, et selle rakendamine röstitud broilerikuubikute nõudluse prognoosimisel vähendaks keskmist prognoosi viga pikas perioodis (12 kuud) hinnanguliselt 13%-ni. Kusjuures esialgse libiseva keskmise mudeli prognoosi viga oli tervelt 36%, ehk vahe on 23%. Tulemuste põhjal pakkus autor muuhulgas välja, et toodet tuleks tellida senise kahenädalase rütmi asemel kord kuus, mida kinnitab ka kulude aspekt. Laiemalt on peamisteks väljakutseteks ettevõttes on vähene suhtlus klientidega ning liiga lihtsakoelise mudeli rakendamine kõikide toodete nõudluse prognoosimiseks. Bakalaureusetöö tulemustele tuginedes saab ettevõtte läbi parema prognoosimise täpsuse oma kulusid optimeerida ning läbi selle positiivselt areneda.

Võtmesõnad: nõudluse prognoosimine, prognoosimise täpsus, ülevarumise kulud, HoReCa sektor, prognoosimise meetodid, regressioon, bakalaureusetööd.

SISSEJUHATUS

Prognoosimine on vajalik eeltingimus enamuse ettevõttega seostuvate tegvuste jaoks. Ilma hinnanguta tuleviku kohta ei ole võimalik planeerida vaha minevate tegevuste kogumit, ega ka vajalikke ressursse, et planeerida, kontrollida ja kujundada neid tegevusi. (Lewis, 2000) Nõudluse prognoosimise eesmärk on selgitada välja ettevõtte toodete hinnanguline nõudlus. Ebatäpne prognoos tähendab kulusid – laokulud, saamata jäänud müügitulud, mis omakorda võib kahjustada ettevõtte konkurentsivõimet turul ja suhteid klientidega. Kauba puudumise tagajärjeks võib olla ka kliendi kaotus. Hea kvaliteet ning tarnekindlus tagab usalduse ja kõrge konkurentsivõime, mis omakorda suurendab firma arenguvõimalusi ning toetab tuleviku eesmäärke. Seega mõjutab nõudluse välja selgitamine ka otseselt klienti. Ettevõtte peab leidma võimalused, et prognoos oleks võimalikult täpne.

Käesolev bakalaureusetöö on üles ehitatud HoReCa sektori prognoosimise täpsuse probleemistikule. Horeca tuleneb inglise keelsetest sõnadest – *Hotel, Restaraunt, Café* (edaspidi horeca). (Encyclopedia.com, 2017) Antud prognoosimise ebatäpsuse probleem ei esine ainult LM Keskus OÜ-ga vaid üldiselt horeca sektoris, sest kiiresti riknevate kaupade nõudlust on raske prognoosida. Juhtumianalüüsi objektiks on käesolevas töös võetud ettevõtte LM Keskus OÜ ja tema nõudluse prognoosimise täpsus. LM Keskus OÜ on hulgikaubandusega tegelev ettevõtte, kes müüb toiduained Eesti horeca sektori ettevõtetele. Tooteartikleid imporditakse erinevatest Euroopa riikidest, aga vahendatakse ka Eestis toodetud kaupu.

Käesoleva lõputöö teema valik tuleneb nõudluse prognoosimise kvaliteedi probleemist ettevõttes. Esineb kauba üleliigset tellimist ning olukordi, kus klientide tellimusi ei saa täita puudujäägi tõttu. Ettevõttes esineb kauba alla omahinna müümist ning koguni utiliseerimist. See omakorda toob kaasa liigseid kulusid. Klientideks on paljud restoranid ja seetõttu on olulisel kohal kauba olemasolu ja tarnekindlus.

Bakalaureusetöö uurimisprobleem väljendub ettevõtte teadmatuses prognoosi ebatäpsuse ning neist tingitud kulude kohta ning kuivõrd saaks neid läbi täpsema prognoosimise vähendada. Töö eesmärgiks oli välja selgitada valitud nelja tooteartikli

nõudluse prognooside täpsus, ebatäpsuse vahetud tagajärjed ning välja pakkuda ettevõttele praktilisi lahendusi, kuidas läbi täpsema prognoosimise kulusid vähendada. Sellega seoses on sihiks vastavalt tulemusele pakkuda ettevõttele praktilise lahendusena alternatiivne prognoosimudel, mis aitab tagada kliendi rahulolu ning toetab ettevõtte ostuprotsesside kvaliteeti. Täpsemalt püstitas autor neli uurimisküsimust:

1. Milline on ettevõttes prognoosimise praktika ning valitud toodete prognooside täpsus?
2. Millised on üleprognoosidest tekkinud liigsete laovarude tekitatud hinnangulised kulud?
3. Milliseid alternatiivseid prognoosimise viise võiks ettevõttele soovitada ja mis oleks nende täpsusklass?
4. Kuidas ja kuivõrd oleks prognoosi ebatäpsusest tulenevaid kulusid võimalik firmas vähendada?

Uurimistöö on jagatud kolme sektsiooni – teoreetiline osa, meetodiline osa ning empiiriline osa. Esimeses peatükis selgitatakse nõudluse prognoosimise olemust, prognoosimise meetodeid ja käsitletakse varudega seotud kulusid. Samuti tuuakse ülevaade prognoosimise täpsusest FMCG ehk kiiresti riknevate kaupade sektoris. Teises peatükis kirjeldatakse töös kasutatud uurimuse meetodid. Selleks antakse ülevaade juhtumianalüüsi objektiks valitud ettevõttest LM Keskus OÜ ning ettevõttes kasutatavast nõudluse prognoosimise protsessist. Kvalitatiivse uuringuna kasutatakse andmeanalüüsi, mis allikaks on ettevõtte andmebaasid. Valim on kirjeldatud peatükis 2.2. Peatüki eesmärk on saada ülevaade nii ettevõttest kui autori uurimistegevustest.

Kolmandas osas on autor välja toonud ettevõttes oleva prognoosimise täpsuse vastavalt valitud toodete lõikes. Seejärel pakub autor välja alternatiivse mudeli nõudluse prognoosimiseks ja selgitab välja, kas kulude vaatenurgast tasub mudel ennast ära. Viimasena pakub autor võimalused prognooside täpsustamiseks ning kulude vähendamiseks.

Ettevõtte LM keskus OÜ soovis, et lõputöös pakutud ettepanekud oleksid realselt rakendatavad, et nende põhjal oleks võimalik kulusid vähendada ning parandada prognoosimise protsessi. Lõputöö autor on ise antud ettevõttes töötanud ning võtab seda kui võimalust aidata ettevõttel optimeerida varudega seotud kulusid ning parandada varude prognoosimist. Autor soovib tänada LM Keskuse omanikke Ain ja Reesi Laansalut, ettevõtte ostu- ja müügidirektor Margit Eermat ja enda juhendajat Tarvo Niinet kannatlikkuse ja abi eest.

1. NÕUDLUSE PROGNOOSIMINE

1.1. Prognoosimise tehnikad

Tänapäeva ettevõtete jaoks on probleemiks tarneahela juhtimine - ehk kontroll materjali liikumise üle tarnijatest kuni lõppklientidele. See probleem on suuremal või väiksemal määral igas majandussektoris. (Axsäter, 2015)

Ettevõtted on pidevalt otsuste ees, mis tuleb teha koheselt. Prognoos on midagi, mis on aluseks otsuste tegemisel ja käikude planeerimisel. Mida täpsem on prognoos, seda paremad on tulemused. Funktsioneeriv prognoosisüsteem on vajalik pidevalt laienevas tarneahela juhtimises, võimaldades ettevõtetel tihti muutuva nõudlusega hakkama saada. Laiem eesmärk on omada vähimat toodete kogust, mis suudab vajadusel nõudluse täita, kuid kuid samal ajal minimaliseerib ostmise ja varustamise kulusid. Nõudluse prognoosimine on hiljuti välja kujunenud termin, et selgitada nõudlust ja selle prognoosi laos olevatele toodetele. (Thomopoulos, 2015)

Leidub kaks peamist põhjust, miks tuleb tooteid tellida ajavaruga, enne kui kliendid neid soovivad. Esiteks on peaaegu alati *lead-time* toodete tellimise aja ja tarnimise aja vahel. Teiseks, tänu teatud tellimise kuludele, peab tihti tellima mitmeid tooteid koos, selle asemel, et tellida üks toode korraga. Nende kahe põhjuse tõttu tuleb prognoosida tuleviku nõudlust. (Axsäter, 2015, 7)

Prognoos on hinnanguline tuleviku nõudlus ning absoluutne nõue varude planeerimiseks. Erandiks võib olla kui toode on tehtud või ostetud tellimise peale. Isegi sellises olukorras on hinnangulised tulevased nõuded vajalikud, et planeerida kogusid ja/või finantse. Täpne prognoos lubab paremat klienditeenindust, samuti paremat varude ja koguste juhtimist. Prognoos võib baseeruda matemaatilistel andmetel ajaloost, subjektiivsetel hinnangutel või mõlema kombinatsioonil. Prognoosid katavad pika, keskmise ja lühikese aja perioodi ja võivad olla väljendatud kõikide toodete põhjal toote kategooriatena või

ükshaaval. Vastavalt ajavahemikule ja grupeeringule võib prognoos olla väljendatud ühikutes või rahas. (Toomey, 2000, 29)

Ainult keskmisest nõudlusest ei piisa, tuleb kindlaks teha kui kõikuv prognoos on. Mida kõikumavam on prognoos, seda suuremat *safety stock*'i on vaja. Seetõttu on vajalik teada ka prognoosi viga, mis on välja toodud standardhälbe või absoluutse hälbega. (Axsäter, 2015)

Prognoosimise meetodite liigitamiseks on erinevaid võimalusi. Üks viis meetodite kategoriseerimiseks on prognoosi tüübi defineerimine sõltuvalt ajaperioodist. Alljärgnev tabel kirjeldab ajaperioodist sõltuvaid prognoosimise meetodeid.

Tabel 1. Ajaperioodist sõltuvad prognoosi meetodid

Prognoosi tüübi kategooria	Ajaperioodist sõltuvad analüüsi andmed	Rakendus (mille prognoosimiseks kasutatakse)	Prognoosi meetodid
Vahetu periood	¼ tundi kuni päev	Elektri nõudluse prognoosimine	Erinevad
Lühiajaline	1 nädal kuni kuu	Kaubanduses ja tööstuses prognoosimine	Ekspponentsiaalne, kaalutud keskmine jne.
Keskmine pikkus	1 kuu kuni aasta	Müügi ja finantsi prognoosimine	Regressioon, aegridade analüüs
Pikaajaline	1 aasta kuni kümnend	Tehnoloogia prognoosimine	<i>Think tank, DELPHI</i> meetodid

Allikas: (Lewis, 2000, 6)

Nõudluse prognoosimise juures on kolm põhilist nõudluse mustrit: horisontaalne, trendist olenev ja hooajaline. Horisontaalne esineb juhul, kui nõudlus ei tõuse ega lange aja jooksul ning keskmine on suhteliselt stabiilne. Trendile vastav muster on juhul, kui nõudlus järk-järgult suureneb või langeb teatud aja perioodi jooksul. Hooajaline esineb juhul, kui nõudlus erineb kuude poolest ning sama muster esineb iga aasta. Tihti on väikese mahulised kaubad horisontaalset tüüpi ja keskmise kuni suure mahulised võivad järgida ühte kolmest nõudluse mustrist. (Thomopoulos, 2015)

Kõige tavalisem ja lihtsam mudel on horisontaalne ehk konstante nõudluse mudel. Nõudluse prognoosimisel on see ilmselt kõige tüüpilisem. Igapäeva nõudlust kirjeldab horisontaalne joon, kus puudub trendil või hooajal põhinev nõudlus. Kuudel kõikumavat nõudlust kirjeldab joon, mis on vastavalt kõrgemal või madalam horisontaalsest joonest ehk

keskmisest. (Thomopoulos, 2015) Konstantne mudel tähendab, et nõudmised erinevatel ajaperioodidel on välja toodud sõltumatute juhuslike kõrvalekalletena keskmisest ning on eeldatavalt aja jooksul stabiilsed. (Axsäter, 2015) Kui horisontaalse mudeli koostamiseks kasutatakse vähimruutude meetodit, siis parameeter N tähistab ajaloos olevat kliendi nõudluse numbrit, mida kasutada prognoosis. Hiljutisi N nõudmisi tähistatakse $x(1), \dots, x(N)$, kus $x(t)$ on nõudlus kuul t , $t=1$ on kõige vanem kuu ja $t=N$ on kõige viimane kuu. Prognoos tulevaseks τ kuuks on

$$f(\tau) = a \quad \tau = 1, 2, \dots \quad (1)$$

kus a on keskmine nõudlus kuu jooksul.

Hinnanguline tase saadakse kui formuleeritaks järgmine avaldis

$$S(e) = \sum_{t=1}^N [x(t) - a]^2 \quad (2)$$

kus $e(t)=[x(t)-a]$ on jääkviga kuu t jaoks. Väärtust tasemel a , mis tagab minimaalse $S(e)$, nimetatakse vähimruutude hinnanguliseks väärtuseks, mis selles situatsioonis muutub

$$a' = \sum_{t=1}^N x(t)/N \quad (3)$$

Prognoos τ tulevaseks kuuks on

$$f(\tau) = a' \quad \tau = 1, 2, \dots \quad (4)$$

(Thomopoulos, 2015, 23-24)

Horisontaalset siluvat (eksponentsiaalset) prognoosi (HSFM- Horizontal Smoothing Forecast Model) kasutatakse juhul, kui prognoosija soovib täiendada prognoosi iga kuu kõige värskema nõudlusega. Seda meetodit nimetatakse tihti ekponentsiaalseks silumiseks. Vaja läheb ainult ühte parameetrit ehk sujuvuse parameetrit, mida tähistatakse α ($0 < \alpha < 1$), kus tavaliselt $\alpha = 0.10$. Selleks, et kasutada seda mudelit oleviku ajaperioodil t , selgitatakse enne hinnanguline tase, $a'(t-1)$ ja säilitatakse sujuvuse parameeter α . Samuti kasutatakse

seda, kui tekib uue nõudluse sisse kandmise vajadus, $x(t)$. Kaks uut väärtust $a'(t-1)$ ja $x(t)$ silutakse järgmiselt:

$$a'(t) = \alpha x(t) + (1 - \alpha)a'(t - 1) \quad (5)$$

Tase muutub hinnanguliseks keskmiseks väärtuseks jooksva kuu suhtes t ja seeläbi prognoos tuleviku kuu jaoks τ on

$$f(\tau) = a'(t) \quad \tau = 1, 2, \dots \quad (6)$$

Probleem tekib, kui nõudluse ajalugu pole saadaval ja prognoosija soovib suuremat alguskuude osakaalu. Sellest hoolimata saab kasutada vastavat mudelit järgnevatel tingimustel: tuleb täpsustada kasutatava parameetri väärtust, α ning vastav mudel varasemale nõudlusele näeb välja järgmine:

$$\alpha(t) = \max(\alpha, 1/t) \quad (7)$$

Ehk nüüd silutud hinnanguline keskmine kuus t on:

$$a' = \alpha(t)x(t) + [1 - \alpha(t)]a'(t - 1) \quad (8)$$

(Thomopoulos, 2015, 32-33)

Paljude toodete nõudlust saab välja tuua konstantse mudeliga, eriti tooted, mis on elutsükli lõpu faasis ja mida kasutatakse regulaarselt. Näiteks hambapasta, paljud tavakasutuses olevad tööriistad, varuosad. Juhul, kui me ei oota trendi või hooajalist nõudluse mustrit, siis on enamasti kasulik kasutada konstantset mudelit. (Axsäter, 2015)

Trendi prognoosimine on keeruline, kuid kasulik viis teada saamaks nõudluse kasvu mingil perioodil. Et valmis olla hinnanguliseks nõudluse kasvuks tulevikus, saab seda selgeks teha eelmiste müügitulemuste ja turu suurenemise abil. Turunduseksperdid kasutavad tavaliselt tulevase nõudluse ja müügi prognoosimiseks trendi prognoosimist. Trendi prognoosimine on kvantitatiivne prognoosimine, mis tähendab, et see toetub praktikale, ehk kindlatele numbritele ettevõtte ajaloost. (Dwilson, 2013)

Trendi mudeli juures võime eeldada, et nagu iga mudeliga, on ka siin esialgne kasvamine ja kahanemise faas. Trendi mudel aitab välja selgitada, millal tekib nõudluse tugev kasv. Toote elutsükli jooksul on tal esialgne kasvufaas ja elutsükli lõpus kahanemise faas. Nende etappide jooksul on normaalne eeldada, et nõudlus järgib trendi mudelit. Vastavalt positiivne trend kasvufaasis ja negatiivne trend lõpufaasis. (Axsäter, 2015)

Trendi mudel jaguneb omakorda. Siin peatükis on autor välja toonud järgnevat kaks trendi mudeli jagunemist - trendi regressioonil põhinev prognoosi mudel ja siluva trendi prognoosi mudeli. Trendi regressioon prognoos (TRF- *Trend Regression Forecast*) moodustab sirge läbi hiljutiste nõudluste ja kuvab selle prognoosina tulevasteks kuudeks. Mudel vajab prognoosi kuvamiseks ühte parameetrit, milleks on N ja mis määrab viimaste kuude nõudluse numbri. Ajaloos olev nõudlus on märgistatud järgmiselt: $x(t)$ on $t=1$ kuni N jaoks. N on ajaloost kuu, kus $t=1$ on vanim kuu. Sellel prognoosi mudelil on kaks koefitsienti, a ja b , kus a lõige punktis $t=0$ ja b on sirge. Vastav sobivus nõudlusele N kuu jooksul on märgitud $f(t)$ järgmiselt valemis 9.

$$f(t) = a + bt \quad \tau = 1 \text{ kuni } N \quad (9)$$

Regressiooni mudel põhineb hinnangulise koefitsiendi leidmisel, mis minimiseerib ruutude summa jääkvea $e(t)$ ajaloo kuudel. Jääkviga vastavate kuude jaoks on:

$$e(t) = [x(t) - f(t)] \quad (10)$$

summa ruudu jääkvead on märgitud $S(e)$, kus

$$S(e) = \sum_{t=1}^N e(t)^2 \quad (11)$$

Arvutused, mida on vaja, et välja selgitada sobiv vähim ruutude summa jääkviga. Minimaalse $S(e)$ jaoks on vaja leida koefitsiendid (a , b), mis rahuldavad kahte järgmist võrrandit:

$$\sum x = aN + b \sum t \quad (12)$$

$$\sum xt = a \sum t + b \sum t^2 \quad (13)$$

Kus summad on $t = 1 \dots N$.

Lahendus koefitsientide jaoks on järgmine:

$$b = [\sum x \sum t - N \sum xt] / [(\sum t)^2 - N \sum t^2] \quad (14)$$

$$a = [\sum x - b \sum t] / N \quad (15)$$

A lõikub punktis $t=0$. Prognoosimisel kasutatakse taset omal kohal ja see väljendab nõudluste keskmist kus $t=N$, ehk hetkel esinev kuu. See on ka lisaks tasand $\tau=0$, kus τ tähistab tulevasi kuid. Sellel eesmärgil lõikepunkt a muudetakse a' -ks järgmiselt:

$$a' = a + Nb \quad (16)$$

Prognoos tulevaseks kuuks τ tuleb,

$$f(\tau) = a' + b\tau \quad \tau = 1, 2, \dots \quad (17)$$

(Thomopoulous, 2015, 41-42)

Trendi (eksponentsiaalne) siluv prognoosi mudel (TSFM- Trend Smoothing Forecast Model) on järjekordne populaarne võimalus nõudluse prognoosimiseks, mis sisaldab trendi komponenti. Prognoosi mudel kuul t tuleviku kuu τ jaoks formuleeritakse järgmiselt:

$$f(\tau) = a(t) + b(t)\tau \quad \tau = 1, 2, \dots \quad (18)$$

Koefitsiendid on järgmised:

$a(t)$ = hinnanguline tase kuul t

$b(t)$ = hinnanguline nõlv/sirge kuul t

Mudel vajab kahte parameetrit: α = sujuvuse parameeter taseme jaoks ja β = sujuvuse parameeter sirge jaoks. Jooksev kuu on märgitud t -ga ja hinnangulised tõus ja sirge eelneva kuu jaoks on märgitud $a(t-1)$ ja $b(t-1)$. Kuul t , vastavalt jooksva kuu nõudluse sissekanne on märgitud $x(t)$ -na. Iga kuu möödudes hinnangulist taset ja sirget redigeeritakse vastavalt:

$$a(t) = \alpha[x(t)] + (1 - \alpha)[a(t - 1) + b(t - 1)] \quad (19)$$

$$b(t) = \beta[a(t) - a(t - 1)] + (1 - \beta)[b(t - 1)] \quad (20)$$

(Thomopoulous, 2015, 49-50)

Hooajalist prognoosi on vaja, kui nõudlus aasta jooksul on tsükliline nagu näiteks õhemate riiete vajadus suveks, talveriiete vajadus talveks, koolitarvete nõudluse kasv hilissuvel, golfipallide nõudlus suvel, külmetusravimite nõudlus talvel ja päikese prillide nõudlus suvel. Hooajalisusele saab läheneda kahe erineva mudeliga: seasonal smoothing multiplicative ja seasonal smoothing additive mudel. Kõige levinum on mudeli kasutamine kui nõudlus on 12 kuud.

Hooajalist (eksponentsiaalne) multiplikatiivset mudelit (SMM - *Seasonal Multiplicative Model*) kasutatakse juhul, kui nõudlus on tsüklilise mustriiga aastast aastasse nagu ujumisriiete nõudluse kasv suvekuudel. Sellist nõudluse voolu kutsutakse hooajaliseks nõudluse mustriks, mis sisaldab endas hooajalise ja trendi mudeli osasid. Prognoosi mudel tulevaseks τ -ta kuuks t seisuga on järgmine:

$$f(\tau) = (a + b\tau)r(t + \tau) \quad \tau = 1, 2, \dots \quad (21)$$

kus t on jooksev kuu, a on jooksva kuu tase, b on sirge ja $r(t + \tau)$ on hooajaline suhe tulevaseks τ kuuks. Aluseks olevat trendi hooajalises mustris mõõdetakse $(a+b\tau)$ abil. Hooajalisuse suhted täpsustavad, kuidas oodatav nõudlus erineb vastavalt trendidele. Kokkuvõttes on 12 iseseisvat hooajalist tegurit, $r(1), \dots, r(12)$ iga eraldi kuu jaoks, mis korduvad igal aastal. Hooajalisuse suhtel on keskmine üks ja kõik on suuremad kui null. Kui $r(t)=1.00$, oodatav nõudlus kuus t jaoks on sama mis trend. Kui $r(t)>1$, siis oodatav nõudlus kuu t jaoks on suurem kui trend ja kui $r(t)<1$, siis oodatav nõudlus on väiksem kui trend. Mudelil on kaks faasi, alustamine ja redigeerimine. (Thomopoulos, 2015, 59-60)

Hooajaline lisandmudel (SAM- Seasonal Additive Model) on peaaegu sama nagu multiplikatiivne mudel. Ta kasutab hooajaliste tegurite asemel hooajalist kasvu, mis on siis väljendatud kas positiivse või negatiivsena. Ka sellel mudelil on alustamise ja redigeerimise sammud. (Thomopoulos, 2015, 67)

Hooajalist lisandmudelit rakendatakse kampaania nõudluse prognoosimiseks. Kampaaniad on erinevaid, nagu näiteks allahindlus, osta üks, saad teise tasuta, vähem populaarsete kaupade müük ja ilma sissemakseta toote ostmisvõimalus. Need esinevad kui tarnijatel või ladudel on hinnastiimul, mis ahvatleb kliente ostma tihedamini või suuremates kogustes. Kampaanial on tavaliselt algus- ja lõpukuupäev ning nendel aegadel on nõudlus

suurem kui tavaliselt. Tänu sellele tekivad nõudluse ajaloos suured kõikumised, mis muudavad prognoosimudeli kasutamise keerukamaks.

Kampaaniatel põhinev horisontaalne mudel (PHM- Promotion Horizontal Model) põhineb viimastel N nõudluse kuudel ja kampaania ajalool. Vajaduste märke on $x(t)$ ja kampaaniad on $p(t)$ $t=1$ jaoks kuni N - ni, kus $t=1$ on vanim kuu ja $t=N$ on jooksev kuu. Mudel on kirjeldatud valemiga 22:

$$f(t) = a + cp(t) \quad (22)$$

kus $f(t)$ on sobiv väärtus ajaloo olevale kuule t ja $p(t)$ vastav kampaania määr.

Kaks koefitsienti a ja c , kus a on hinnanguline tase ja c kampaania koefitsient. Mudeli kasutamiseks tuleb samuti läbi viia alustamise ja hiljem redigeerimise ehk lõpetamisefaas. (Thomopoulos, 2015, 71-72)

Kampaaniapõhist prognoosimist (PTM - Promotion Trend Model) laiendatakse trendi faktoriga. Mudel lähtub nõudlusest, mis muutub populaarsemaks (trendikamaks). Ehk populaarsus tõuseb või langeb pikas perspektiivis ning perioodiliselt. Vastava mudeli valem on järgmine:

$$f(t) = a + bt + cp(t) \quad (23)$$

kus $f(t)$ on sobiv väärtus ajaloo kuu t jaoks ja $p(t)$ on kampaania mõõt/määr kuul t . Koefitsiendid on a , b , c , kus a lõikub punktis $t=0$, b on langus koefitsient ja c promo ehk kampaania kordaja. Nagu eelmistelgi, on sellel mudelil kaks faasi. Alustamise faas kasutab regressiooni, et hinnata kordajaid ja redigeerimise faas kasutab silumist. (Thomopoulos, 2015, 78-79)

Kui vaadata kolme põhilist nõudluse prognoosimise mustrit, on arusaadav, et üks on teisest üldisem, ehk laiema haardega. Võib tunduda, et lihtsam on kasutada kõige üldisemat mudelit, kuigi see nii pole. Üldisem nõudluse mudel hõlmab rohkemaid parameetreid, mida tuleb arvesse võtta. Kõrvalekallete suurenedes muutuvad ka parameetrid ebatäpsemaks ja seetõttu võib olla efektiivsem kasutada lihtsalt nõudluse prognoosimise mudelit väheste parameetritega. Üldisema mudeli kasutamist peab vältima juhul, kui selle kasutamine ei anna positiivseid eeliseid. (Axsäter, 2015)

1.2. Varude omamine ja omamiskulud

Enamus ettevõtteid omavad varusid. Varud hõlmavad ettevõtte tooraineid, pooleli olevaid tooteid, kaupa, mida kasutatakse ettevõtte tegemistes ja valmistoodangut. Varudeks võib lugeda midagi lihtsat, nagu klaasipuhastusvahendit, mida kasutatakse ettevõtte hooldamisel või näiteks toiduained, kuid ka midagi keerulist nagu tooraine ja varuosad mingis tootmisprotsessis. (Muller, 2003)

Varude omamine on kallis, sest see kujutab endast seisvat kapitali. Varudega kaasnevad ladustamise kulud, kindlustuskulud, pakendamine, kauba riknemisega seotud kulud ja halduskulud. Vaatamata sellele hoiavad organisatsioonid varusid. Põhjus on lihtne - varud pehmedavad tarnimise ja nõudluse vahelist suhet (joonis 1). Probleemide tekkimisel suudavad varud rahuldada esmase nõudluse. (Waters, 2003, 7-8) Ettevõtted hoiavad varusid selleks, et:

- hakkama saada nõudlusega, mis on oodatust suurem,
- kompenseerida tarnijalt ostetud kaupa, mis on liialt väike või viibib,
- kompenseerida komplekteerimiselt tekkinud vigasid,
- kompenseerida viibinud nõudlust,
- oleks võimalik kasu lõigata allahindlusest suurte koguste pealt,
- et oleks võimalik esitada täistellimusi ja vähendada transpordikulusid,

(Ibid, 8)

Varud küll pehmedavad prognoosimisest ja ebamäärasusest tekkinud kõikumisi, kuid nende omamisega on seotud ka kulud. Varude omamisel võib välja tuua kolm põhilist kulukategooriat:

1. **Ladustamise kulud.** Need kulud erinevad märgatavalt sõltuvalt ettevõtte tüübist ning varude suurusest. See kulukategooria sisaldab endas kulusid ruumi, inimeste ja varustuse eest, millega kaupa lattu ning vastavalt laost minema toimetada. (Aiello, 2008) Kulud olenevad sellest, kas ettevõtte tegeleb toidukaupade, tarbekaupade või näiteks kallite kellade müügiga. Eriti hakkavad tõusma ladustamise kulud, kui ettevõttele tellitud kauba kogus on suurem kui klientide nõudlus. (Muckstadt, Sapra, 2010, 13)

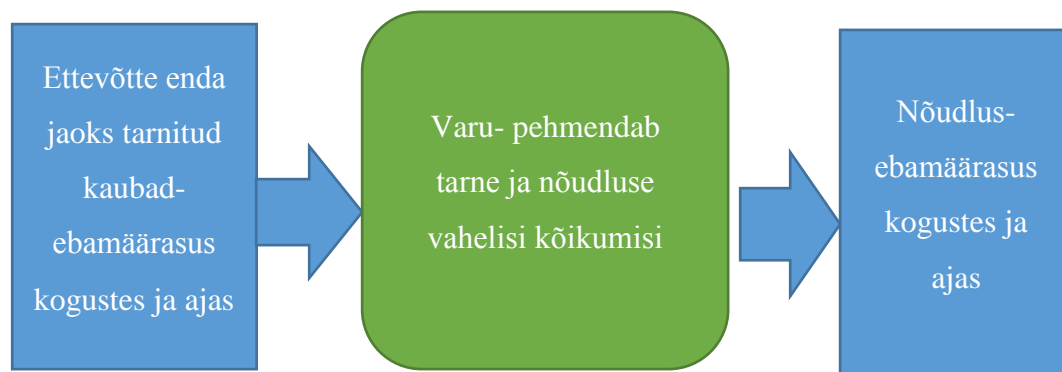
2. **Kulu kauba enda eest ehk kapitali kulud.** Igal ettevõttel, kes omab varusid, on mingi raha kauba all kinni. Kui kaup seisab ja seda ei müüda, tähendab see jällegi kulusid. Kauba pikaajalise seismise asemel oleks võimalik toodete eest olevaid vahendeid otstarbekamalt kasutada.

3. **Riskidega seotud kulud:**

Varude omamisega käib kaasas ka omajagu riske. Kaup võib vananeda, rikneda, kahjustada saada ning on olemas ka varguse oht. Sellisteks juhtudeks on enamasti kindlustus, kuid ka see on omaette kulu. (Muckstadt, Sapra, 2010)

Ohud mis võivad kaasned kaubavaru omamisega on järgmised:

- **Nõudluse puudumine:** See võib juhtuda kui toode on oma elutsükli lõpus ja kliendid ei soovi seda enam osta. Samuti, kui klient kauba jaoks on olemas, aga kaupa on liialt tellitud ja seetõttu nõudlus puudub. Olenevalt tootest, kui ta on seisnud kauem kui aasta, tuleks ta kasutiseerida või odavamaga maha müüa. (Ibid.)
- **Kauba riknemine**
- **Tehnika vananemine:** Tehnika, millega tooteid käsitatakse vananeb, seetõttu tuleb kontrollida ega tooted pole oma elutsükli lõpus. (Ibid.)



Joonis 1. Varude vajadus

Allikas: (Waters, 2003, 9)

Varude ülejäägiga seotud kulud esinevad ettevõtetel tihedamini kui puudujäägist tulenevad kulud. Iga ettevõtte soovib klientide nõudlusi rahuldada. Olukorda, kus ladu täiesti täis, ei soovitata siiski saavutada. Liiga suured laovarud ei ole kasulikud, sest sellega seoses on vaja ruumi, kuhu varud ladustada ja raha mille eest kaup osta. Lisaks hoiavad suured varud enda all kinni ettevõtte raha, mida saaks kasutada optimaalsemalt ja teistel eesmärkidel.

Samuti suurenevad kindlustus- ja kaubakäsitluskulud ning ettevõtte vajab rohkem tööjõudu, et hakkama saada varude kontrolli ja kauba käsitlesega. Ka ei tähenda, et suurte varudega kaasneb kliendirahuolu. Ainuke võimalus, kuidas tagada kliendi täielik rahuolu, on prognoosida absoluutse täpsusega kliendi tulevane nõudlus, mis on võimatu. Ettevõtte kasumlikkust silmas pidades tuleks hoida varusid optimaalsena ja võimalikult väikeste kuludega. (Mercado, 2008) Kui ettevõttel on varude ülejääk, väljendub see maha kandmise kuludes. Samuti säilimiskuupäeva lähenedes müüakse kaup allahindlusega ning ka sealt tuleb ettevõttele kahjum vastavalt sellele, kui palju toode maksis ja kui odavalt ta allahindluse käigus müüakse.

Varude puudujäägiga seotud kulud võivad olla pikemas perspektiivis isegi suuremad kui ülejäägi kulud. Juhul, kui ettevõttel pole piisavalt vahendeid laos, suurendab see kliendi rahulolematust. Kui kaupa pole, läheb klient konkurendi juurde ja tellib kauba tema käest. Kui puudujääk esineb tihti, siis sellega ei kaasne mitte ainult tellimuse kaotamist, vaid isegi kliendi kaotamist. See tähendab aga pikemas perspektiivis ettevõttele suuri saamata jäänud tulusid. (Aiello, 2008)

Tootjate jaoks võib laos olev puudujääk tähendada tootmise seiskumist ja viibivaid saadetisi, mis omakorda väljendub rahulolematute klientide näol. Isegi kui ollakse võimelised hoidma kulud väiksena, siis tõenäoliselt ei suudeta klientide vajadusi rahuldada õigeaegselt. See muutub edasi tulevikus saamata jäänud müügiks. Toote puudumine sellel hetkel, kui neid vaja on, omakorda suurendab transpordi kulusid, kui neid hiljem järgi saadetakse. Selline olukord pole jällegi kasulik. (Mercado, 2008) Kui aga ettevõttel jääb kliendi tellimus täitmata, kaasnevad sellega lisakulud: hinnaalandus viibinud tellimuste eest, kaubakäsitlese ja transpordi eest. Kuna neid kulusid on raske hinnata, siis on levinud teenuse või toote hinna vähendamine. (Axsäter, 2015)

1.3. Prognoosimise täpsus FMCG sektoris

FMCG tuleneb inglisekeelsest terminist *Fast Moving Consumer Goods*. (Encyclopedia, 2017) FMCG ehk tihedalt ostetud olulised või mitteolulised kaubad, nagu toidukaubad, liha, tarbekaubad, karastusjoogid. (Businessdictionary, 2017) See tähendab kiiresti riknevaid toidukaupu, mida müüakse jaemüügikettides.

Fast Moving Consumer Goods ehk kiiresti riknevate kaupade sektor on tõusuteel ning hinnanguliselt tõuseb nende osakaal majanduses ka järgmiste aastakümnete jooksul. Seoses sellega muutuvad klientide eelistused, jaemüügi formaadid ning suureneb maaelu tendents. (Giunipero et al, 1996). FMCG tööstus on tihedalt seotud tarneahela ja logistika haldamisega tehaste ja klientide vahel. Tarneahela lülide koostöö on oluline, et tagada kliendi rahulolu paremini, kiiremini ja väiksemate kuludega. (Lambert et al, 2000)

Paljud tööstused, kaasa arvatud FMCG sektori soovivad täpsemat nõudluse prognoosi. (Sayed et al, 2009) Fookus FMCG tööstusele teadlaste poolt on väike. Peamisteks põhjusteks on: FMCG omadused, vilets prognoosi täpsus, spetsialiseerituse puudumine, sobimatud prognoosimise meetodid, suurte andmetega muutuv turg, lühiajaline äri planeerimine, turu abil toodete müügi surumine. (Chopra, Meindel, 2007)

Teisest küljest, edukal nõudluse prognoosil on tähtis roll tarneahela protsessides ja hulgi- ja jaemüüjate varude planeerimises. (Huang et al, 2014) See mõjutab otseselt olulisi tulemuslikkuse näitajaid nagu: varude kate, varude puudujääk, tellimuse täitmise tegur, mahu kasutamine, varude tasemed. (Sayed et al, 2009)

FMCG sektori prognoosimise meetodid on endiselt samad nagu teiste toodete omad. Tuginedes Vayvay et al, 2013 uuringule “Forecasting techniques in fast moving consumer goods supply chain: a model proposal”, siis prognoosimise meetoditest, millega selgitada seisma jäänud/riksenud toodete arvu, on kõige väiksema vea või kõikumisega regressioon analüüs. (Vayvay et al, 2013)

Tabel 2. Liisunud toodete arvutamise mudelid

Meetod	Keskmine prognoosi viga
Libisev keskmine	34,6%
Ekspponentsiaalne silumine	26,7%
Regressioon analüüs	18,3%

Allikas: koostatud autori poolt tuginedes Vayvay et al, 2013

Põhiliseks probleemiks FMCG sektoris ja tarneahelas on informatsiooni nappus. Ettevõtted on hakanud aru saama informatsiooni jagamise olulisusest ja sellest, kui vajalik on tarneahela lülidel integreerumine. Kuigi selline algatus vähendab nõudluse prognoosimise viga, siis vaatamata sellele ei ole võimalik prognoosi viga kaotada. (Carbonneau, Laframboise & Vahidov, 2008)

2. METOODIKA

2.1. Juhtumianalüüsi taust

2.1.1. Horeca sektor

2015. aasta Statistikaameti andmete põhjal tegutses toidu ja joogi serveerimisega 1957 ettevõtet, kes moodustasid Eesti horeca sektori. Nende osakaal moodustas kogu majutus ja toitlustussektorist tervelt 72%. 74% 1957-st ettevõttest olid 1-9 inimesega väikeettevõtted. (Statistikaamet, 2017)

Enamasti ei ole toitlustusteenuse pakkujatel suuri laoruume jahe- ja sügavkülmakaupade ladustamiseks, ehk nende tellimissagedus suur ning laovarude üle-või puudujäägi risk on hulгимүүjate kanda. Samas võivad tehingu maksumused sõltuvalt toodetest olla kõrged ja realiseerimisajad lühikesed, mistõttu on oluline ostude, müükide ja kasutuses olevate kaubagruppide põhjalik analüüs ja sellest lähtuv laovarude planeerimine. Eriti suurt tähelepanu vajavad kiiresti riknevad toidukaubad. Samuti tuleb arvestada veel turuolukorraga, et olla hinnas konkurentsivõimeline. (Canning, Brennan, McDowell, 2011, 19-22)

Põhiliseks ostukäitumist mõjutavaks teguriks toitlustusteenuse pakkuja ostuotsusel on menüü, mis määrab vajalikud toorained. Menüüd omakorda mõjutavad hooajalisus (talvel jõulud, suvel grillimine), missioon, peakokk ning lähenemisviis. Menüüst, hindadest, ajaperioodist sõltub omakorda toitlustusettevõtte küllastajate arv, mille tulemusena kujuneb toorainete vajadusest tuletatud nõudlus hulгимүүjatele. Sellest tulenevalt peab ka hulгимүүja arvestama laovarude planeerimisel kõikide eeltoodud aspektidega.

Suurimaks proovikiviks ongi hulгимүүjatel nõudluse prognoosimine. Suured prognoosi ebatäpsused tulenevad klientide pidevast sortimendi muutusest. Seetõttu nõudluse raske prognoosimine laiub kõikidel horeca sektori kliendisegменти teenindavatel ettevõtetel. Antud näitenda teeb autor analüüsi LM Keskus OÜ põhjal, kes samuti tegeleb horeca sektori klientide teenindamisega.

2.1.2. LM Keskus OÜ

Käesolevas peatükis kirjeldab autor ettevõtet LM Keskus OÜ ning vastava ettevõtte prognoosimise täpsust ning sellega seotud kulusid. Peatüki eesmärk on anda ülevaade, mis on ettevõttes hetkeolukord ja selgitada prognoosimise protsessi. Autor tugineb ettevõtte avalikule informatsioonile ning ettevõttesisesele infole andmebaasidest.

LM Keskus OÜ on eesti kapitalil põhinev pereettevõtte, mis loodi aastal 1993. Äritegevust alustati elusloomade ekspordiga Poola. 1994. aastal hakkas ettevõtte importima Eestisse liha ja müüma seda tööstustele, kaubanduskettidele ning horeca ettevõtetele. Aastatega vähenes kliendibaasis tööstuste ja kaubanduskettide osakaal ning suurenes horeca ettevõtete osa. 2002. aastal ehitati välja sügavkülmutatud ja jahutatud kaupade laod ning 2005. aastal alustati logistika osas koostööd Nordnet OÜ-ga, kes on logistikapartner tänaseni hoiustades sügavkülma-kaupa ning teostades vedusid üle Eesti.

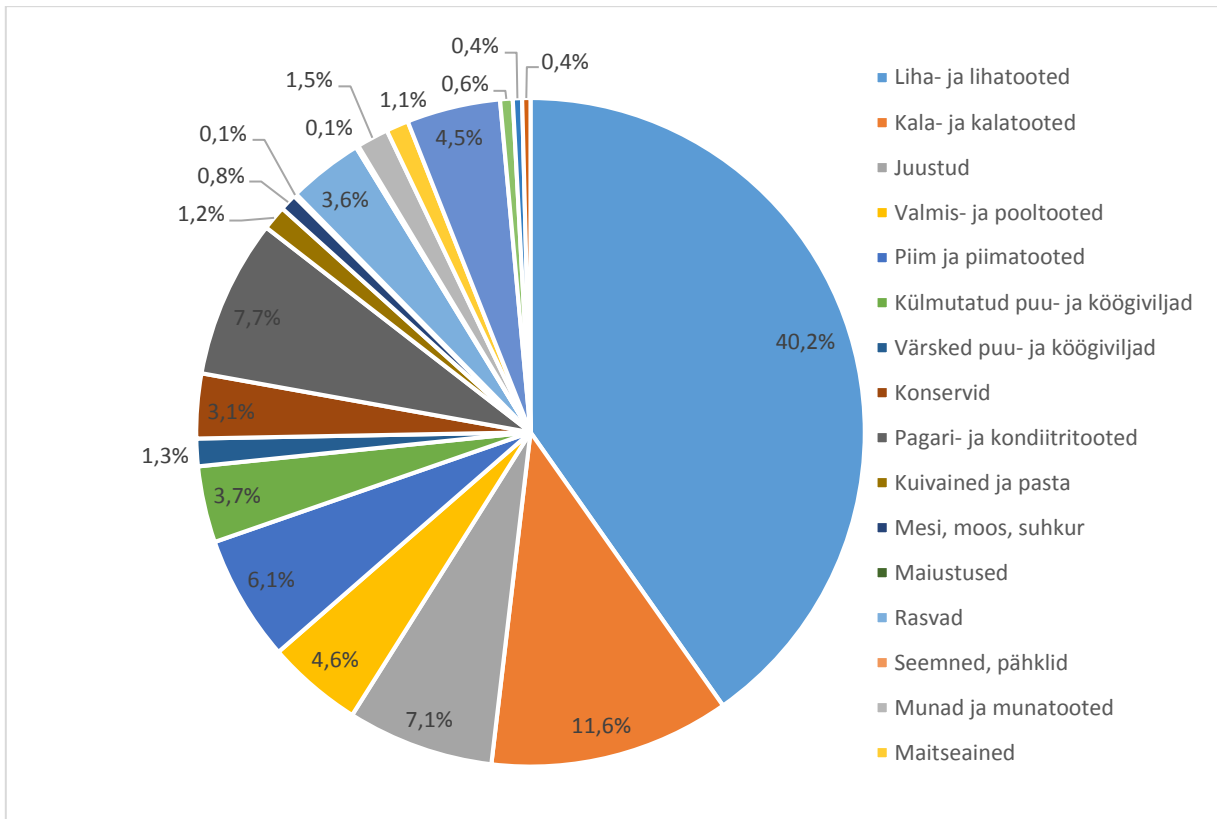
Aastal 2006 keskendus ettevõtte 100%-liselt horeca ettevõtete teenindamisele. Täna on ettevõttel ca 100 koostööpartnerit Eestist ja Euroopa Liidust, ca 50% vahendatavast kaubast ostetakse Euroopast ja 50% ulatuses vahendatakse kohalike tootjate ja maaletootjate toodangut. Ettevõtte kliendibaasi moodustab ca 700 Eesti horeca ettevõtet üle Eesti (restoranid, hotellid, catering, kohvikud, baarid, suursöögid). Tarnet teostatakse sõltuvalt piirkonnast kuni 7 päeval nädalas.

Täna tegutseb ettevõtte Tallinnas Peterburi tee 2f asuvas kontoris. Kuni 2016. aasta kevadeni hoiustas LM Keskus sügavkülma-kaupa logistikapartner Nordnet OÜ sügavkülmladudes ja jahekaupa enda laos. Alates 2017 maikuust ladustatakse kogu kaupa Nordneti laos ning logistikateenust seehulgas kauba vedu üle Eesti, osutab Nordnet OÜ. Tallinna kliente teenindatakse kaks korda päevas ning ülejäänud Eesti piirkondi vastavalt välja töötatud tarnegraafikule, milles on lähtunud klientide paiknemise tihedusest ja teenindamisvajadusest.

Ettevõtte tootesortimendis on kokku pea 3000 tooteartiklit. Tooted jagunevad laoseisuga ja ettetellitavateks kaupadeks. Ettetellimisaeg sõltub vastava toote iseloomust ning tarnija võimekusest. Igale tootele omane tellimisinfo on kantud tootekaardile ning seda näeb ka klient e-tellimiskeskonnas.

Igale kliendile pakutav teenus koostatakse vastavalt kliendi soovile. Ettevõtte kõige olulisemaks kaubagrupiks on liha ja lihatooted, mis moodustavad vastavalt 22% ja 19% müügitulust. Sellele järgnevad kala- ja kalatooted ning juustud 12% ja 7%.

Terviklikku sortimendi ja kaubagruppide osakaalu ja ülevaadet kirjeldab joonisel 3 toodud diagramm.

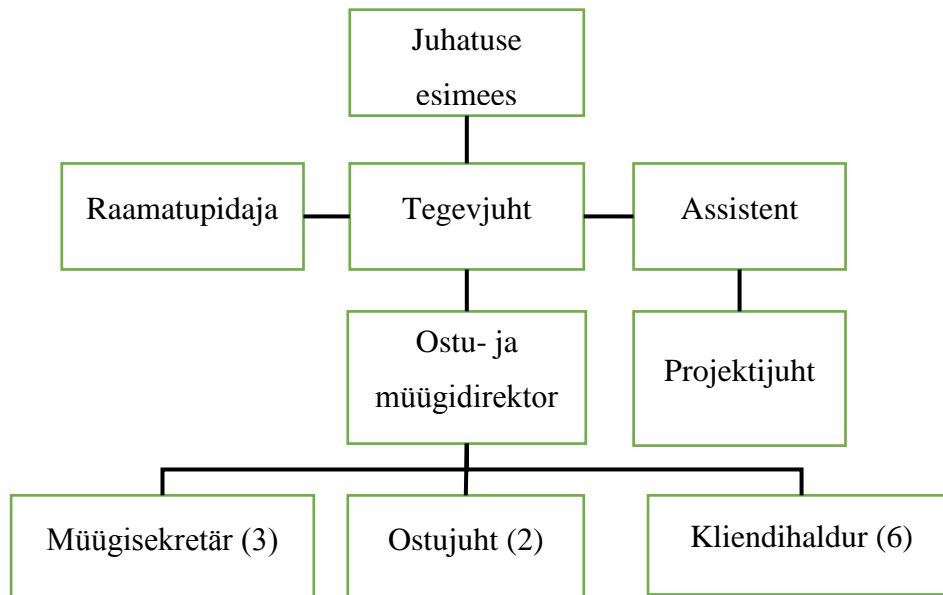


Joonis 2. LM Keskus OÜ kaubagruppide osakaal müügitulust

Allikas: koostatud autori poolt

LM Keskuses OÜ meeskonnas töötab 17 inimest. Meeskonda kuuluvad kliendihaldurid, müügisekretärid, ostujuhid, raamatupidaja, assistendid ja juhtkond. Juhtkonna moodustavad juhatuse esimees, tegevjuht ja ostu- ja müügidirektor. Nende ülesandeks on tagada organisatsiooni pidev, jätkusuutlik ja õigesuunaline areng. Raamatupidaja allub tegevjuhile ning tema vastutab klientidelt raha laekumise eest ja õigeaegse arvete tasumise eest hankijatele.

Ostu- ja müügiosakonda juhib ühiselt ostu- ja müügidirektor, kes on otseseks juhiks mõlema ettevõtte olulisema osakonna töötajatele. Täpsema ülevaate struktuurist ning alluvussuhetest annab alljärgnev joonis 3.

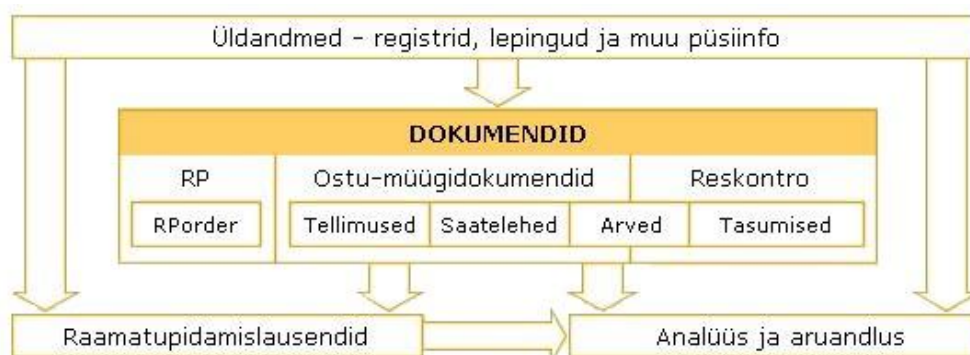


Joonis 3. LM Keskuse OÜ struktuur

Allikas: koostatud autori poolt

Ostuosakonda kuulub kaks ostujuhti. Mõlema ostujuhi hallata on kindlad kaubagrupid, mille puhul on kohustus tagada piisavad laovarud, suhelda hankijatega ning leida vajadusel uusi ja alternatiivseid tooteid. Müügiosakond koosneb kliendihalduritest (6 inimest) ning müügisekretäridest (3 inimest). Kliendihaldurite ülesandeks on uute klientide leidmine ja olemasolevate hoidmine ning teenindamine. Klienditeeninduse kõrgemaks tasemeks viivad kliendihaldurid vajadusel oma klientidele järgi ka kaupa, mis saabus hiljem, kui kaupa komplekteeriti või jäi muul põhjusel üldtellimusest maha. Müügisekretärid võtavad vastu tellimusi telefoni teel ja sisestavad emailiga tehtud tellimusi. Ka tegelevad nad kliendipoolsete reklamatsioonide käsitlemisega, vormistavad programmis kauba sissetuleku ning annavad sisendi kaupade komplekteerimiseks.

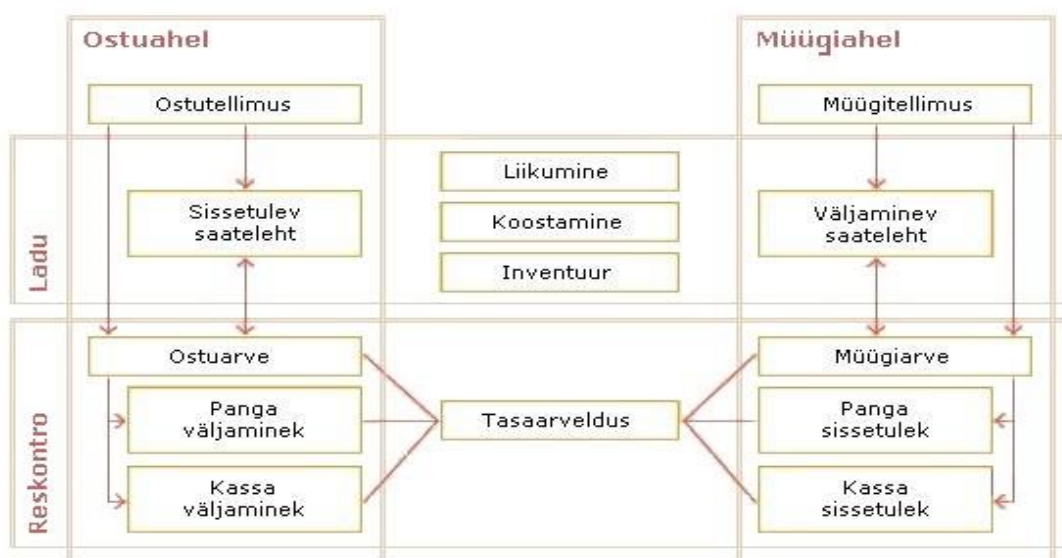
Ettevõtte kasutab oma laovarude, kulude ja prognooside haldamiseks majandustarkvara SAF. Sarnaselt teistele programmidele võimaldab ka SAF teha erinevaid operatsioone andmetega. Programm on ette nähtud tööks andmetega. Järgnev joonis 4 kirjeldab SAF-is sisalduvate andmete struktuuri.



Joonis 4. SAF tarkvara andmete struktuur

Allikas: SAF tarkvara kodulehekülg

LM Keskus kasutab SAF tarkvara põhilise programmina millega andmeid töödeldakse. See sisaldab endast laoandmetega töötlust, ostu- ja müügitellimusi ja arveid. Infosüsteemil on võrdlemisi tavapärase funktsionaalsus. Lähteandmed sisestatakse dokumentidena, milleks on tellimused, ostud, müügid jne. Nende koostamisel kasutatakse üldandmete registreid (kliendid, kaubad, hinnakirjad, maksud, valuutad jne). Ostu-müügiga seotud dokumendid liiguvad edasi reskontrosse, kus toimub kohustuste jälgimine ja laekumiste arvestus. Dokumentidest tekivad raamatupidamiskanded, mille alusel toimub firma finantsanalüüs ja aruandlus. Süsteemis sisalduvate dokumentide eriliigid ja seosed on detailsemalt kujutatud järgnevalt joonisel 5.



Joonis 5. SAF süsteemi dokumentide eriliigid ja seosed

Allikas: SAF tarkvara kodulehekülg

Vastavalt LM Keskuse vajadustele on süsteem sätestatud nii, et näha oleks reaalaajas laoseis. Antud tulemustele vastavalt selgub, kas tuleb teatud toodet tellida või mitte. Samuti kuvab antud programm, kas ja kui palju on mingi toote kohta müügikäive.

2.2. Nõudluse prognoosimise protsess ettevõttes

LM Keskus nõudluse prognoosimise protsess on käesoleval hetkel üsna lihtne. Ettevõttes kasutatakse üheks nõudluse prognoosimise vahendiks SAF tarkvara. Infosüsteemi on sisestatud vastav valem/mudel, mis prognoosib vajalike laovarude hulka ning kuvab laoseisu. Laovarude haldamine ja toodete tellimine on ostujuhtide ülesandeks. Ostujuhid juhenduvad hinnangulisest prognoosist, mis on tehtud vastavalt lihtsale prognoosimise mudelile. Süsteemis saab valida perioodi, millest prognoos oleneb. Kuvatud joonisel 6.

Kaup. algus	01.03.2017	Kuup. lõpp	09.05.2017
Tarneaeg algus	09.05.2017	Tarneaeg lõpp	14.05.2017
Hankjad		Hankjagrupid	
Artiklid		Artikligrupid	100 Broileriliha
Laod	600,605	Ainult alla kriitilise koguse	Ei
Laoseis	Kõik	Müük	Kõik
Laoseisuta artiklid	Kõik	Näidata 0 ridu	Ei
Tarnekuupäev	09.05.2017	Saabumiskuupäev	09.05.2017
Tarneladu	600	Näita arhiveeritud tooteid	Ei

Kauba k	Hankija	Kauba nimetus eesti keeles	Kau	Ostuhind	Ostutel	Müügitel	Vaba laos	Laoseis	Müüdud k	Soovitan tellida	Tellin	Ühik
01051	876052	Broileripoolkoib jahut. 3kg*4 vaak/p	Chi	1,350					7,88			kg
01520	876103	Broilerifilee jahut. ca 3kg*4 vaak/p	Chi	3,750					61,86			kg
0167	876031	Broileritib 3-osaline jahut. 3kg*4 vaak/	Chi	1,950					5,70			kg
10062	g13.EE1	Broilerikintsuliha kondita,nahata jahut.	Chi	2,600	40,00	25,00	-22,50	2,50	1377,50	36,21		kg
10063	g03.EE1	Broilerifilee jahut. sisefileega (180+)	2,Chi	3,400	80,00	50,00	107,50	157,50	2577,50			kg

Joonis 6. SAF süsteemi prognoosi perioodi valik

Allikas: LM Keskuse SAF tarkvara

Vastavalt sellele süsteem jagab vastava perioodi (kuud) päevadeks. Periood, mille nõudlust annab muuta, kuvatakse olenevalt tootest ning tema säilivusajast. Sealt tuleb vastav keskmine müüdud kogus teatud toote lõikes perioodis olevate päevade kohta. Seejärel jagab süsteem valemil alusel laoseisu päeva müügiga ühikutes iga toote kohta eraldi ning

prognoosib, kui palju peaks tellima. Allolevalt jooniselt 7 on näha, et süsteem kuvab klientide müügitellimusi ning samuti ettevõtte poolt valitud perioodiks tehtud ostutellimusi tarnijatelt reaalselt. Kuvatud on tellimuse tegemise hetkel vaba laoseis ning müüdud kauba kogus valitud perioodi jooksul. Lähtuvalt laoseisust ja keskmisest müügiprognoosist soovitab või ei soovita süsteem kaupa juurde tellida.

Kaup. algus	01.03.2017	Kaup. lõpp	09.05.2017
Tarneaeg algus	09.05.2017	Tarneaeg lõpp	14.05.2017
Hankjad		Hankjagrupid	
Artiklid		Artikligrupid	100 Broilerliha
Laod	600,605	Ainult alla kritilise koguse	Ei
Laoseis	Kõik	Müük	Kõik
Laoseisuta artiklid	Kõik	Näidata 0 rida	Ei
Tarnekuupäev	09.05.2017	Saandumiskuupäev	09.05.2017
Tarneladu	600	Näita arhiveeritud tooteid	Ei

Kauba ki	Hankja	Kauba nimetus eesti keeles	Kau	Ostuhind	Ostutel	Müügitel	Vaba laos	Laoseis	Müüdud ki	Soovitan tellida	Telin	Ühik	Varu	Kommentaar
01051	876052	Broileripoolkoib jahut. 3kg*4 vaak/p	Ei	1,350					7,88			kg	0	
01520	876103	Broilerifilee jahut. ca 3kg*4 vaak/p	ca	3,750					61,86			kg	0	
0167	876031	Broileritib 3-osaline jahut. 3kg*4 vaak/	Chi	1,950					5,70			kg	0	
10062	g13.EE1	Broilerikintsulha kondita, nahata jahut.	Chi	2,600	40,00	25,00	-22,50	2,50	1377,50	36,21		kg	0	
10063	g03.EE1	Broilerifilee jahut. sisefileega (180+)	2,	3,400	80,00	50,00	107,50	157,50	2577,50			kg	4	
10064	g04.EE1	Broileritib 3-osaline jahut. ca 2kg*4 M/	Chi	1,400	56,00	56,00	-56,00		743,30			kg	0	
10066	g04.120	Broileritib keskosa jahut. ca 2kg*4 Lät/	Chi	1,950			6,19	6,19	93,14			kg	4	

Joonis 7. LM Keskuse prognoosiga seotud andmed

Allikas: LM Keskuse SAF tarkvara

Valem 24 kirjeldab mudelit, mida kasutatakse nõudluse prognoosimiseks

$$\frac{\text{Laoseis}}{\text{päeva müük ühikutes}} = \text{Prognoositav varu, mida võiks omada} \quad (24)$$

Võimalik on ka valida, milline võiks olla laos minimaalne ja maksimaalne varu, et klientide nõudlus rahuldada. Prognoosi periood, prognoos ja varude laos hoidmine varieerub vastavalt tootele ja sellele kui kaua toode laos säilib. Miinimum ja maksimum laovarude taseme muutmisel muutub ka soovitatav tellimise kogus vastavale tootele. Ehk kui laos langeb nõudluse prognoosi arvestades laovarude alla 30 päeva (muidugi olenevalt tootest), siis soovib programm kaupa juurde tellida. Antud joonisel 8 võib miinimum laovarude olla 14 päeva.

Kastikaal (neto) kg-des	15	Hankija	NORINtrade OÜ	Selgitus (MT)	
Tükke kastis		Real. kulukonto	4111	Kommentaar (OT)	
Teated		Laokonto	1071	Märkused	
Müük keelatud	Ei	Real. tulukonto	3103	Comments	
Hinna muutmine keelatu	Ei	Kulukonto	4111	MAX varu päevades	120
Min juurdehindlus EUR/kg	0,30	NN komplekteerimisühik	BOX	MIN varu päevades	14
Maks.alahindl. %	5	NN baasühik	KG	TL kinnus	
Vimane ostuhind	0,85	NN baasühikuid komplekt	15	MT kellaeg	0
Uus ostuhind	0,000	Peenkaubariid	Ei	Laoseisuta, ettetellitav	Ei
Omahind		Müügitellimused			
Nordnet		Ostutellimused			
		Laoseis			

Hinnakirja kood	Nimetus	Ühi	Hind	Omahind	Marginaal	Juurdehindlus	V. tehingu kuupä	Uus hind	Muutmise kuupäe	Hindade vahe	Hinnamuutus %	Ettete	Alahindluse %	Soov
► 01	Ostuhind	▼ Ostuhind	kg	0,850	0,850	0,0	0,00		04.02.2016	0,000	0,00	1		
*														

Joonis 8. LM Keskus prognoosi arvestav laoseisu varu

Allikas: LM Keskuse SAF tarkvara

Külmutatud toodetega on olukord lihtsam kui jahutatud toodetega, sest nende säilivusaeg on pikem ning võib olla kuni 2 aastat. Tänu sellele on sügavkülmutatud toodete laoseisu kergem kontrollida.

2.3. Lähteülesanne ja valim

Antud alapeatükis kirjeldab autor valimit ning seda, kuidas ettevõtte prognoosimise protsess käib. Seoses ettevõtte sooviga reaalseid lahendusi saada, teostab autor andmete analüüsi. Numbrid saadakse ettevõtte andmebaasidest.

Ettevõttes on ligikaudu 3000 kaubaartiklit. Valimisse on autor valinud ABC analüüsi põhjal neli toodet. A- kategoorias on 10 toodet. Autor käsitleb nendest nelja – Lihaveise antrekoot, broilerifilee kuubikud, seaseljakarbonaad, jahutatud broileri sisefilee. Antud tooted on need, millel on vastaval perioodil suurim käive. Perioodiks on 2015-2017 I kvartal, mille põhjal hakkab autor valimis olevate toodetega võrdlusi tegema. Valimisse on valitud neli erinevat toodet, mis kirjeldavad nelja erinevat toote säilivusega seotud karakteristikut. Kaks nendest on sügavkülmutatud ja kaks jahutatud. Jahutatud toodetest on lihaveise antrekoodi säilivusaeg ca kuu- poolteist kuud ja broileri sisefileel nädal, seetõttu on nende toodete prognoosid ja tellimise perioodid erinevad. Sügavkülmutatud toodete säilivusaeg on märgatavalt pikem.

Tabel 2. LM Keskuse suurima käibega tooted

Toode	2015		2016		2017	
	Müügi- tulu (€)	Kogus	Müügi- tulu (€)	Kogus	Müügi- tulu (€)	Kogus
1. Lihaveise antrekoot Ribeye (marmor) jahut. 2-2,5kg vaak/p Uruguai ca 10kg	30130	1683	39191	1906	31147	1483
2. Broilerifilee kuubikud röst. 12mm 2kg*5 Perdix Brasiilia 10kg	39376	7376	35180	7084	25653	4774
3. Seaseljakarbonaad kondita ca 4kg vaak/p Belgia ca 25kg	54114	14556	25715	7469	5622	1697
4. Broilerifilee jahut. sisefileega (180-220g) ca 3kg*3 vaak/p Leedu ca 9kg	28202	7333	28434	7445	13036	3332

Allikas: koostatud autori poolt

Ettevõtte leiab tänase seisuga, et liigselt on kaupa, mida müüakse alla oma hinna või millega kaasnevad suured laokulud, ja soovitakse üleliigse laovaruga seotud kulusid vähendada. Seetõttu avaldas ettevõtte soovi, et autor leiaks valimi nelja A-kategooria toote prognoosimise ebatäpsused ja leiaks alternatiivse mudeli, mida oleks võimalik prognoosimiseks kasutada. Täpsemalt on eesmärgiks vastata järgmised küsimused:

1. Milline on ettevõttes prognoosimise praktika ning valitud toodete prognooside täpsus?
2. Millised on üleprognoosidest tekkinud liigsete laovarude tekitatud hinnangulised kulud?
3. Milliseid alternatiivseid prognoosimise viise võiks ettevõttele soovitada ja mis oleks nende täpsusklass?
4. Kuidas ja kuidas oleks prognoosi ebatäpsusest tulenevaid kulusid võimalik firmas vähendada?

3. PROGNOOSITÄPSUSE PARENDAMISE ANALÜÜS

3.1. Prognoosimise täpsus

LM Keskus OÜ-s tellitakse kaupu vastavalt eelkirjeldatud mudelile. Antud prognoosi täpsuse arvutab töö autor välja vastavate toodete lõikes, et teada saada antud süsteemi prognoosi täpsus. Vastav prognoosi täpsus/viga kuvatakse protsentides. Seejärel sealt saadud andmetega teeb autor analüüsi ehk, millised kulud kaasnevad nõudlusest suurema laoseisuga ja nõudlusest väiksemaga. Antud tabel selgitab 2015-2017 tellitud ja müüdud koguseid.

Tabel 3. 2015-2017 I kvartal kogused

Toode	Tellitud (Kg)	Müüdud (Kg)
1. Lihaveise antrekoot (Ribeye)	5722	5332
2. Broilerifilee kuubikud röstitud	22320	19261
3. Seaseljakarbonaad kondita	32958	23711
4. Broilerifilee jahut. sisefileega	18216	18103

Allikas: koostatud autori poolt

Antud olukorras on seaseljakarbonaad müüdud järgnevate kvartalite jooksul maha. Sügavkülmutatud tootel on pikk säilivusaeg ja seetõttu müüdi need tooted vastavatel aastatel järgnevate kvartalitega maha. Antud tabel kuvab ainult 2015-2017 I kvartalite andmeid.

Autori valitud valimis on neli toodet (allikaks ABC analüüs). Kaks neist on sügavkülmutatud ja kaks jahutatud. Broilerifilee röstitud kuubikud ja seaseljakarbonaad on külmutatud ja Broileri sisefilee ja lihaveise antrekoot jahutatud. Antud tabelist saab järeldada, et prognoosi viga vastava mudeli järgi on seda väiksem, mida lühikesem on toote säilivusaeg. Sügavkülmutatud tooteid hoitakse pigem ülejäägiga laos, sest nende säilivusaeg on kordades pikem kui jahutatud toodetel. Autor selgitab ükshaaval valimis olevate toodet põhjal prognoosi täpsuse. Kõik kirjeldatavad kogused on kujutatud kilogrammides.

Järgnev tabel kirjeldab lihaveise antrekoodi (Ribeye) prognoosi täpsust ning tellitud koguseid aasta 2015-2017 I kvartali kohta. Lihaveise antrekooti tellib ettevõtte iga kahe nädala tagant ehk prognoosi periood on kaks nädalat.

Tabel 4. Prognoosimise täpsus: lihaveise antrekoot, 2015-2017 I kvartal

2015 I kvartal						
Periood 2 nädalat	2.	4.	6.	8.	10.	12.
Prognoos	315,3	618,5	332	275,8	439,4	250,4
Müük	165,7	250,8	600,3	191,9	351,6	390,6
Viga %	48	59,5	44,7	31	20	36
2016 I kvartal						
Periood 2 nädalat	2.	4.	6.	8.	10.	12.
Prognoos	206	300	238	300	516,1	598,2
Müük	280,3	333	285,7	292,2	229,4	425,8
Viga %	27	10	17	3	56	29
2017 I kvartal						
Periood 2 nädalat	2.	4.	6.	8.	10.	12.
Prognoos	200	152,7	200	238,9	203,1	337,2
Müük	236,2	184,9	208,4	304,9	241,3	299,4
Viga %	16	18	4	22	16	11
Keskmine viga %						29

Allikas: koostatud autori poolt

Järgnevalt (tabel 5) kirjeldab autor jahutatud broileri sisefilee prognoosimise täpsust ning tellitud koguseid 2015-2017 I kvartali lõikes.

Tabel 5. Prognoosimise täpsus: jahutatud broileri sisefilee, 2015-2017 I kvartal

2015 I kv												
Nädal	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.
Prognoos	768	525	544	368	481	560	475	580	642	630	645	1010
Müük	495	567	563	412	483	664	461	579	655,4	634	644	1031
Viga %	36	7	4	11	1	16	13	1	2	1	1	3
2016 I kv												
Nädal	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.
Prognoos	597	839	691	654	772	744	752	649	825	474	303	101
Müük	505	672	733	782	882	831	770	632	464	611	347	155
Viga %	16	20	6	17	13	11	2	12	44	22	13	35
2017 I kv												
Nädal	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.
Prognoos	380	220	380	270	200	240	200	190	280	260	310	420
Müük	238	318	395	225	207	180	297	220	250	260	222	528
Viga %	38	30	4	17	4	25	33	14	11	0	4	20
Keskmine viga %												13,7

Allikas: koostatud autori poolt

Ettevõtte prognoosi perioodiks on antud tootel kaks päeva. Tellitakse tihti ning optimaalsetes kogustes, arvestades säilivus- ja tarneajaga.

Edasised kaks autori poolt välja toodud toodet on sügavkülmutatud. Vastavalt sellele varieerub nende prognoosi periood ja kogused. Esmalt selgitab autor välja seaselja karbonaadi prognoosi täpsuse 2015-2017 I kvartali lõikes ning seejärel röstitud broileri kuubikute. Ettevõttel on seaselja karbonaadi prognoosi perioodiks üks kuu. Selle põhjuseks on säilivusaeg. Alljärgnev tabel 6 kirjeldab seaseljakarbonaadi prognoosimise täpsust 2015-2017 I kvartali lõikes.

Tabel 6. Prognoosimise täpsus: seaselja karbonaad, 2015-2017 I kvartal

2015 I kvartal Algne laovaru: 5545			
Periood üks kuu	1.	2.	3.
Prognoos	5008	8449	10778
Müük	5949	6125	2461
Viga %	16	28	78
2016 I kvartal Algne laovaru: 8404			
Periood üks kuu	1.	2.	3.
Prognoos	1215	1000	1500
Müük	2816,56	2558,93	2103,89
Viga %	57	60	29
2017 I kvartal Algne laovaru: 776			
Periood üks kuu	1.	2.	3.
Prognoos	2023,58	1600,74	1399,24
Müük	671,79	559,94	464,05
Viga %	67	65	67
Keskmine viga %			52

Allikas: koostatud autori poolt

Antud tootega käitub ettevõtte puhtal vastavalt laovarule. Programmi alusel on organiseeritud, et laos olev varu oleks alati maksimaalselt 30 päeva ja minimaalselt 21 päeva. Nendest kogustest lähtuvalt tegutseb ja prognoosib ettevõtte vastavaid seaseljakarbonaadi koguseid. 2015 I kvartali 3. kuu andmed ei väljenda tegelikku prognoosi, sest antud kogused saadi odavalt suure tellimuse tõttu ja antud kuul ei arestatud prognoosi. Tegemist on sügavkülmutatud tootega ehk säilivusaeg on pikk.

Järgnevalt toob autor välja röstitud broileri kuubikute prognoosi täpsuse valitud perioodi vältel. Ettevõtte prognoosi perioodiks on nädal. Tellitakse tihti ning väikestes kogustes vastavalt laoseisule. Tabel 7 kirjeldab prognoosi täpsust 2015-2017 I kvartali lõikes.

Tabel 7. Prognoosimise täpsus: röstitud broileri kuubikud, 2015-2017 I kvartal

2015 I kvartal												
Periood nädal	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.
Prognoos	900	1200	700	1200	600	800	600	600	600	600	900	900
Müük	562	574	762	538	708	602	458	524	470	940	320	914
Viga %	38	53	9	56	16	25	23	13	22	37	65	2
2016 I kvartal												
Periood nädal	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.
Prognoos	1000	700	300	800	600	600	700	600	600	1000	1000	1000
Müük	360	518	584	532	460	342,5	762	506	538	754	1156	598
Viga %	67	26	49	35	24	43	9	16	10	25	14	40
2017 I kvartal												
Periood nädal	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.
Prognoos	340	400	315	285	300	300	400	240	170	600	500	1200
Müük	348	210	348	368	404	352	604	420	162	436	404	500
Viga %	2	47	9	23	26	15	34	43	5	27	20	58
Keskmine viga %												28

Allikas: koostatud autori poolt

Vastavate andmete järgi saab välja arvutada toodete lõikes prognoosi keskmise vea. Lihaveise antrekoodi prognoosi viga on 29%. Jahutatud broileri sisefilee prognoosi viga on 13,7%. Seaseljakarbonaadi prognoosi täpsust on raske hinnata. Põhjuseks on vastavalt laovarudele seisule tellimine. Tabelilt 6 on näha, et tooteid on tellitud rohkem kui vaja. Selle põhjuseks on allahindlus tellitud koguselt ja vastava toote säilivusaeg. Seetõttu prognoosimise ebatäpsus on küllaltki suur. Lähtutakse ka taktikast, et pigem tellida iga kord ülekattega kui vähem. Seoses sellega tõusevad laokulud, kuid pikk säilivusaeg lubab tooted ikkagi lõpuks kasumiga maha müüa. Röstitud broileri kuubikute prognoosi viga on 28%.

3.2. Ülejäägist tingitud kulud

Ettevõtte tänane strateegia on pigem tellida tooteid ülekattega kui kannatada kauba puudujäägi käes. Sellepärast on sõltuvalt tootest kaupa rohkem kui tegelikku nõudlust. Ülejäägist tulenevalt toimub ka toodete alla omahinna müüki. Antud peatükk selgitab välja toodete liigsetest laovarudest tingitud hinnangulised kulud ja toodete alla omahinna müügi.

Põhilised tooted, millest tekkisid liigsete laovarude tõttu kulud on seaseljakarbonaad, lihaseise antrekoot ja röstitud broileri kuubikud. Eriti suur volüüm nendest on seaseljakarbonaadil. Selle põhjuseks on odavalt saadud suured kogused.

Ettevõtte ostab ladustamise teenuseid sisse Nordnet OÜ-lt, mis tähendab, et hinnad on fikseeritud. Tavaaluse 30 päevane hoiustamine maksab näiteks 18,60 eurot. Alljärgnev tabel kirjeldab vastava kuus oleva koguse hoiustamiskulusid. Kõik numbrid on väljendatud eurodes (€).

Tabel 8. Hoiustamiskulud

Toode	2015	2016	2017
Lihaseise antrekoot	273,6	266,2	162,2
Seaseljakarbonaad	2156,7	340,6	456
Röst. broileri kuubik	841,7	898,6	507,9

Allikas: koostatud autori poolt

Seoses valimis olevate toodetega on välja jäetud broileri sisefilee, sest antud toode on väikese säilivusajaga ning prognoosi täpsusest sõltuvalt puudub ülejääk. Alljärgneva tabeliga 9 kirjeldab autor ülejäägist tingitud kulusid valimi lõikes. Antud tabelis on andmed kirjeldatud eurodes (€).

Tabel 9. Üleprognoosist tingitud kulud

Toode	2015	2016	2017
Lihaseise antrekoot	66,8	127,6	66,8
Seaseljakarbonaad	1390,5	437,4	369
Röst. broileri kuubik	186,3	308,9	186,3

Allikas: koostatud autori poolt

Ülalolev tabel kirjeldab millised on ülevarumisest tingitud kulud 2015-2017 aastate esimeste kvartalite lõikes. Nagu tabelist 9 näha siis 2015 I kvartalil odavalt ostetud kaup väljendub ülevarumisest ladustamise kuludes.

3.3. Alternatiivne mudel

Antud hetkel kasutab ettevõtte nõudluse prognoosimiseks kõige lihtsamat libiseva keskmise mudelit. Libiseva keskmise mudel annab hea prognoosi lühikese perioodi peale,

kuid pikemate perioodide peale muutub ebatäpseks. Lisaks ei ole võimalik libiseva keskmise mudeliga arvestada trende. Alternatiivsete mudelitena, mida autor välja toob on, eksponentsiaalne silumine ja regressioon analüüs.

Eksponentsiaalse silumise mudeli valem on järgmine:

$$Uus\ prognosis = PPF + \alpha(LPD - LPF) \quad (25)$$

kus PPF – eelmise perioodi prognoos

α – silumise konstant ($\alpha = 0 > 1$)

LPD – eelmise perioodi nõudlus ehk müük

LPF – hiljutise perioodi prognoos

Eksponentsiaalse silumisel antakse silumise konstandile väärtus $\alpha = 0 > 1$, mis selgitab välja kui suur kaal on eelmise kuu nõudlusel.

Regressioon analüüsi mudeli valem on järgmine:

$$y = a + bx \quad (26)$$

kus y – nõudlus

x – periood

a – lõikepunkt

b – tõus

Selleks, et formuleerida vastav tase tuleb kasutada järgmist vähimruutude meetodit:

$$\begin{aligned} a &= \bar{y} - b\bar{x} \\ b &= \frac{\sum xy - n\bar{x}\bar{y}}{\sum x^2 - n\bar{x}^2} \end{aligned} \quad (27)$$

kus $\bar{x} = \frac{\sum x}{n}$ – perioodi keskmine

$\bar{y} = \frac{\sum y}{n}$ – prognoosi keskmine

Praegune prognoosi mudel võib osade toodete lõikes ettevõtet rahuldada. Siiski tooted, millel on pikem säilivusaeg, vajavad nõudluse täpsustamiseks paremat mudelit.

Esimene mudel, mis annab rohkem rõhku ka trendidele on eksponentsiaalne silumine. Järgnevalt toob autor välja näite eksponentsiaalse silumise mudeliga, arvutab prognoosimise vea välja regressioonanalüüsiga ning võrdleb järgneva tabeliga eksponentsiaalse silumise, regressioon analüüsi ja antud hetkel ettevõtetel kasutusel oleva libiseva keskmise mudelit. Võrdlused tehakse 2016 I kvartali põhjal ning tootega, milleks on röstitud broileri kuubikud. Töö autor võttis prognoosi perioodiks jätkuvalt 12 nädalat. Kõikide nädalate prognooside peale võeti keskmine viga. Järgnev tabel 10. kirjeldab eelmainitud võrdlusi regressioonanalüüsi kohta.

Tabel 10. Prognoosi viga regressioonanalüüsi ja eksponentsiaalse silumisega

Periood	Nõudlus	Prognoos	Prognoosi viga	Prognoos $\alpha = 0,3$	Prognoos $\alpha = 0,8$	Viga $\alpha = 0,3$	Viga $\alpha = 0,8$
1	360	398	10,5 %	592,5	592,5	64,5 %	64,5 %
2	518	433	16,4 %	522,8	406,5	0,9 %	21,5 %
3	584	468	19,8 %	521,3	495,7	10,7 %	15,1 %
4	532	504	5,2 %	540,1	566,3	1,5 %	6,4 %
5	460	539	17,1 %	537,7	538,9	16,8 %	17,1 %
6	342,5	575	67,8 %	514,4	475,8	50,1 %	38,9 %
7	762	610	19,9 %	462,8	369,2	39,2 %	51,5 %
8	506	646	27,6 %	552,6	683,4	9,2 %	35,0 %
9	538	681	26,5 %	538,6	541,5	0,1 %	0,6 %
10	754	717	4,9 %	538,4	538,7	28,5 %	28,5 %
11	1156	752	34,9 %	603,1	710,9	47,8 %	38,5 %
12	598	787	31,6 %	769,0	1067,0	28,5 %	78,4 %
Keskmine prognoosi viga			23,5 %			24,8 %	33,0 %

Allikas: koostatud autori poolt

Antud tabeli põhjal saab järeldada, et kõige väiksema prognoosi veaga sügavkülmutatud toote puhul on regressioon analüüs. Siiski, mida laiem perioodi peale võtta prognoos, seda väiksemaks muutub meetodi viga. Ettevõtte esialgse libiseva keskmise mudeliga oli prognoosimise viga 29%.

Autor viis läbi ka arvutused regressioon analüüsiga terve 2016 aasta kohta. Antud arvutuste tulemuseks oli võrdlemisi väike prognoosi viga, milleks oli 12,6%. Eelneva mudeli viga seevastu 36%. Alljärgnev tabel 11 kirjeldab täpsust aasta lõikes.

Tabel 11. Prognoosi viga 12 kuu lõikes

Kuu	Nõudlus	Libiseva keskmise prognoos	Regressioon analüüsi prognoos	Prognoosi viga (libisev keskmine)	Prognoosi viga (regressioonanalüüs)
jan	2434	2800	2337	15,04%	3,99%
vebr	2292	1900	2356	17,10%	2,79%
mar	2650	4200	2374	58,49%	10,42%
apr	2800	1800	2392	35,71%	14,57%
mai	1992	1400	2411	29,72%	21,03%
jun	2718	3300	2429	21,41%	10,63%
jul	1976	1800	2448	8,91%	23,89%
aug	1928	3000	2466	55,60%	27,90%
sept	2422	2870	2484	18,50%	2,56%
okt	2478	360	2503	85,47%	1,01%
nov	2290	1600	2521	30,13%	10,09%
dets	3280	1440	2539	56,10%	22,59%
Keskmine viga %				36,02%	12,62%

Allikas: koostatud autori poolt

Kuna röstitud broileri kuubikute puhul tegu on sügavkülmutatud tootega ning ettevõtte tellib antud toodet iga 2 nädala tagant ja võrdlemisi väikeste kogustega, siis pakub autor toetudes regressioon analüüsi mudelile välja toodet tellida iga kuu tagant. Tänu asjaolule, et tegu on sügavkülmutatud tootega siis ei mängi rolli ka säilivusaeg, mis sunniks ettevõtet tihedamini tellima. Vastavalt kauba tellimise tihedusele on suurem kaal kas transpordikuludel või ladustamise kuludel. Antud olukorras, kus ettevõtte võiks harvemini tellida, suurenevad ladustamise kulud. Praegu moodustab transpordikulu umbes 20% ettevõttes oleva toodete haldamiskuludest. Ka ladustamise kulude koha pealt on mõtekam ettevõttel sisse võtta kord kuus üks 500 kg alus, kui 2 korda kuus ja kaks 250 kg alust. Need kulud on vastavalt 22,77 eurot ja 53,16 eurot.

3.4. Järeldused ja ettepanekud

Kvalitatiivse uuringuna läbi viidud andmeanalüüsi käigus selgitas autor valimi lõikes välja toodete nõudluse prognoosimise täpsuse. Hetkel ettevõtte poolt kasutusel oleva libiseva

keskmise mudeli põhjal on näha, et lühikese säilivusajaga toote jaoks sobib antud mudel. Seevastu sügavkülmutatud ja pikema säilivusajaga toodete jaoks muutub mingil hetkel prognoosi mudel liialt ebatäpseks. Prognoosi vead toodete lõikes olid järgmised:

- Lihaveise antrekoot – 29%
- Röstitud broileri kuubikud – 28,45%
- Broileri sisefilee jahutatud – 13,7%

Seaseljakarbonaadi prognoosi täpsus oli äärmiselt väike. Antud toote puhul lähtub ettevõtte ainult laoseisust ning odavalt saadud kogustest. Pika säilivusaja tõttu on võimalik kaup järgnevate kvartalite jooksul maha müüa. (vt. Tabel 6.)

Põhilisteks probleemideks on:

- Klientide vähene suhtlus ettevõttega, mis tähendab suurt kõikumist nõudluses.
- Liiga ühekülgne prognoosimine, vähe mudeleid.
- Ettevõtte prognoosi mudel süsteemis ei kuva trende ega hooajalisust.
- Puudub tarneauke ja saamata jäänud müügitulu kajastav statistika.

Peatükis 3.3 leidis autor alternatiivsete meetodite hulgast väikseima prognoosi veaga mudeli, milleks oli regressioon analüüs. See mudel andis sügavkülmutatud toote jaoks väiksema prognoosi vea. Kõike täpsem oli prognoos terve aasta kohta, 12 kuu kohta eraldi. Ehk mudel rahuldab just pikema prognoosi perioodiga tooteid, mis on hea säilivusajaga. Antud tulemustest järeldas autor, et toodet peaks senise 2 nädalase tellimise tsükli asemel tellima iga kuu aja tagant. Ka kuludega tehtud arvutused leidsid kinnitust.

Põhilised võimalused prognoosi ebatäpsusest tingitud kulude vähendamiseks on:

- Ettevõtte peab suurendama infovoogu kliendi ja ettevõtte vahel. Võimalusel tuleb lepingusse panna punktid sisse, mis sätestavad kohustuse ette teatada muudatustest. Seetõttu oleks võimalik suuri kõikumisi vähendada.
- Rohkemate mudelite integreerimine laosüsteemi. Vastavale tootele vastav mudel ehk mida suurem on mudelite kogus, seda parem on prognoosimise täpsuse.
- Kasutusele tuleks võtta mudel, mis kuvab trende, hooajalisust jne
- Ettevõtte peab hakkama pidama statistikat tarneaukude ja müümata jäänud koguste kohta. See anna võimalused antud andmeid arvestada nõudluse prognoosimisel.

KOKKUVÕTE

Nõudluse prognoosimine on ettevõtetel oluline lüli, eriti suure muutlikkusega hulgikaubanduses ja kiiresti riknevate kaupade puhul. Täpne prognoos lubab ettevõttel optimeerida kulusid. Samuti lubab kliendi nõudlust rahuldada ja läbi tarnekindluse ning kvaliteedi parandada oma turupositsiooni. Käesoleva uurimistöö eesmärk oli välja selgitada, mis on antud hetkel valimis olevate toodete lõikes LM Keskus OÜ-s prognoosimise täpsus, ebatäpsusest tingitud kulud ja kuidas oleks võimalik olukorda parandada läbi alternatiivse prognoosimise mudeli.

Eesmärgi saavutamiseks kasutas autor tervikuna kvalitatiivset uurimismeetodit, mis rakendas ka kvantitatiivset võrdlevat analüüsi prognoosimise täpsuse selgitamisel. Analüüs tehti ettevõtte andmebaasidest saadud 2015-2017 I kvartali andmetega. Välja selgitati prognoosi täpsus ja seos kuludega.

Uurimistöö autor leidis kõikidele eelnevalt püstitatud küsimustele vastuse. Neli põhilist uurimisküsimust olid:

1. Milline on ettevõttes prognoosimise praktika ning valitud toodete prognooside täpsus?
2. Millised on üleprognoosidest tekkinud liigsete laovarude tekitatud hinnangulised kulud?
3. Milliseid alternatiivseid prognoosimise viise võiks ettevõttele soovitada ja mis oleks nende täpsusklass?
4. Kuidas ja kui võrd oleks prognoosi ebatäpsusest tulenevaid kulusid võimalik firmas vähendada?

Valimis olevate toodete kohta leidis autor prognoosimise täpsuse ehk prognoosi vea, mida kirjeldati protsentides. Ettevõttel kasutusel olev prognoosimise meetod on libiseva keskmise mudel. Analüüsist selgus, et kõige suurem prognoosi viga on just sügavkülmutatud kaupadel ning seda nende toote iseärasustest tingituna. Seaseljakarbonaadi prognoosi viga on lausa 48%. Antud toote puhul lähtuti enamasti laoseisust. Broileri röstitud kuubikute prognoosi veaks on 29%. Jahutatud toodet nagu broileri sisefilee rahuldab mudel hästi.

Seoses tihedase toote tellimisega oli prognoosi viga vaid 13,7%. Lihaveise antrekoodi prognoosi viga on iga aastaga koguste vähenedes langenud. 2015-2017 I kvartali peale oli keskmine viga 29%, kuid 2017 I kvartal juba 14,5%. Lisaks tõi autor välja peatükis 3.3 alternatiivse mudeli, millega on võimalik prognoosimise viga vähendada ning läbi selle ka kulusid mõjutada. Liigsete laovarude tekkitatud hinnangulised kulud olid 3140 eurot. Suurem osa ligikaudu 2100 eurot sellest oli tingitud seaseljakarbonaadi ülevarumisest.

Alternatiivsete mudelitega viis autor läbi arvutused, millega selgitada, kas prognoosimise täpsust saab parandada ja kas mudeli kasutusele võtmine tasub ära. Alternatiivsete mudelitena kasutati eksponentsiaalset silumist ja regressioon analüüsi. Vastav prognoosimise täpsus võeti 2016 I kvartali lõikes. Senine prognoosimise viga libiseva keskmise mudeliga oli 36%. Regressioonanalüüsi mudel seevastu näitas kõigest 12,6% prognoosimise viga 12. kuu peale. Alternatiivne mudel sobib just pikema prognoosi perioodiga toodetele, mille tellimine pole iga nädalane.

Tulemustest selgus, et ettevõtte hetkel kasutatav mudel sobib just tihedalt tellitavate kaupade jaoks, mille prognoosi periood on väike. Seetõttu on ka jahutatud toodete lõikes kulud pigem väiksed. Sügavkülmutatud toodete jaoks leidis autor parema mudeli, mis kajastus väiksemas prognoosimise veas. Selleks oli regressioonanalüüs. Seoses väiksema prognoosimise veaga kaasnevad ka väiksemad kulud.

Lisaks selgus, et ettevõttel puudus tarneauke ja saamata jäänud müügitulu kirjeldav statistika. Suureks probleemiks oli ka klientide suhtlus ettevõttega. Kliendid ei öelnud, kui midagi sortimendist või menüüst välja võeti ja seetõttu suurenesid prognoosi ebatäpsused.

Võttes arvesse analüüsist saadud tulemusi, pakkus autor välja ka mõned peamised lahendused. Peamise lahendusena nägi autor uue mudeli kasutusele võtmist sügavkülmutatud toodete jaoks. Teiseks oluliseks lahenduseks oli infovoo suurendamine klientidega, mistõttu on võimalik suuremad prognoosimise ebatäpsused ära hoida. Kolmanda olulise lahendusena nägi autor, et ettevõtte peab hakkama tarneaukue ja saamata jäänud müügitulu kajastavat statistikat pidama, mis aitab edaspidisele nõudluse prognoosimisele kaasa.

SUMMARY

DEMAND FORECASTING ACCURACY AND IMPROVEMENT ON THE EXAMPLE OF LM KESKUS OÜ

Aleksander Eerma

Demand forecasting is an important link for organizations. Specially for those that take part in selling products and are in need of warehousing. Accurate demand forecast allows organizations to optimize their costs. With accurate forecasting, organizations are able to satisfy the demand and through secure supplying and quality better their market position. The aim of this thesis is to find out the LM Keskus demand accuracy, the costs caused by unaccurate forecasting and how the costs can be optimized through an alternative forecasting model.

Author used qualitative method for research. 2015-2017 I quarter data was used for analysis. Demand accuracy and connection to the costs was identified.

Author of this thesis found answers to all previously stated research questions. Analysis showed, that company did not keep track of statistics that described lost sales revenue. A major problem was client's communication with the company. Clients did not communicate when they changed the menu or switched something in assortment. That was the main reason for unaccurate forecasts. Author found the forecast error for the sample products. The company uses a moving average forecasting method. Analysis showed, that the biggest forecast error was within deep frozen products. Pork loin forecast error was 48%. For this product the company has a different strategy. This product is based mostly on stock. They hold the minimum days stock necessary. Roasted chicken breast cubes forecast error was 29%. Broileri sisefilee forecast error was just 13,7%. For chilled product like chicken breast fillet the current forecasting model is good. Because of a short ordering period the present stays fairly small. Beef Ribeye forecast error has been decreasing since 2015. For 2015-2017 I quarter the average forecast error was 29%, for 2017 I quarter already 14,5%.

Additionally the author also highlighted in Chapter 3,3 an alternative model to reduce the forecasting error and through that also affect the costs.

Author performed calculations with a alternative model, to determine whether the forecasting accuracy can be improved and model integration in to the forecasting process will pay off. Exponential smoothing and regression analysis were used as alternative models for roasted chicken breast cubes forecasting accuracy. Current moving average forecast error was 36%. Regression analysis showed a much smaller error of 12,6%. Time period was 12 months for 2016.

Results showed, that the current model used by the company fits for chilled products with a short order period. Therefore, the costs for chilled products are rather small. For deep forzen product forecasting author found a better model, wich was reflected in a smaller forecasting error. The alternative model is regression analysis. Smaller forecast error includes smaller costs.

Based on the analysis results, the author also offered some solutions. The main solution was a new forecasting model for deep frozen products. Another improtant solution was to increase the flow of information between clients and company, through this preventing big forecasting errors.

KASUTATUD KIRJANDUS

- Aiello, J., L. (2008). *Rightsizing Inventory*. Miami: Broken Sound Parkway. Auerbach Publications, Taylor & Francis Group, LLC.
- Axsäter, S. (2015). *Inventory Control, 3rd edition*. Roots: Lund. Springer International Publishing.
- Brennan, R., Canning, L., McDowell, R. (2011). *Business-to-Business Marketing*. 2nd ed. London: SAGE Publications Ltd.
- Businessdictionary.com. (2017) <http://www.businessdictionary.com> (16.05.2017)
- Carbonneau, R., Laframboise, K., Vahidov, R. (2008). Application of Machine Learning Techniques for Supply Chain Demand Forecasting – *European Journal of Operational Research*. pp. 1140- 1154
- Chopra, S., & Meindl, P. (2007). *Supply chain management. Strategy, planning & operation. 6th edition*. New Jersey: Pearson. Pearson Education Inc.
- Delurgio, S., Bhame, C. (1991). *Forecasting Systems for Operations Management*. Illinois: Homewood. Business One Irwin.
- Dwilson, S., D. (2013). What is Trend Forecasting. <http://smallbusiness.chron.com/trend-forecasting-61347.html> (05.05.2017)
- Encyclopedia.com. (2017). <http://www.encyclopedia.com/> (16.05.2017)
- Huang, T., Fildes, R., Soopramanien, D. (2014). The value of competitive information in forecasting FMCG retail product sales and the variable selection problem – *European Journal of Operational Research*. 738-748.
- Lambert, D.M., Cooper, M.C. (2000). Issues in Supply Chain Management – *Journal of Industrial Marketing Management*. pp. 65-83
- Lewis, C. (2000). *Demand Forecasting and Inventory Control*. Cambridge: Abington. Woodhead Publishing Ltd.
- Mercado, E., C. (2008). *Hands on Inventory Management*. New York. Auerbach Publications, Taylor & Francis Group, LLC.

- Muller, M. (2003). *Essentials of Inventory Management*. New York: Broadway. AMACOM.
- SAF süsteemi koduleht. <http://www.sysdec.ee/safstr.htm> (16.05.2017)
- Sayed, H.E., Gabbar, H.A., & Miyazaki, S. (2009). A hybrid statistical genetic-based demand forecasting expert system – *Journal of Expert Systems with Applications*. 11662- 11670.
- Thomopoulous, N., T. (2015). *Demand Forecasting on Inventory Control*. Illinois: Burr Bridge. Springer International Publishing.
- Toomey, J., W. (2000). *Inventory Management. Principles, Concepts And Techniques*. New York. Springer Science+Business Media, LLC.
- Vayvay, O., Dogan, O., Ozel, S. (2013). Forecasting Techniques in Fast Moving Consumer Goods Supply Chain : A Model Proposal - *International Journal of Information Technology and Business Management*. pp. 119-127
- Waters, D. (2003). *Inventory Control and Management*. Inglismaa: Chichester. John Wiley & Sons Ltd.
- Wensing, T. (2011). *Periodic Review Inventory Systems*. Berlin. Springer Verlag.