

TARTU ÜLIKOOL
Sotsiaalteaduste valdkond

Henrik Sepp

NÕUDLUSE PROGNOOSIMISE ARENDAMINE SAKU ÕLLETEHASE AS NÄITEL

Magistritöö

Juhendaja: kaasprofessor Mervi Raudsaar

Tartu 2023

Olen koostanud töö iseseisvalt. Kõik töö koostamisel kasutatud teiste autorite tööd, põhimõttelised seisukohad, kirjandusallikatest ja mujalt pärinevad andmed on viidatud.

.....

(töö autori allkiri)

Sisukord

Sissejuhatus.....	4
1. Nõudluse prognoosimine	7
1.1. Nõudluse prognoosimise olemus.....	7
1.2. Nõudluse prognoosimine tarneahelas	14
1.3. Nõudluse prognoosimine joogitööstuses	21
2. Nõudluse prognoosimine Saku Õlletehase näitel	25
2.1. Lähteolukord.....	25
2.2. Nõudluse planeerimise parendamine Saku Õlletehase näitel	32
2.3. Ettepanekud nõudluse planeerimiseks Saku Õlletehases	41
Kokkuvõte.....	43
Viidatud allikad.....	45
Lisad.....	49
LISA A.....	49
Testperioodi valim detailsemalt	49
LISA B	49
Detailsem testperioodi prognoositäpsuse võrdlustabel.....	49
Summary	57

Sissejuhatus

Juba mõnda aega tagasi on erinevad hinnakampaaniad muutunud paljudes jaemüügikettides aina enam tavapäraseks nähtuseks. Tavaliselt lepitakse need kampaaniad kokku tootjate ja jaemüügikettide ühise koostöö käigus. Kõige muu hulgas lepitakse kokku, milliste toodete müüki edendada soovitakse, millisel viisil seda tehakse, kui suur on hinnaalandus ning kui kaua kõnealune periood kestab. (Ramanathan & Muyldermans, 2010) Kuid lisaks jaekaubanduskettide allahindluskampaaniatele võivad müüki mõjutada ka muud tegurid, nagu ilm, pühadeperioodid ja festivalid. Need tegurid jäävad aga tihti paraku tähelepanuta ning nendest tulenevad ülemüügid võivad tekitada ettevõtetele suuri tarneraskusi.

Selle taustal on vajalik teha kiiresti riknevate kaupade tööstustes erinevaid parendusmuudatusi, et konkurentsiga sammu pidada ning iga kliendi vajadused rahuldada. Seda nii tootmises kui ka planeerimises. Kuna jaekaubanduse osakaal kogu tööstuses on väga suur, siis dikteerivad selle tõttu just jaekaupmehed suurt osa kogu sektorist. Püüdes rahuldada lõpptarbijat, kes muutub ajas aina nõudlikumaks ning keerukamaks, otsivad jaekaupmehed tootjatelt aina suuremat paindlikkust ning kiiremat reageerimisvõimet. (Adebanjo & Mann, 2000) Siinkohal ongi väga suur roll nõudluse planeerimisel, mis aitab tagada toodete kättesaadavuse ilma üleliigsete varude ning ületootmisteta. Selle kaudu on ettevõttel võimalik kuluefektiivsemalt ning ka kasumlikumalt tegutseda.

Nõudluse prognoosimine on õlletööstusettevõtete jaoks äärmiselt oluline, sest enamik tegevusi ning ettevõtte põhitegevust mõjutavad otsuseid tehakse tuleviku prognoosile tuginedes. Nõudluse planeerimisest on otseselt mõjutatud strateegiline planeerimine, tootmine, logistika, juhtimine ning finants- ja turundusotsused. Seetõttu on väga kriitilise tähtsusega prognoositäpsus, selle pidev parendamine ning seeläbi kogu ettevõtte protsesside optimeerimine. Nõudluse planeerimise teeved keerukaks välised tegurid, mis mõjutavad otseselt nõudlust. Selleks, et püsida konkurentsisis ning samal ajal efektiivselt toimida, tuleb ettevõttel olla paindlik ning kiiresti reageerida pidevalt muutuvale klientide nõudlusele. (Kerkkänen et al., 2009)

Ebaefektiivne või ebatäpne nõudluse planeerimine võib tuua endaga kaasa erinevaid probleeme. Esiteks, toote pideva alaprognoosimise tõttu võib toode laost otsa saada, mis omakorda põhjustab tarneraskusi kliendile. Teatud kliendilepingute puhul kaasneb iga müümata jäänud liitri kohta ka rahaline trahv. Väga kuumal suvenädalal võivad need trahvid ulatuda kümnete tuhandete eurodeni.

Teiseks, kui toode/tooted on pidevalt üle prognoositud, siis see toob endaga kaasa ebaefektiivse varude juhtimise, tootmisressursside rakendamise ning kulude juhtimise. Selle tagajärjel võib ettevõtte jääda olukorda, kus liigne laovarude võib hõivata laopinda toodete alla, mis hakkavad aeguma ning mis tuleb hiljem maha kanda. Sama võib juhtuda ka toodete materjalidega, mitte ainult valmis tootega. Kui hiljem tuleb aegumise tõttu kõnealused tooted ja/või materjalid maha kanda, siis see on ettevõttele äärmiselt rumal kulukoht, mida on ka omanikele keeruline seletada. (Fildes & Kingsman, 2011; Kerkkänen et al., 2009)

Kuna töö autor töötab ise Saku Õlletehase AS-i müügiplaneerijana ning puutub iga päev kokku nõudluse prognoosimisega ning sellest tulenevate probleemidega, siis kirjutabki töö autor oma magistr töö just nõudluse planeerimise parendamisest Saku Õlletehase AS-i (edaspidi Saku Õlletehas) näitel. Saku Õlletehas kuulub globaalsesse Carlsberg Groupi, kus kogu planeerimine teostatakse Excelis. Nõudluse planeerimise töö peamiseks mõõdikuks on prognoositäpsus, mida võrreldakse neli nädalat tagasi tehtud ennustusega ning mille seatud eesmärgiks on 71,5%.

Teema on aktuaalne, sest nõudluse planeerimise tulem on otsene sisend tootmise planeerimisele ning selletõttu on prognoositäpsus vägagi oluline faktor kogu ettevõtte kasumlikkusele ning klientide rahulolule. Müügiprognoos aitab leida õige tasakaalu piisava laosaldo ja klientide nõudluse vahel.

Käesoleva magistr töö eesmärgiks on teha ettepanekud Saku Õlletehase nõudluse prognoosimise parendamiseks, et seeläbi vähendada ettevõtte kulusid. Eesmärgi saavutamiseks püstitab töö autor allolevad uurimisülesanded:

1. määratleda nõudluse prognoosimine ja selle roll organisatsioonis;
2. kaardistada nõudluse prognoosimise käsitlused ja protsessipõhine prognoosimine;
3. kirjeldada Saku Õlletehase tausta ning tegutsemisvaldkonna eripära;
4. uurida ja analüüsida Saku Õlletehase nõudluse prognoosimise tulemuslikkust testperioodi vältel;
5. esitada järeldused ja soovitused Saku Õlletehase nõudluse prognoosimise parendamiseks.

Lõputöö on jagatud kaheks: teoreetiline osa ja empiiriline osa.

Esimeses osas tugineb töö autor varasemale kirjandusele ning tutvustab ülevahtlikult teemakohast taustinformatsiooni. Teoreetilises osas teeb magistr töö autor järgnevaid tegevusi:

1. annab ülevaate nõudluse planeerimise olemusest ning olulisusest tarneahelas;

2. toob välja joogitööstuse eripärad nõudluse planeerimise vaatenurgast.

Teises osas kirjeldab ja analüüsib töö autor planeerimissüsteemi väljatöötamist ja juurutamist ning testperioodi, mil kasutatakse paralleelselt senist planeerimislahendust ja võimalikku parendatud meetodit, et võrrelda uue süsteemi efektiivsust. Teise peatüki lõpus teeb töö autor testperioodi jooksul kogutud andmetele tugineva järelduse ning annab omapoolse hinnangu tulemusele. Kõnealuse magistritöö lõpptulemus on kasulik Saku Õlletehase prognoosimistäpsuse parandamiseks ning kogu ettevõtte põhitegevuse efektiivsemaks muutmiseks.

Märksõnad: nõudlus, planeerimine, müügiprognoos, tarneahel

Teaduseriala kood: S184 Majanduslik planeerimine

1. Nõudluse prognoosimine

1.1. Nõudluse prognoosimise olemus

Nõudluse prognoosimisel on erinevate tootmisettevõtete eduloos oluline osa. Erinevad suure kaaluga otsused langetatakse nimelt nõudluse prognoosile tuginedes. Seetõttu on võimalikult kõrge prognoositäpsus eriti oluline, et võimalikult varakult langetada otsused ning luua vajaminevad tegevuskavad tootmise planeerimises, müügi eelarvestuses, uute toodete lansseerimises, promotegevuste planeerimises jne (Danese & Kalchschmidt, 2011). Nõudluse prognoosimine on oma olemuselt küllaltki lihtne, kui on ainult üks toode ning seda müüakse ühele kliendile. Tegelikuses hõlmab nõudluse planeerimine tihtipeale sadu või isegi tuhandeid SKU-sid (ingl *stock keeping unit*) ning kliente. Tihtipeale hõlmab nõudluse planeerimine ka erinevaid ajaperioode. Enamasti tehakse lühiajalisi plaane ehk operatiivseid plaane ning pikaajalisi plaane. Ajaperioodi pikkus ning ajavälj pannakse paika tootmisharu alusel. Nõudluse planeerimise protsess näeb välja järgmine (Stadtler & Kilger, 2008):

1. sisendandmete kogumine – varasemate prognooside, ajalooliste klienditellimuste kogumine;
2. statistiline prognoos – kogutud andmete süntees;
3. hinnanguline prognoos – hinnakampaaniate, ilma ja muude võimalike muutujate mõju hindamine ning prognoosis kajastamine;
4. nõudlusplaani koostamine ning edastamine edasiste tegevuste planeerimiseks tarneahelas.

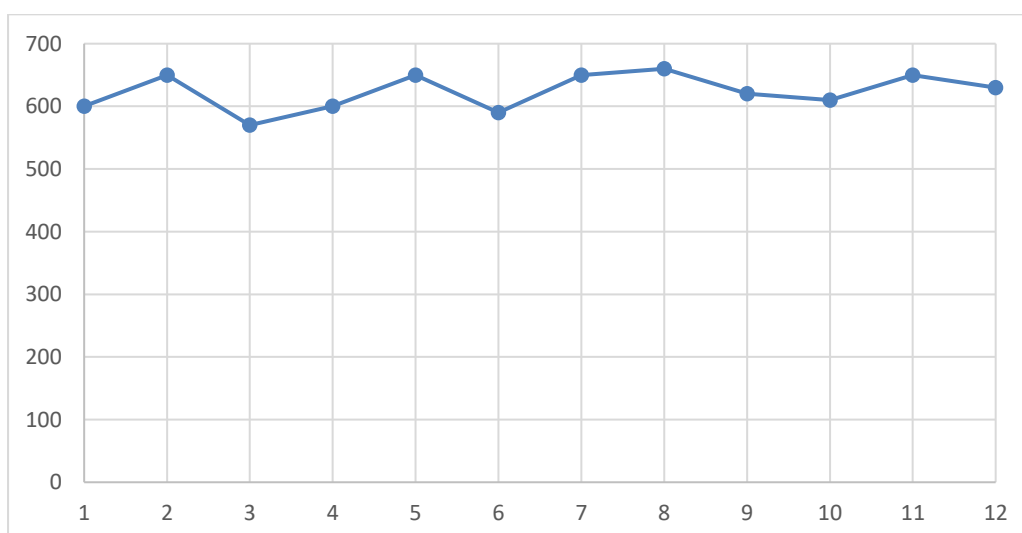
Nõudluse planeerimine ei ole päriselt müügi protsesside planeerimine või tegevuskava väljatöötamine. Selle ainukeseks eesmärgiks on võimalikult täpne tuleviku ennustamine. Seejuures tuleb meeles pidada, et see ei mõjuta mitte mingil määral tegelikku nõudlust. Näiteks ei panda kunagi müügiplaani järgi paika jaekaubanduses tehtavaid hinnakampaaniaid. Seda tehakse vastupidi: kõigepealt planeeritakse kauplustes hinnakampaania, seejärel tehakse nõudluse prognoos, et simuleerida olukorda, mis selle hinnakampaania tulemusel võib tekkida. Näiteks kui palju kasvab maht, kuidas mõjutab see kasumlikkust või kas see aitaks võita teiste arvelt turuosa.

Planeeritud ning tegelike müükide vahe mõjutab otseselt kogu tarneahela teenindustaset (Danese & Kalchschmidt, 2011). Kuna enamasti ei saavutata 100% teenindustaset, siis tuleb ettevõtetel luua erinevatele toodetele ohutusvarud, et säilitada tarnekindlus. Ohutusvarude suurus on tihtipeale suhtes nõutava nõudluse prognoosimise täpsusega. Näiteks kui nõutakse, et prognoositäpsus peab olema 70%, siis hoitakse

erinevatele toodetele ohutusvaru piisavalt, et ära katta 30% võimalikke üle plaani müüke (Stadtler & Kilger, 2008).

Suurema osa planeerimistööst saab ära teha, kasutades statistilist prognoosimist. Selleks saab ära kasutada varasemaid klientide tellimusi. Statistiline prognoosimine kasutab keerukaid meetodeid, et luua automaatselt prognoos paljudele SKU-dele. Kuna statistilisel prognoosimisel on palju erinevaid tehnilisi võimalusi ning lahendusi, mis mõjutavad prognoosi tulemit, siis ei ole võimalik täielikult tugineda statistilisele prognoosimeetodikale. Siiski on igas nõudluse planeerimisega tegelevas ettevõttes kasutusel suuremal või vähemal määral statistiline prognoosimine. Selles eksisteerib kaks peamist lähenemist: aegridade analüüs ja põhjuslikud mudelid (Stadtler & Kilger, 2008). Aegridade analüüs hõlmab endis eeldust, et nõudlus järgib ajas kindlat mustrit või trendi. Trendiks nimetatakse aegrea pikaajalist suundumust (Ragsdale & Plane, 2000). Selle pärast on prognoosimeetodi ülesanne hinnata nõudluse mustrit ajalool põhinedes. Selle hinnangulise mustri põhjal saab seejärel kalkuleerida tulevikuprognoose. Selle meetodi eeliseks on see, et uue prognoosi genereerimiseks ei ole vaja midagi muud kui ainult ajaloolisi müügiandmeid. Enim levinud on järgmised nõudlusmustrid (Stadtler & Kilger, 2008):

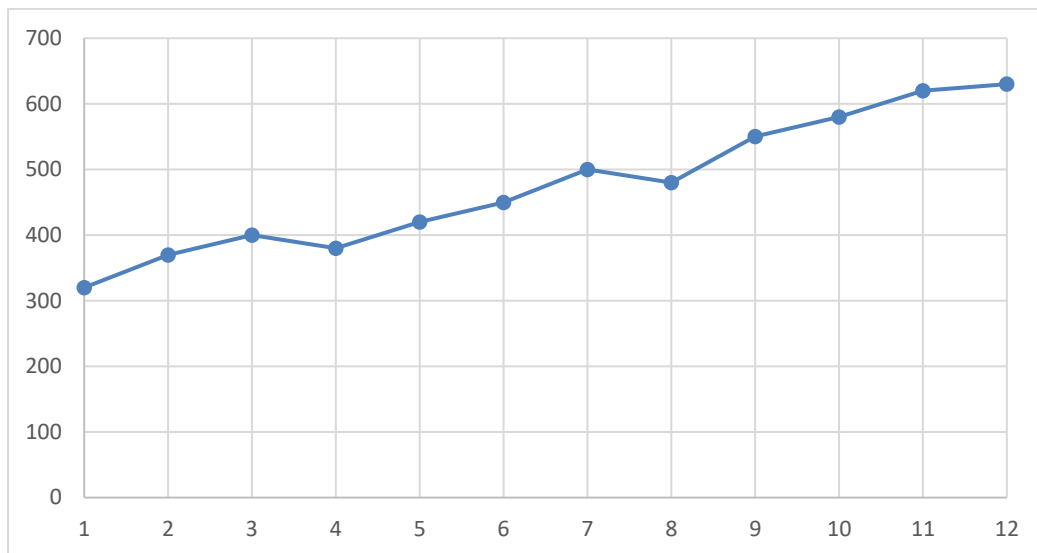
1. Ühtlase taseme mudel – selle eelduseks on see, et nõudlus on ajas pidevalt enamvähem samas suurusjärgus. Võib esineda vähemal määral võnkeid, kuid keskmine nõudlus on pikas perspektiivis sama.



Joonis 1. Ühtlase taseme mudel

Allikas: Autori koostatud joonis

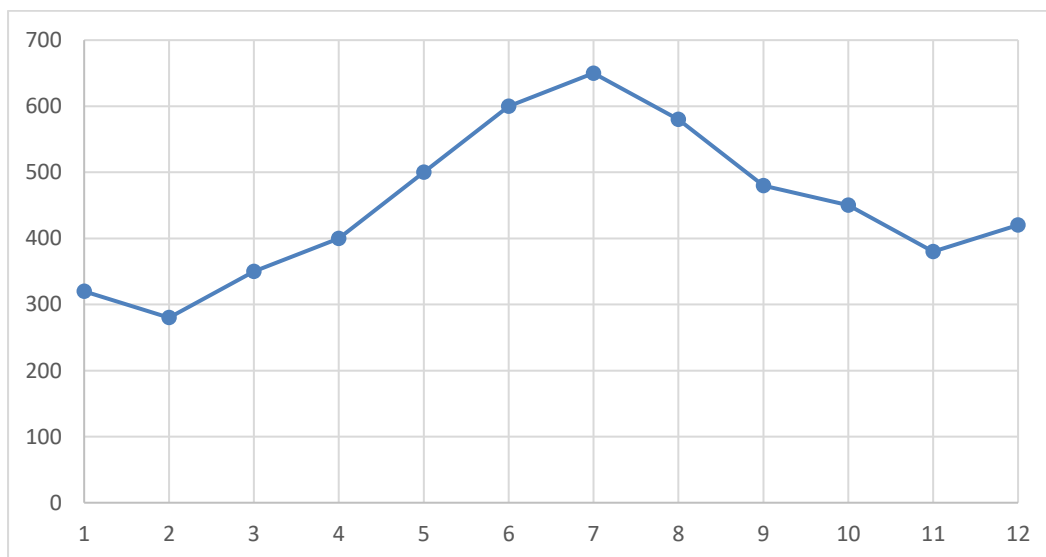
2. Trendi mudel – trendi mudeli eelduseks on, et oleks eristatav kindel nõudluse muutuse trend. Seda kas üles või alla. Kui ta kusagile suunas ei muutu, siis on tegu ühtlase taseme mudeliga.



Joonis 2. Trendi mudel

Allikas: Autori koostatud joonis

3. Hooajalisuse mudel – selle eelduseks on, et kindel muster kordub iga kindla perioodi tagant. Sõltuvalt kõikumiste ulatusest võib olla tegu kas multiplikatiivse või aditiivse hooajalisusega.



Joonis 3. Hooajalisuse mudel

Allikas: Autori koostatud joonis

Argon Cheni ja Jakey Blueavalikustatud artiklis tehti uuring, milles võrreldi viite erinevat statistilise planeerimise lähenemisviisi (Chen & Blue, 2010):

1. Lähenemisviis 1 – nõudluse planeerijad ei saa kasutada statistilist prognoosi. Selle asemel kasutatakse iga toote nõudluse prognoosimiseks valimi keskmist. Planeerijad näevad nõudlust ajas muutumatute andmejadadena.
2. Lähenemisviis 2 – nõudluse planeerijatel on kasutada kahte tüüpi nõudlust. Saadud koondnõudlust vaadeldakse ajas muutumatu nõudlusena. Valimi keskmist kasutatakse koondnõudlusest tuleneva prognoosina.
3. Lähenemisviis 3 – nõudluse planeerijad saavad kasutada statistilise prognoosimise tehnoloogiat, kuid neil puuduvad teadmised mitme muutujaga aegridade kohta.
4. Lähenemisviis 4 – nõudluse planeerijad saavad kasutada statistilise prognoosimise tehnoloogiat ning nad koondavad kaks nõudlust üheks. Koondnõudlust käsitletakse ajavariandi andmejadadena.
5. Lähenemisviis 5 – nõudluse planeerijatel on teadmised mitme muutujaga aegridade ja statistilise prognoosimise tehnoloogiast.

Uuringust selgus, et pikas plaanis annab parima tulemuse lähenemisviis 3. See ei pruugi olla nädalate lõikes kõige täpsem, kuid pikas perspektiivis on selle tulemus kõige täpsem. Seda peamiselt seetõttu, et mitme muutujaga aegridade mittekasutamine annab kokkuvõttes kõige stabiilsema tasemega nõudluse prognoosi. Mida rohkem on erinevaid muutujaid, seda suuremaks lähevad ka nädalate vahelised nõudluse kõikumised. (Chen & Blue, 2010)

Teiseks on nõudluse prognoosimisele lähenemiseks põhjuslikud mudelid. Need eeldavad, et nõudlust mõjutavad mõned kindlad tegurid. Heaks näiteks on jäätise müük, mis sõltub konkreetse päeva ilmast või temperatuurist. Seetõttu on jäätise müügi puhul sõltumatuks muutujaks temperatuur või ilm. Ehk siis, kui vaadeldava toote kohta on piisavalt müügi- ja ilmavaatlusi, saab nende andmete põhjal ka tulevikku hinnata ning prognoosida. (Stadtler & Kilger, 2008)

Siinkohal saab näiteks tuua Anna-Lena Beuteli ja Stefan Minneri artikli, mis käsitleb integreeritud raamistikku nõudluse planeerimiseks ning seeläbi ka lao ohutusvarude planeerimiseks keskkonnas, kus nõudlus sõltub mitmest erinevast välistegurist (näiteks hind ja/või ilm), kus aegrea mudel ei oleks enam piisav. Sellises olukorras kasutatakse ökonomeetria põhitulemusi põhjusliku nõudluse prognoosimiseks ja vigade hindamiseks.

Samuti kasutatakse seda meetodit ka eesmärgipäraseks varude taseme planeerimiseks ning teenusetaseme tõstmiseks. (Beutel & Minner, 2012)

Nimetatud artiklis toodi välja erinevad meetodid ja vastavalt eesmärgile mudelid, kuidas sellises olukorras prognoosida, ning korraldati nende võrdluseks eksperiment (Beutel & Minner, 2012). Ootuspäraselt aitab momentidele tuginev prognoos (näiteks päeval x oli 30°C ja päeval y oli 17°C sooja) saavutada nõutud teenindustaseme, kuid seda oluliselt kõrgema laoseisu hinnaga. See tähendab seda, et kui eespool toodud näitele tuginedes prognoosida müüke ilma (ning selle prognoosi) põhjal, siis siiski iga ajaperiood ei ole ka ilmast sõltumata sarnane ning see võib endaga kaasa tuua tavapärasest tunduvalt suurema laovarude. Suurem laovarude võib omakorda kaasa tuua (peale suurenenud laopidamise kulude) erinevaid lisakulusid, nagu ka kõige halvimal juhul mahakandmiskulud.

Samas uuringus võrreldi ka põhjuslikku mudelit andmepõhise mudeliga ning sellest selgus, et andmepõhine prognoosiviis pakub tunduvalt usaldusväärsemat meetodit varude taseme määramiseks, kui seda on põhjusliku mudeli prognoosimisviis. Küll aga on andmepõhise mudeli puuduseks see, kui andmevalimi suurus on liiga väike. See mõjub aga negatiivselt teenindustasemele, kuid siiski tõstab prognoositäpsust, sest iga SKU lõikes on kõrgema ennustustäpsusega SKU-sid rohkem, kui seda on põhjusliku mudeli kohta. (Beutel & Minner, 2012) See tuleb sellest, et põhjusliku mudeli puhul tehakse prognoos näiteks toote kategooria või liigi põhjal (joogitööstuse näitel, kui välistemperatuur on varasematest kuu keskmistest kõrgem, siis muudetakse kogu segmendi prognoosi mingi kindla koefitsiendi alusel). Ka töö autor nõustub tehtud järeldusega.

Töö autor on mõlema eespool nimetatud artikli tulemiga ning nende põhjal tehtud järeldustega nõus. Mitmeaastase nõudluse planeerimise kogemuse põhjal võib magistritöö autor väita, et nõudluse planeerimise protsess võiks olla võimalikult lihtne ning vähete aspektidega protsess. Seda seetõttu, et mida rohkem on muutujaid, millega nõudluse prognoosimisel arvestada, seda keerukamaks muutub planeerimisprotsess ning seda suuremaks muutub võimalike vigade tõenäosus.

Nõudluse prognoosimise üks olulisemaid osi on tulemuste süntees ning nendest õppimine. Seetõttu on äärmiselt oluline kindlaksmääratud perioodidel mõõta prognoosi tulemuslikkust. Prognoositäpsuse tulemusnäitajatel on kriitiline tähtsus õige prognoosimudeli valimisel. Nõudluse planeerimise täpsuse tõstmine ning õige meetodika valik aitavad kaasa inventuurikulude alandamisele, teenindustaseme tõstmisele või erinevate teiste näitajate parendamisele. (Boylan, 2006)

Selleks, et leida endale sobiv planeerimise mudel ja meetod, on võimalik kasutada mitmete valemitena erinevaid viise. Et täita täielikult esimene uurimisülesanne, siis selleks tuleb täpsemalt kirjutada lahti kuidas seda teha. Üheks põhiliseks toimivuse hindamise viisiks on üks-samm-ette prognoosivigade arvutamine (Montgomery):

$$e_t = y_t - \hat{y}_t(t - 1) \quad (1)$$

kus e_t – t periood tagasi prognoosi prognoosiviga
 y_t – tegelik nõudlus
 $\hat{y}_t(t - 1)$ – samm tagasi tehtud ennustus
 t – aeg

Ettevõtte huvi põhjal saab muuta ka sammude arvu. Ehk kui sammu pikkus on üks nädal, siis võib vastavat valemit kasutada ka selleks, et võrrelda näiteks neli sammu tagasi tehtud ennustusega.

Standardne viis, kuidas mõõta prognoositäpsust, on keskmise vea valem.

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t \quad (2)$$

kus n – vaatluskordade arv
 t – aeg
 e_t – t periood tagasi prognoosi prognoosiviga

Nimetatud valemi tulemuseks on eeldatav keskmine viga ennustuses. Perfektne tulem on null ning mida suurem on viga, seda halvem on tulemus. Kui tulemus on null, siis on ennustus mittekallutatud (ingl *unbiased*). Kui tulemus on suurem nullist ning seda mitu mõõtmist järjest, siis on tegu kallutatud ennustusega ning tuleks teha parandus.

Teiseks nõudluse prognoosimise tulemusnäitajaks on MAPE, mis näitab protsentuaalselt ära absoluudis möödaennustuse suuruse. Sellest on palju kasu, kui ettevõttel on palju erinevaid SKU-sid ning kliente. MAPE kasutamine on üks parimaid viise, et suurandmetega töötada ning neid võrrelda. Kuna tulemus on protsentuaalne, siis on see ka skaalast sõltumatu mõõdik ehk MAPE aitab võrrelda omavahel erinevate skaalade ning erinevatest seeriastest tulenevaid andmeid. (Basson et al., 2019)

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n 100 \times \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \quad (3)$$

kus	n	– vaatluskordade arv
	t	– aeg
	\hat{y}_t	– prognoos
	y_t	– tegelik nõudlus

Müügiplaneerimise igapäevatöös kasutatakse enamasti kahte lihtsamat tulemusnäitajat. Neist esimeseks on prognoosimise täpsust näitav FA (ingl *Forecast Accuracy*). FA arvutamiseks lahutatakse arvust üks absoluutväärtus tegeliku müügi ja prognoosi vahest, mis jagatakse prognoosiga ning seejärel korrutatakse saja protsendiga.

$$FA = 1 - \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t} \times 100\% \quad (4)$$

kus	t	– aeg
	\hat{y}_t	– prognoos
	y_t	– tegelik nõudlus

Teiseks igapäevatöös kasutatavaks tulemusnäitajaks on BIAS ehk kõrvalekalle. BIAS näitab keskmiste suuruste vahet ehk see näitab kogu müügimahtu võrreldes prognoositud mahuga. See mõõdik on ka suureks abiks, et optimeerida tootmist ning samuti aitab see hoida kokku kulusid. Terve kuu lõikes aitab see mõõdik paremini planeerida tootmiskoguseid ning inimressurssi.

$$BIAS = 1 - \frac{\hat{y}_t}{y_t} \times 100\% \quad (5)$$

kus	t	– aeg
	\hat{y}_t	– prognoos
	y_t	– tegelik nõudlus

1.2. Nõudluse prognoosimine tarneahelas

Nõudluse planeerimine on kriitilise tähtsusega protsess, mis mõjutab igat tarneahela aspekti ning kogu äri käekäiku. Ettevõtluse üha kasvav trend globaliseerumise poole on mõjutanud ka nõudluse planeerimist ja selle juhtimist. Ettevõtlusturud muutuvad globaliseerumise tõttu aina keerukamaks ning ettearvamatumaks. Selle tõttu tuleb ka tarneahelajuhtidel muutuda dünaamilisemaks. Parimate tulemuste saavutamiseks tuleb üha enam tähelepanu juhtida just nõudluse prognoosimisele. Tuleb minna rohkem detailsemaks. Ainuüksi statistilistele andmetele tuginedes ei pruugi enam rahuldavat tulemust saada. Seda eriti valdkondades, kus tegeletakse kiiresti riknevate kaupadega, mille eluea tõttu võib valmistoodete lattu seisma jääda ning mille tagajärjel tuleb ettevõttel maksta mahakandmisega seotud kulusid. Kõike eespool mainitud võib just põhjustada vale nõudlusprognoos. (Ashayeri & Lemmes, 2006) Et täita teine magistritöö autori poolt püstitatud uurimisülesanne, siis selleks tuleb täpsemalt selgitada, millised on erinevad prognoosimise käsitlused ning mida kujutab endast protsessipõhine prognoosimine.

Tarneahela võrgustik on väga haavatav erinevatele segajatele ja vigadele. Ükskõik millises tarneahela punktis esinev probleem võib rivist välja lüüa kogu tarneahela. Võtmekohaks on säärase probleemide ennetamine või minimaliseerimine. Väga tähtis on tarneahelasiseselt aru saada, millises punktis, miks ja kuidas need vead süsteemis esineda võivad ning kuidas nad kogu võrgustiku tööd sellisel juhul mõjutavad. Enamasti on säärased probleemid tarneahelas põhjustatud ebaselgetest või muutuvatest teguritest, nagu (Vlajic et al., 2008):

- aeg – protsessi pikkus, algus- või lõppaeg mingil kindlal tegevusel, nõudluse esinemise sageduse pikkus;
- kogus – tarne, nõudluse kogus;
- asukoht – kuhu toode tuleb toimetada või kust tuleb tooraine;
- teenuse/toote kvaliteet;
- hind.

Kõigi nende muutujate ühiseks nimetajaks on ebaselge tellimus ehk tellimus, mille toimumisaeg, kogus, asukoht ei ole enne teada. Kui tellimuse täitmisega on kiire, võib see kohe ka mõjutada toote kvaliteeti ning seeläbi hinda (kui selle jaoks tuleb teostada lisategevusi, näiteks lisatootmine tellimuse täitmiseks). Ehk siis kogu tarneahela üheks väljakutsuvamaks asjaks on täiesti juhuslik kliendi tellimus või ebatäpne nõudluse prognoos. Ebatäpse müügiennustuse tagajärjeks võib olla kas üle- või alaplaneeritud laoseis, mille

tulemusena võivad märgatavalt kasvada ettevõtte laopidamise kulud. Peale selle mõjutab ebatäpne prognoos kogu ahela usaldusväarsust. Vaheladude/edasimüüjate võimekus, transpordi kvaliteet, nõudluse prognoosimise kvaliteet või info kättesaadavus/usaldusväarsus võivad negatiivselt mõjutada tarneahela tööd ning seeläbi viia kliendirahulolu alla eesmärgistatud tulemuse. (Werbińska-Wojciechowska, n.d.-b)

Et tagada hästi töötav tarneahela võrgustik, on selle alustalaks kvaliteetne informatsioonivoog. Peamised probleemid informatsioonivoogudes on põhjustatud selle kvaliteedist ning asjakohasusest. Informatsiooni kvaliteeti saab hinnata peamiselt kuue atribuudi järgi, millest kirjutasid oma artiklis D.F. Kehoe, D. Little ja A.C. Lyons. Nendeks on (Institution of Electrical Engineers. Computing & Control Division., 1992):

- informatsiooni asjakohasus;
- informatsiooni edastuse ajastus ja tihedus;
- informatsioon täpsus;
- informatsiooni kättesaadavus;
- informatsiooni terviklikkus;
- informatsiooni formaat.

Nendest atribuutidest saab järeldada, et efektiivses ning toimivas tarneahelas tagatakse vastav informatsioon kõikides voogudes õigeaegselt, täpselt, terviklikult ning see tehakse kättesaadavaks õiges ning kõigile arusaadavas vormis. Siiski tuleb silmas pidada, et kõnealune artikkel on kirjutatud üle kolmekümne aasta tagasi ning selle ajakohasust tuleb hinnata vägagi kriitilise pilguga. Nimetatud teema kohta on artikleid kirjutatud ka viimase kahekümne aasta sees. Ühes neist tuuakse välja varasema teooriaga võrreldes veel 2 aspekti, milleks on sisemine ning välimine kommunikatsioon (Zhou & Benton, 2007). See tähendab seda, et edastatud informatsioon peab ettevõttes kehtestatud reeglite ja eeskirjade järgi olema edastamiskõlbulik kas sisemiseks või välimiseks kommunikatsiooniks.

Üha enam hakatakse ka info adekvaatsust ning kvaliteeti hindama võimekuse põhjal, et informatsiooni õigsust mõõta. Näiteks on tarneahelas protsesside planeerimise informatsiooniallikateks enamasti ajaloolised andmed ja prognoosimise kaudu saadud tulemused. Mõlemad mainitud informatsiooniallikad on siiski ka suuremal või vähemal määral ebaselged, mis võivad mõjutada kogu süsteemi tööd. Peamisteks vigadeks, mis seda sorti probleemi võivad põhjustada, on järgmised (Werbińska-Wojciechowska, n.d.-a):

- sihilikult vale informatsiooni edastamine;
- kogemata vigaste andmete esitamine;

- lugematud andmed;
- puudulikud andmed;
- vead andmete protsessimise protsessis.

Peale selle on peamised põhjused ebatäpses nõudluseprognoosis järgmised

(Werbińska-Wojciechowska, n.d.-a):

- muutujatega mitteametamine ning nendest tingitud mõõtmisvead;
- prognoosimiseks teostatavate protsesside juhuslikkus;
- vähene või ebaselge informatsioon.

Nõudluse planeerimine on esimene samm kogu ettevõtluse planeerimises ning selle tõttu ka tarneahelas. Seetõttu sõltub ettevõtte edukus suurel määral nõudluse planeerimise kvaliteedist. Prognoosimise protsess on kriitilise tähtsusega protsess, et saavutada ettevõttele seatud eesmärgid. Ennustamine ning nõudluse planeerimine muutub ühe tähtsamaks ja raskemaks erinevate turumuutuste tõttu, mida on põhjustanud globaalne konkurents.

Nõudluse prognoosimine hakkab siis, kui on suudetud koguda piisav hulk andmeid, millele tuginedes plaani teostada. Protsessi esimeseks osaks on nõudluse ennustuse koostamine, mis on oluline selleks, et saavutada ja säilitada efektiivsust tarneahela kaudu. Et müügiplaan oleks võimalikult täpne, siis tulebki siinkohal mängu kogu tarneahel tervikuna. Nõudluse prognoos tuleb teostada, tuginedes mitmele erinevale ettevõttesisesele sisendile, milleks on ressursid, tootmisvõimekus, turundustegevused, statistiline analüüs ning kogu äri terviklik võimekus. Peale selle tuleb arvestada ka ettevõtteväliste asjaoludega, milleks on kliendid, konkurents, tehnoloogilised ja majanduslikud trendid. (*Demand Management Best Practices: Process, Principles, and Collaboration - Colleen Crum, George E. Palmatier - Google Books*, n.d.)

Et illustreerida nõudluse planeerimise tähtsust tarneahelas ning kogu ettevõtte käekäigus, saab selleks suurepäraselt kasutada globaalset võrguettevõtete giganti Cisco Systemsit (neil on ka Eestis oma filiaal), kellel tekkisid 2001. aasta majanduskriisi ajal tõsised raskused, sest nad ei osanud arvestada turu järsu langusega nende toodetele, mille tagajärjel olid nad sunnitud maha kirjutama 2,2 miljardi USA dollari väärtuses inventuuri ning koondama 18% oma töolistest. (Rexhausen et al., 2012) Näide nõudluse planeerimise positiivsest mõjust tarneahelale on mälu pulke tootev ettevõtte SanDisk. Pärast nõudluse prognoosimise juurutamist kogu ettevõttesse, suutsid nad kõigest ühe aastaga oma käivet kasvatada peaaegu 50% ning samal ajal suudeti kasvatada 30% võrra oma teenindustaset ja lisaks veel 20% võrra oma laovarude käivet. (Paganini & Kenny, 2007) Siiski tuleb meeles

pidada, et nõudluse prognoosimise kasutegur sõltub suuresti ka seda rakendavast ettevõttest. Nõudluse planeerimine on tohutu konkurentsieelis kliendisuhetes ning kogu tarneahela juhtimises. (Croxtton et al., 2002)

Tarneahela juhtimise eesmärgiks on täita kliendi nõudlust. Kliendi nõudluseks on kas otseselt tegelik kliendi tellimus, mida peab tarneahel täitma, või eksisteerib see kaudselt tarbijate anonüümsete ostusoovide (ja otsuste) kaudu. Viimase puhul puudub nõudlust esindav infoobjekt ning sellise nõudluse planeerimine on spekulatiivne. (Stadtler & Kilger, 2008)

Suurem osa tarneahela otsuseid tuleb vastu võtta enne kliendi nõudluse teatavaks saamist või realiseerimist. Näiteks tehakse jaekaubanduses riulite ja masspindade täiendamise otsused enne seda, kui klient poodi astub. Tootmistööstuses toodetakse tooted lattu valmis enne, kui klient tellimuse esitab. Toodete tootmiseks vajaminevad toorained peavad olema tellitud enne seda, kui klient valmistoodet tellida tahab. Kõik need näited kirjeldavad ilmekalt tegevusi, mis peavad olema tehtud enne, kui kliendi nõudlus saab teatavaks või enne tellimuse saabumist (Stadtler & Kilger, 2008). Et neid otsuseid ning tegevusi saaks teha, tuleb ettevõtetal tegelda nõudluse prognoosimisega, et teada võimalikult pikka aega ette kliendi potentsiaalset nõudlust. Seetõttu tuleb ka pidevalt panustada prognoositäpsuse parendamisse. Seda eriti selle tõttu, et suured prognoosimisvead mõjutavad negatiivselt ettevõtte käekäiku ning kogu tarneahela tööd. Eriti suure kasuteguri annab see kohe kuludele ning teenindustasemele. Tasub siiski mainimist, et parem prognoositäpsus ei anna kohe eelnimetatud kasu, vaid prognoositäpsuse parandamine annab ettevõtetele parema arusaama turudünaamikast ning kliendikäitumisest, mis aitab neil teha tuleviku mõttes paremaid ning kuluefektiivsemaid otsuseid. (Danese & Kalchschmidt, 2011).

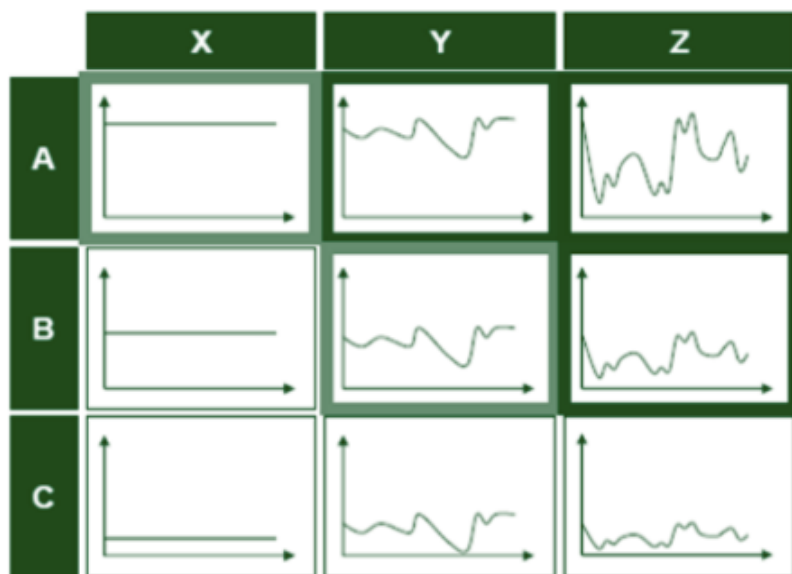
Müügiprognoos ei ole kunagi perfektne. Alati tuleb arvestada suuremal või vähemal määral ebatäpse prognoosiga. Kuna turutrendide, dünaamika ja suurklientide kohta on enamasti kõige rohkem informatsiooni turundusel ja müügil, siis on oluline kaasata ka nende pädevus ja teadmised müügiplaneerimise protsessi, et muuta prognoosi tulem usaldusväärsemaks. Parema prognoositäpsuse kaudu muutub prognoosiviga aina väiksemaks, mis omakorda tähendab, et kogu ettevõtte planeerimine mõistab paremini turudünaamikat. Sellega kaasnevad omakorda nii mõnedki suured hüved:

1. müügi mahu kasv tänu kõrgemale teenindustasemele;

2. opereerimiskulude langus – laos vähem valmistoodet, tootmine ning ladu kasutavad oma ressursse optimaalsemalt ära (näiteks kui mitu inimest on korraga komplekteerimises tööl);
3. madalam WACC (ingl *weighted average cost of capital*) protsent – ettevõttel on aktsionäride silmis madalam riskiprofiil, mis toob kaasa madalama WACC protsendi. Seega muutuvad investeringud tasuvamaks.

Need on kõigest mõned näited, millise kasu parem prognoositäpsus ettevõttele tervikuna toob.

Et olla paremini valmis võimalikeks nõudluse prognoosi ja realiseeruva nõudluse kõrvalekalleteks, aitab sellele kaasa efektiivne laovarude juhtimine. Üks enim tuntumaid viise selleks on ABC analüüs. See aitab jaotada müüdavad tooted kolme klassi kindlaks määratud kriteeriumite alusel, milleks on viimase kaheteistkümneme kuu müüginumbrid. Kõige suurema väärtusega ja seeläbi suurimat tulu toovad tooted on „A“ kategoorias ning tooted, mis toovad kõige vähem kasu, kuuluvad „C“ kategooriasse. Kõik, mis jääb sinna vahepeale, kuulub kategooriasse „B“. (Liu et al., 2016) Sageli ei pruugi aga piisata ainult ABC analüüsist. Sellistel juhtudel võetakse kasutusele ABC analüüsi toetav XYZ analüüs. XYZ analüüs klassifitseerib tooted nende müügi regulaarsuse järgi. „X“ kategooriasse kuuluvad tooted, mille nõudlus on stabiilne ning ilma suuremate kõikumisteta. „Y“ kategooriasse kuuluvad tooted, mille nõudlus on volatiilsem ning tavaliselt tuleneb see turu hooajalisusest. „Z“ kategooriasse kuuluvad tooted, mille nõudlus on täiesti ebakorrapärane ning praktiliselt prognoosimatu. Kahe analüüsimeetodi kombineerimisel saadakse klassifitseerimismaatriks, mis koosneb üheksast kategooriast, milleks on AX, BX, CX, AY, BY, CY, AZ, BZ, CZ. (Scholz-Reiter et al., 2012)



Pilt 1. ABC-XYZ analüüs Carlsberg Groupi näitel

Allikas: Carlsberg Groupi sisedokumentatsioon

Kuna nii toiduainetööstuses kui ka joogitööstuses kuulub väga suur hulk tooteid siiski paljuski hooajast sõltuvate toodete kategooriasse ning nende toodete müüginumbrid võivad erinevate ajaperioodide lõikes suurel hulgal erineda, võetakse nende prognoosimisel kasutusele hooajalisuse indeksid ehk koefitsiendid. Seda tuleks teha just seetõttu, et hooajaeelsel ja hooajajärgsel perioodil teevad müügid kas hüppelise kasvu või languse. Kui kasutada prognoosimisel ainult statistilise keskmise meetodit, siis nendel üleminekuperioodidel hakkavad toodete reaalsed müügid ja nõudlus tohutult erinema, mis võivad siis tekitada kas OOS-i (ingl. *Out of Stock*) või liigse laovaru.

Kaks klassikalist prognoosimise meetodit, mis on välja toodud ka mitmetes varasemates õpikutes, on lihtne eksponentsiaalne silumine ning Holt-Wintersi meetod (Makridakis et al., 1998; Silver et al., 1998). Eksponentsiaalne silumine on mõeldud olukordadeks, kus puudub otseselt hooajaline muster ja trend. Selle meetodi abil saab leida vaid nõudluse taseme või suurusjärgu. (Dekker et al., 2004) Holt-Wintersi meetod määrab aga peale nõudluse taseme ka trendi ja hooajalisuse komponendi. Seda meetodit saab kasutada ainult siis, kui on trend selgelt olemas ning eristatav ülejäänud teguritest. (de Leeuw et al., 1998; Dekker et al., 2004)

Peale kahe eespool väljatoodud klassikalise meetodi on kasutust leidnud ka kaks alternatiivset meetodit. Üheks neist on toodete agregeerimise meetod, mille ideeks on vähendada nõudluse suhtelist ebakindlust, seda sellepärast, et siis on lihtsam eristada hooajalisust juhuslikkusest. Selle teostamiseks koondatakse kõikide samasse tooteperekonda

kuuluvate toodete nõudlus ning arvutatakse välja hooajalisuse koefitsiendid. Seejärel kasutatakse neid koefitsiente prognooside tuletamiseks agregeerimata tasemel. Teiseks kontseptsiooniks on kahe erineva meetodi kombineerimine. Varasemad uuringud on näidanud, et kui kombineerida omavahel erinevaid prognoosimeetodeid, siis selle meetodi tulemuseks olev prognoositäpsuse protsent edestab individuaalse meetodi kasutamise protsendi (Makridakis & Hibon, 2000). Üheks lihtsaimaks viisiks kahe prognoosimeetodi kombineerimiseks on võtta kahe meetodi prognoosist kaalutud keskmine. (Dekker et al., 2004)

1.3.Nõudluse prognoosimine joogitööstuses

Eesti joogitööstusettevõtete peamiseks klientideks on erinevad edasimüügikohad, nagu jaekaubandus-, hulgikaubandus- ja toitlustusasutused. 2022. aasta Alkoholi Aastaraamatust selgub, et müügikohtade arv Eestis on aina kasvamas. Kui võrrelda aastaid 2021 ja 2022, siis aasta jooksul kasvas müügikohtade arv absoluutselt igas omavalitsuses üle terve Eesti (*Alkoholi_Aastaraamat_2022*, n.d.).

Tabel 1

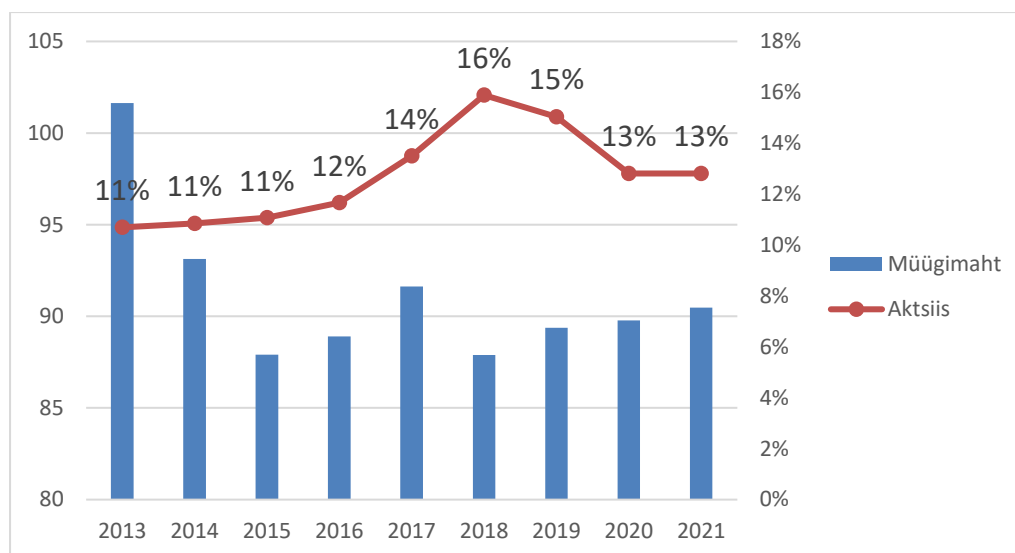
Registreeritud alkoholi müügikohtade arv kohalikes omavalitsustes

	Müügikohti kokku		Jaemüük		Hulgimüük		Toitlustusasutused	
	2021	2022	2021	2022	2021	2022	2021	2022
Harju maakond	3 976	4 211	1 160	1 225	619	643	2 197	2 343
Tallinn	3 062	3 259	818	874	411	430	1 833	1 955
Hiiu maakond	126	144	34	39	14	14	78	91
Ida-Viru maakond	635	667	316	341	42	44	277	282
Narva	269	283	134	143	21	23	114	117
Kohtla-Järve	103	106	61	65	8	7	34	34
Jõgeva maakond	181	186	98	100	9	10	74	76
Järva maakond	172	178	88	88	9	9	75	81
Lääne maakond	195	210	63	69	9	10	123	131
Lääne-Viru maakond	383	409	167	179	30	33	186	197
Põlva maakond	148	155	70	73	14	16	64	66
Pärnu maakond	772	830	321	335	31	32	420	463
Pärnu	542	573	204	209	27	25	311	339
Rapla maakond	193	201	96	99	12	11	85	91
Saare maakond	356	377	154	158	21	22	181	197
Tartu maakond	718	734	266	274	67	69	385	391
Tartu	496	500	159	161	47	47	290	292
Valga maakond	206	217	97	101	10	9	99	107
Viljandi maakond	267	281	129	130	18	18	120	133
Viljandi	136	144	53	54	8	8	75	82
Võru maakond	269	282	138	143	16	16	115	123
Kokku	8 597	9 082	3 197	3 354	921	956	4 479	4 772

Allikas: Alkoholi Aastaraamat 2022

Eestis oli alkoholi tarbimise tippaeg aastatel 2010–2013. 2013. aasta 1. detsembril tehtud alkoholiaktsiisitõus põhjustas suure tarbimise languse. Kui 2010–2013 oli õlleturu kogumaht keskmiselt 101 miljonit liitrit, siis pärast seda koos järkjärgulise aktsiisitõusuga langes õlle ja õllejookide turu maht 2015. aastaks 87,9 miljoni liitri peale. See maht on

taaskord samm-sammult tõusnud ning aastaks 2021 oli Eesti õlleturg jõudnud 90,47 miljoni liitri peale. Seda illustreerib ka suurepäraselt õlleaktsiisi protsent kogu õllemüügi jaekäibest võrreldes õllemüügiga. Järgnevalt diagrammilt on näha, et aktsiisimäär ning kogu õlle tarbimise maht on omavahel tugevalt korrelatsioonis (*Alkoholi_Aastaraamat_2022*, n.d.):



Joonis 4. Õlle tarbimise ja aktsiisimuutuste suhe aastatel 2013–2021

Allikas: Autori koostatud joonis

Nagu ka Eesti näitel tarbimisest saab järeldada, siis peamiseks õllejookide tarbimist mõjutavaks teguriks on hind. Aastal 1997 tehti Ameerika Ühendriikides uuring, milles analüüsiti süvitsi õlletarbimist osariigiti ning peale selle ka osariikidevahelist piiriülest kaubandust. Seda seetõttu, et erinevates osariikides on erinev alkoholiaktsiisimäär. Uuringust selgus, et hinnal on õlle tarbimise juures väga suur roll. Uuringus toodi välja, et kui õlle kuuspaki hinda tõsta ühe dollari võrra, siis keskmine tarbija vähendab oma õlle tarbimist kolme kuuspaki võrra aastas. Osariikidevahelist kaubandust soosivaks teguriks oli samuti hind. Tihedam piiriülene kaubandus oli osariikide vahel, kus aktsiisimäära erinevus oli kõige suurem. Näiteks toodi välja, et New Hampshire osariigis oli aktsiisimäär kõige odavam ning sealne piiriülene kaubandus oli ka kõige suurem. (Beard et al., 1997)

Ka mitmed teised uuringud ning regressioonianalüüsi tulemused on näidanud, et tarbija käitumine alkoholsete jookide hinna suhtes on küllaltki tundlik. Kui tõsta toote hinda, siis esimese asjana ei hakka langema mitte alkoholsete jookide tarbimine, vaid selle asemel minnakse üle odavamale alternatiivile ning tarbimise hulk jääb samaks. Tarbimine võib

muutuda joogikategooria siseselt, aga ka tarbija võib hakata eelistama teise kategooria jooki. (Gruenewald et al., 2006)

Peale hinna on inimeste jaoks õlle ostmise juures oluline kättesaadavus. Tarbija eelistab saada toodet võimalikult odavalt ning võimalikult vähese ajakuluga. Samas ollakse valmis tegema järeleandmise toote kättesaamise ajakulus, kui see on piisavalt palju odavam lihtsasti kättesaadavast kaubast. Uuringud on näidanud, et tarbijad on valmis sõitma pikki vahemaid, et saada kaup tunduvalt odavamalt kätte, kui seda saaks lähiümbrusest. Seda võib pidada ka majanduslikult optimaalseks käitumiseks, kui toote hinnale lisanduvad transpordin- ning ajakulu ei ületa ostuga säästetud raha (Bygvra, 2009). Toote hinna ja kättesaadavuse suhte nähtusele pani Euroopas aluse 1993. aastal vastuvõetud ühtse turu põhimõte, mis hakkas mõjutama alkoholi nõudlust. Selle põhjuseks on erinevas suuruses riikidevahelised alkoholiaktsiisimäärad (Johansson et al., 2014). Piiriüleised ostud on saanud Põhjamaades tavaks just selle pärast, et alkoholsete jookide puhul on erinevate riikide alkoholiaktsiisid niivõrd erinevad. See toob endaga kaasa ka probleeme ning murekohti, sest riikidel on soov niinimetatud alkoholiturismi piirata, et kaitsta kodumaiseid tarbijaid, kaitsta oma rahva tervist (aktsiisimäära tõstmine oma riigi siseselt on enamasti tehtud tagamõttega säästa oma riigi rahva tervist alkoholi halva mõju eest) ning piiriülese kaubanduse tõttu kaotab riik märkimisväärses mahu riiklikku maksutululu alkoholiaktsiisist (Bygvra, 2009).

Peamine hinnaalanduse viis, mida jaekaubanduses kasutatakse, on hinnapunkti alandavad kampaaniapakkumised. Nendel kampaaniatel ja hinnaalandustel on mitmeid põhjuseid, miks neid tehakse. Üheks peamiseks on lühiajaline positiivne mõju mahu müügile. Olgu selleks siis elektroonikatööstuses telefonide müük või joogitööstuses õlle müük. Olenemata sektorist, on eesmärk ikkagi sama. Seda, et saada eesmärgipärast hinnalangetust võimendatud müügikogust, toetavad ka mitmed akadeemilised uurimused (Bijmolt et al., 2005; Gedenk et al., 2010). Hinnalangetusest saadud müüginumbrite kasv võib ulatuda mõnest protsendist kuni sadade protsentideni ning varieerub märkimisväärselt segmentide ning kategooriate vahel. Siiski tuleb täheldada, et väga harvadel juhtudel annab säärane hinnaalanduskampaania pikaajalist mõju. Pärast kampaaniaperioodi lõppu on enamasti oodata tugevat müügi langust. (Chakravarty et al., 2017; Nijs et al., 2001)

Peale võimendatud müügi mahu loodetakse hinnaalanduskampaaniaid tehes saavutada paremaid suhteid tootva ettevõtte ja jaekaubandusketi vahel; püsida tänu hinnakampaaniatele mahu osas konkurentsisis, kasvatades seeläbi turuosa; võita uusi kliente ning säilitada olemasolevate klientide lojaalsus. Kõikide eelnimetatud eesmärkide tulemuslikkusele puudub

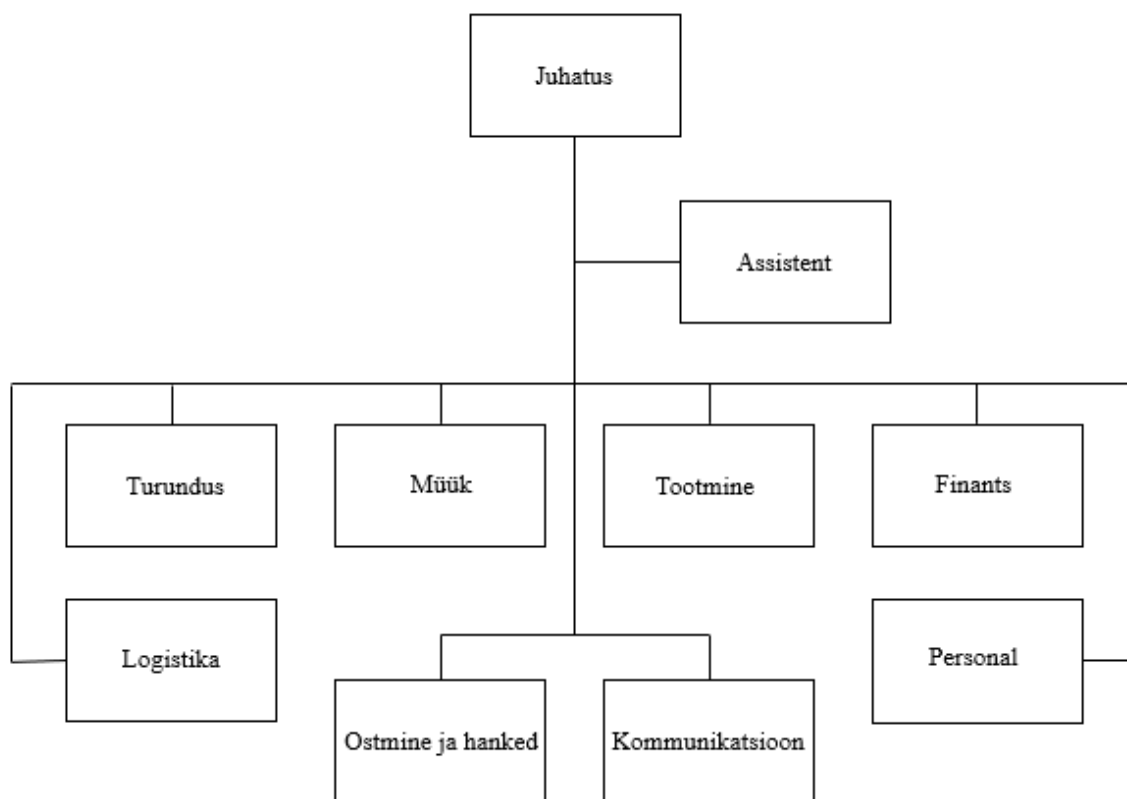
aga akadeemiline toetus. Seda kas selle tõttu, et puuduvad piisavad andmed või siis on tõestatud hoopis vastupidist. (Bogomolova et al., 2017)

Joogitööstuses enamasti vastutab promoperioodi ning sinna lisatud toodete eest suurkliendi müügijuht. Kampaniaaetodet, nende perioodid ning perioodide pikkused on jaekaubandusketiti erinevad. Kampaniaaeriodid pannakse paika müügijuhi sisendi alusel, mis tuleb suurkliendil omakorda kinnitada. Esmased promoperioodi pakutavad tooted tuleb esitada kliendile enamasti kaheksa nädalat enne kampaniaaeriodi algust. See kaheksanädalane puhver on oluline, sest kampaniaaeriodi vältel alandatud hinnaga toodete müük mitmekordistub võrreldes tavapärase müükidega. Et sellele müügitõusule reageerida, selleks ongi vaja tooteid ning perioodi pikkust juba varakult ette teada. Peale mainekahju ning usaldusväärsuse langemise võivad tarneprobleemid endaga ka kaasa tuua rahalist kahju. Olenevalt klientidega tehtud lepingutest võib tarnimata koguste eest saada küllaltki suuri rahatrahve.

2. Nõudluse prognoosimine Saku Õlletehase näitel

2.1. Lähteolukord

Saku Õlletehas on globaalse haardega ühe maailma suurima rahvusvahelise õlletootja Carlsberg Group-i kuuluv eestimaine toiduainetööstusettevõtte. Tallinna külje all Sakus tegutsev õlletööstusettevõtte on oma toodangut tootnud juba üle kaheksa aasta. Saku Õlletehase tuntuimateks ja armastatuimateks brändideks on Saku Originaal, Saku Kuld, Karl Friedrich, Rock, alkoholivabade õlled sari GO, Somersby siidrid, aga ka Vichy mineraal- ja lauaveed. Saku Õlletehase erinevates osakondades töötab keskmiselt umbes 300 inimest. (SAKU ÕLLETEHASE KESKKONNA-, SOTSIAALMÕJU JA VALITSEMISE ARUANNE, n.d.)



Joonis 5. Saku Õlletehase struktuur

Allikas: Autori koostatud joonis

Saku Õlletehases kuulub müügiplaneerija ametikoht müügiosakonna alla ning allub otse juhatusse kuuluvale müügidirektorile, kelle alla kuuluvad ka kõik teised müügiosakonna liikmed. Müügiosakonda kuuluvad lisaks müügiplaneerijale veel ekspordijuht, suurl klientide müügijuhid, piirkondlikud müügijuhid, Horeca müügijuhid, kaubandusturundusjuht,

müügiesindajad, kaubapaigutajad ja müügisekretärid. Müügiosakonna eesmärgiks on müüginumbrite ning kasumi kasvatamine. Müügiosakonna töö edukust mõõdetakse iga kuu nii mahus kui rahas. Müügiplaneerija isiklikeks eesmärkideks ning töö tulemuslikkuse mõõdikuteks on peamiselt ennustustäpsuse ehk FA ning kõrvalekalde ehk BIASi tulemus. Neid mõõdikuid võrreldakse kas neli nädalat tagasi tehtud ennustuse või kolm kuud tagasi tehtud ennustusega. Nelja nädala taguse ennustuse võrdluse tulemus kuulub ka müügiplaneerija aastaeesmärkide hulka. Prognoositäpsuse püstitatud eesmärgiks on 71,5% ning BIASi kõikumispiiriks on seatud +/- 5%.

Saku Õlletehas on oma tegevusvaldkonnas üks kahest Eesti joogitööstuse turu turuliidritest. Ettevõtte müügitulu kasvas 2021. aastal ligikaudu 6,7% võrreldes 2020. aastaga, mis rahalises mõõtmes kasvas 65 miljoni euro pealt 69,35 miljoni euroni aastas. Koos sellega kasvas ka ärikasumi määr, mis kasvas 11% pealt 12,2% peale. Samuti kasvas Saku Õlletehase puhaskasum, mis oli 2020. aastal 6,84 miljonit ning 2021. aasta lõpuks 8,10 miljonit eurot. Peale nende kasvas ka ettevõtte puhasrentaablus 10,5% pealt 11,7% peale. See näitab, et ettevõtte suutis oma kulusid efektiivsemalt kontrollida ning seeläbi ka oma kasumlikkust tõsta. Kokkuvõtlikult võib 2021. aasta majandusaastaaruandest välja lugeda, et Saku Õlletehas suutis teha suurepärase majandusaasta, kasvatades müüki, parandades kasumlikkust ning kontrollides ka seejuures oma kulusid.

Tabel 2

Saku Õlletehase majandusnäitajad aastatel 2020–2021

Peamised finantssuhtarvud	2021	2020
Müügitulu (tuh €)	69 346	65 010
Käibe muutus	6,7%	-1,3%
Ärikasumi määr	12,2%	11,0%
Puhaskasum (tuh €)	8 101	6 842
Puhasrentaablus	11,7%	10,5%
Lühiajaliste kohustuste kattekordaja	1,0	0,9
Omakapitali tootlus	8,1%	7,5%

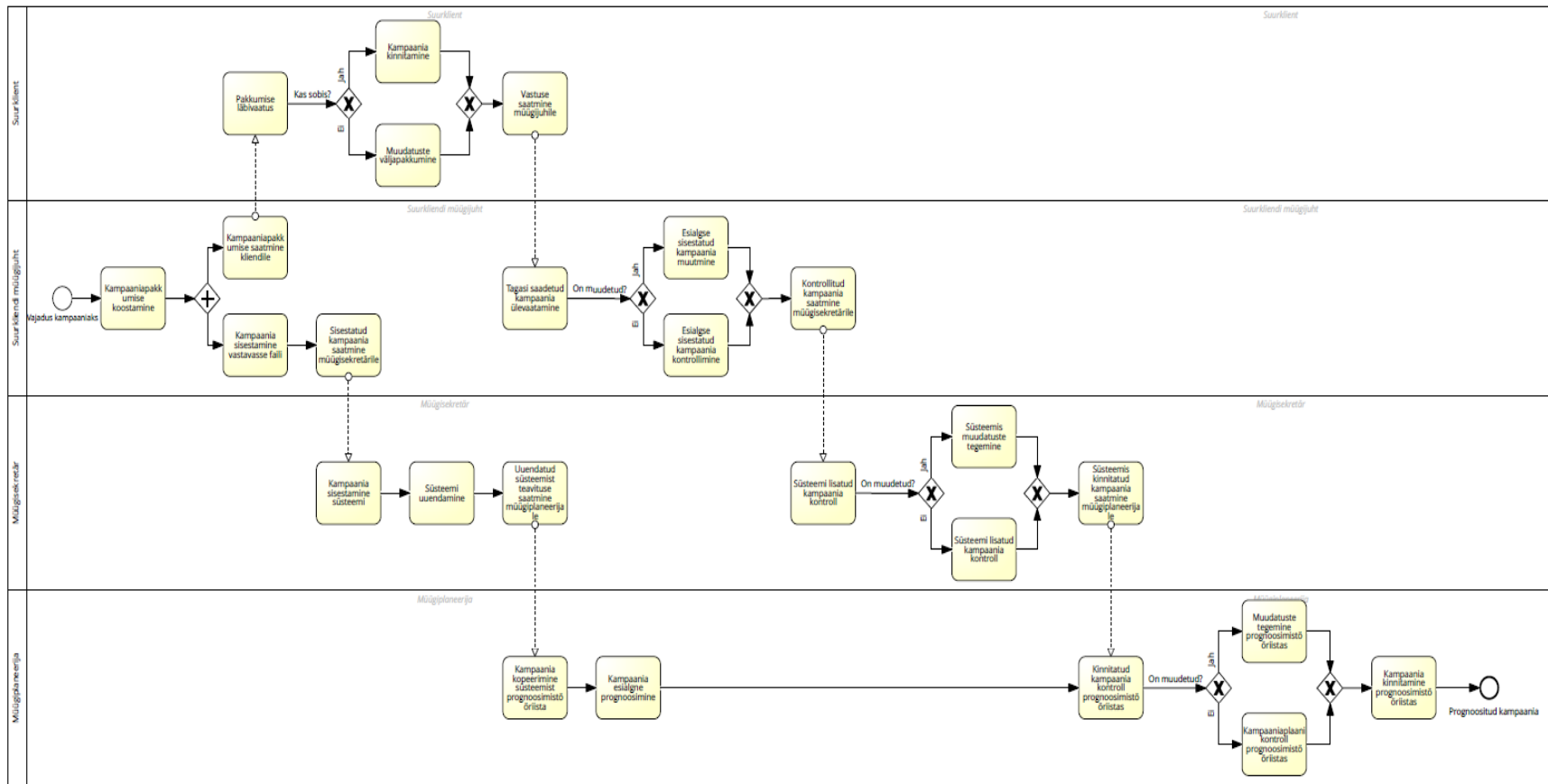
Märkus: Autori koostatud tabel

Allikas: Saku Õlletehase AS majandusaastaaruanne 2021 (*Saku_Õlletehase_Aktsiaselts-Aruanne_2021, 2022*)

Saku Õlletehase peamiseks konkurendiks Eesti joogitööstusmaastikul on A. Le Coq. Need kaks ettevõtet on jaganud omavahel sisuliselt kogu Eesti lahja alkoholi turu. Kahepeale

kuulub neile ettevõtetele 2023. aasta aprillikuu andmetel õlleturust 76,7% (millest Saku Õlletehasele 40,6% ning A. Le Coqile 36,1%), siidriturust 74,36% (millest Saku Õlletehasele 45,56% ning A. Le Coqile 28,8%) ning *long drinki* turust 68,3% (millest Saku Õlletehasele 27,6% ning A. Le Coqile 40,7%). Lisaks tegutsetakse nii limonaadide, energiajookide kui ka vee müügiga, kuid neis kategooriates on konkurents tihedam ning pilt kirjum. (Nielsen andmed) Saku Õlletehase ja A. Le Coqi vaheline konkurents on tihe ning iga kuu võideldakse iga võimaliku protsendipunkti võitmise nimel. Kuna enamasti on toodete omadused küllaltki sarnased, siis peamiseks turuosa võitmise viisiks on hinnapunkti langetus. Seda tehakse kas püsisoodustuste või lühemaajaliste hinnakampaaniate kaudu.

Kuna Eesti joogitööstuse turg on suuresti sõltuv hinnast ning hinnakampaaniatest, siis selle tõttu on ka kampaaniate planeerimisel ja prognoosimisel väga suur roll kogu Saku Õlletehase äris. Kampaaniaid tehakse, et võita konkurendilt turuosa või saavutada neile seatud müüginahuh mahuline eesmärk. Kampaaniamahud võivad Saku Õlletehase müüke toodete lõikes mitmekordistada ning kogu aasta lõikes võib reklaamiperioodil müüdud maht moodustada kogu mahust üle 50%. Kampaaniate planeerimine Eesti ühes juhtivas joogitööstuses, Saku Õlletehases, käib järgmiselt:



Joonis 6. Saku Õlletehase suurklientide kampaaniate planeerimine

Allikas: Autori koostatud joonis

Kõnealusel protsessimudelil on kujutatud täies mahus kogu Saku Õlletehase kampaaniaplaneerimise protsess. Kogu mudelil on üks paralleelne ning neli välistavat väravat. Tegevused on ära jaotatud nelja erineva osapoole vahel. Välistavaid väravaid kasutati kontrollpunktidena protsessist tulenevatele tegevustele.

Kogu protsess algab kampaania saatmise vajadusest. Sõltuvalt küll jaeketist, kuid enamasti on lepinguliselt kokku lepitud kampaaniate sagedus ning nende esitamise tähtjad. Kui tähtaeg on saabumas, paneb suurkliendi müügijuht (suurklientideks Saku Õlletehas

AS-i puhul on Selver, Coop, Rimi, Maxima, OG Elektra, RR Lektus ning Prisma) kokku kampaaniapakkumise ning saadab selle oma kliendile. Lisaks tuleb pakutud kampaania lisada vastavasse Exceli faili õige keti ning kuupäeva järgi. Nendest kahest tegevusest algab läbi kogu ülejäänud protsessi kestvad kaks paralleelset protsessi.

Protsessimudeli alumises osas, mis käivitub müügijuhi poolt kampaania sisestamisega vastavasse faili ning selle saatmisega müügisekretärile, sisestab müügisekretär nimetatud kampaania süsteemi ning seejärel uuendab seda. Kui see on tehtud, siis tuleb tal saata sellekohane teavitus müügiplaneerijale, kes kopeerib süsteemist kogu kampaaniaplaani oma kampaania planeerimise tööriista ning seejärel teostab esialgse prognoosi, toetudes müügiajaloole. Seejärel jookseb protsess juba kokku ülemise poolega.

Protsessimudeli ülevalpool paiknev protsess hakkab kulgema hetkest, mil müügijuht saadab oma kliendile kampaaniapakkumise. Seejärel vaatab klient pakkumise läbi. Kui neile nimetatud pakkumine sobib, siis ei ole muud, kui kampaania omalt poolt kinnitada ning saata tagasi müügijuhile. Kui aga otsustatakse, et miski ei sobi, siis saadetakse müügijuhile tagasi kinnitus koos omapoolsete muudatustega.

Kui müügijuht on suurkliendilt vastuse saanud, tuleb tal endal võrrelda tagasi saadetud kampaaniapakkumist enda poolt esialgu sisestatud kampaaniaga. Kui klient pole muudatusi teinud, siis liigub kinnitatud kampaania edasi müügisekretärile. Kui aga klient on pakkunud omapoolsed muudatused, siis tuleb need sisse viia kampaaniaplaanide Exceli tabelisse ning seejärel saata muudetud kampaania edasi müügisekretärile.

Järgmiseks kontrollib müügisekretär müügijuhi käest tulnud kampaaniaplaani võrreldes seda varem enda poolt süsteemi lisatud plaaniga. Kui erinevusi ei ole, siis kinnitab müügisekretär süsteemis kampaania ning protsess liigub edasi müügiplaneerija kätte. Kui aga on varasemas plaanis tehtud muudatusi, siis tuleb müügisekretäril vastavad muudatused ka süsteemi sisse viia ning seejärel liigub protsess edasi müügiplaneerijale. Sealt alates jookseb ülemine osa kokku alumise osaga.

Viimaks tuleb müügiplaneerijal kontrollida ning võrrelda varem temani jõudnud kampaaniaplaani praegusega ning kui seal muudatusi pole, siis kinnitab müügiplaneerija prognoosimistööriistas nimetatud kampaania ning kampaania planeerimine ongi lõpetatud. Kui seal aga on erinevused sees, siis tuleb müügiplaneerijal viia sisse muudatused planeerimistööriista ning seejärel need seal kinnitada. Seejärel on kampaania planeerimine lõppenud.

Kampaaniate prognoosimine on ainult üks osa kogu müügiplaneerimise operatiivse plaani koostamisest. Peale kampaania mahtude planeeritakse eraldi veel ka iganädalased baasmüügimahud. Seda tehakse puht statistilist ning tunnetuslikku meetodit rakendades. Statistilise poole pealt jälgitakse enamasti viimase kuu nädalate keskmist müüki ning tunnetusliku poole pealt eelmiste kuude ning sama ajaperioodi müüke ning trendi. Kuna Saku Õlletehase koduturule müüdavate SKU-de nimekirja kuulub üle kolmesaja SKU, siis pole ajaliselt võimalik iga nädal süveneda iga SKU müüginumbritesse. Seepärast kasutab Saku Õlletehase müügiplaneerija Exceli-põhist tööriista, mis toob esile need SKU-d, mis on viimased neli või kolm nädalat järjest müünud kas üle või alla planeeritud koguste. See välistab ka olukorra, kus ühekordne ebakorrapäraselt suur või madal müük mõjutaks kohe ka edasist prognoosi.

Nagu ka eespool mainitud, siis Saku Õlletehas kuulub globaalsesse Carlsberg Groupi. Üle kogu Carlsberg Groupi toimub kogu planeerimistöö Microsofti väljatöötatud programmis Excelis. Seda kasutatakse kõikvõimalikes planeerimist vajavates üksustes. Olgu selleks siis müügiplaneerimine, tootmisplaneerimine või koguni finantstegevus ja logistika. Toetava süsteemina kasutatakse küll SAP tarkvara, kuhu koondatakse kõikvõimalikud Excelil põhinevad andmed kokku. Seda eelkõige seetõttu, et kui kõike koondada kokku kusagile n-ö *master* Excelisse, siis muutuks see fail liiga kohmakaks ja seetõttu ka kasutuskõlbmatuks.

Saku Õlletehase planeerimise peamiseks ning esmajärguliseks sisendiks on müügiplaneerija koostatav müügiplaan. Operatiivse müügiplaani põhjal planeeritakse iga nädal tootmised ning tootmiseks vajaminevate materjalide ja kolmandatest ettevõtetest, kas Carlsberg Groupi siseselt (teised Carlsberg Groupi kuuluvad õlletööstusettevõtted) või väliselt (Värskä ja Põltsamaa), tulenevate toodete/materjalide kogused, kelle turundajaks ja edasimüüjaks on Saku Õlletehas. Peale selle planeeritakse ka operatiivse ehk kaheteistkümnepäevase nädala plaani pealt ka logistikaga seotud tegurid, nagu töötajate arv vahetustes, mis on planeeritud päevase mahu alusel. Näiteks on Saku Õlletehases tekkinud ka olukord, kus planeeritud mahus suuruse ja ülemüükide tõttu on ka kontoritöölised, eesotsas Saku

Õlletehase müügidirektoriga, kutsutud komplekteerimisosakonnale appi väljaminevaid tellimusi komplekteerima. Et kontoritöölisi motiveerida, siis pandi abiks oldud tunnid ületundidena kirja, mis tekitas küll tööjõukuludesse suure tõusu, kuid tänu sellele suudeti säilitada positiivsed kliendisuhted ning maine usaldusväärse ettevõttena.

Peale operatiivsete plaanide tuleb Saku Õlletehase müügiplaneerijal koostada iga kuu järgneva kaheksateistkümnepäevase müügiprognoos. See plaan on sisendiks kogu Saku Õlletehase majandustulemuste prognoosimiseks. Niinimetatud pika plaani põhjal planeeritakse eelarve ning selle korrigeeringud. Samuti pannakse nende numbrite pealt paika Saku Õlletehase mahulised ning rahalised eesmärgid. Hetkel kasutatakse Saku Õlletehase müügiplaneerimises Exceli-põhist tööriista, mis töötab eksponentsiaalse silumise meetodit kasutades. Kampaniaajavahemikutele müüdavaid mahte planeeritakse aga puhtalt eelnevate aastate statistilisi andmeid vaadeldes ning võrreldes.

Et katta täies mahus ära kolmas uurimisülesanne, siis selleks tuleb ka anda ülevaade, miks on antud teema Saku Õlletehase jaoks aktuaalne. Seda seetõttu, sest müügiplaneerimine aitab planeerida teiste tarneahelate tegevust. Ebatäpsest nõudluse prognoosist tingituna võib tekkida olukord, kus ettevõtte peab kas valmistoote või tootmises vajalikud materjalid maha kandma, või vastupidine olukord, kus laovarude saab otsa ning kaup jääb tarnimata. Aastal 2022 oli Saku Õlletehase valmistoote või toormaterjalide mahakandmiskulu, mis oli tingitud puhtalt ebatäpsest nõudluse planeerimisest, 25 363 eurot (Saku Õlletehase sisedokumentatsioon). Peale mahakandmiskulude kandis Saku Õlletehas ka trahve tarnimata toodete eest. 2022. aastal oli trahvide summa umbes 30 000 eurot (Saku Õlletehase sisedokumentatsioon). Lisaks kaasneb tarnimata toodetega mainekahju. Ehk kui kõiki tooteid suudetaks aasta lõikes nädalast nädalasse prognoosida vähemalt 71,5% täpsusega (Saku Õlletehase prognoositäpsuse eesmärgi tõttu), siis oleks tänu sellele õnnestunud ettevõttel säästa umbes 55 000 eurot.

2.2. Nõudluse planeerimise parendamine Saku Õlletehase näitel

Järgnevas alapeatükis teeb töö autor kogu Saku Õlletehase tooteportfellile ABC-XYZ analüüsi ning testib erinevate prognoosimeetodite tulemuslikkust Saku Õlletehase näitel. Sellega saab ka täidetud neljas uurimisülesanne. Alustuseks, kuna joogitööstusturu dünaamika Eestis on küllaltki keerukas ning faktoreid, millest müügid sõltuvad, on palju, siis ABC-XYZ metoodikat on töö autor otsustanud mitte vaadata tellimusmustripõhiselt, nagu seda on kirjeldanud oma artiklis Scholz-Reiter, vaid kategoriseerida tooted, tuginedes statistilistele müügiandmetele. Esiteks tegi töö autor ABC analüüsi viisil, kus on müükide järgi kahanevalt reastatud kogu eelmisel aastal müüdud ettevõtte SKU-d. Seejärel vaatles töö autor saadud tulemusi: SKU-d, mis moodustavad kogu müügist 80%, on A, sealt edasi 80–95% hulka kuuluvad SKU-d B ning sealt edasi kuni lõpuni välja C. Teiseks kasutas töö autor XYZ analüüsi jaoks samuti sama perioodi müüke, mida kasutas ka ABC analüüsiks. XYZ analüüsi mõte on kategoriseerida tooted nende müügiümbrise või prognoositavuse järgi. Nimetatud analüüsi kontekstis tähendab see seda, et arvutatakse välja kogu perioodi standardhälve ning jagatakse see keskmise müügiga. Kui protsentides saadud tulemus on alla 50%, siis sellisel juhul liigitatakse see SKU X kategooriasse. Kui saadud tulemus jääb 50% ja 100% vahele, siis on see Y ning kui standardhälve moodustab keskmisest müügist rohkem kui 100%, siis on tegu Z kategooriasse ehk väga keeruliselt prognoositavate toodete hulka kuuluva SKU-ga. Kuna Saku Õlletehase tooteportfellis on sadu erinevaid müügikoode, siis magistr töö huvides ning adekvaatsete mõõtmistulemuste saavutamiseks valis töö autor AX, BX, AY ja BY lahtritesse klassifitseeritud toodete seast iga joogikategooria esindaja (maksimaalselt viis). Valitud SKU-d on oma kategooria enimmüüdud SKU-d. Kuna ABC analüüsis C kategooria toodete müügid on äärmiselt madalad ning XYZ analüüsi tulemusel Z kategooriasse kuuluvad tooted äärmiselt etteprognoosimatud, siis prognoosimeetodite analüüsimise huvides on nende kategooriate tooted asjakohase tulemuse saamiseks edasisest analüüsist ja testarvutustest välja jäetud. Testperioodiks olid 2023. aasta esimesed kaksteist nädalat. Valitud SKU-d on järgmised:

Tabel 3

Valim testplaneerimiseks

Kategooria	X	Y
A	Saku Originaal 0,33l purk MP12 Somersby Pirn 0,33l pudel SFF Longero Greip 0,5l purk Värsk Vurtsvasser Õun 1l PET Värsk Originaal 1,5l PET	Karl Friedrich 0,568l purk MP6 Somersby Pirn 0,5l purk SFF Longero Greip 0,33l purk MP24 Karl Friedrich Kali 0,5l purk Värsk Originaal 1l PET MP6
B	Holsten Strong 0,5l pudel Somersby Murakas 1l PET SFF Longero Greip 0,5l PET Põltsamaa Õun 1l Tetra Vichy Vitamin Sport 1,5l PET	Karl Friedrich Märzen 0,568l purk Somersby Pirn 1l PET Garage Hard California Pirn 0,275l pudel Värsk Vurtsvasser Rabarber 1l PET Vichy Fresh Kirss 1,5l PET

Märkus: vaata Lisa A.

Allikas: Autori koostatud tabel

Testperioodi vältel võrdles töö autor omavahel praegu kasutusel olevat prognoosimeetodit, mis koosneb peamiselt eksponentsiaalse silumise meetodist, baasmüükide prognoosimiseks ja tunnetuslikust meetodist kampaaniatoodete prognoosimiseks ning kahte teist prognoosimeetodit, et võimalusel leida tõhusam ning täpsem viis õlletehase müükide prognoosimiseks. Üheks testitavaks prognoosimeetodiks on nõudluse agregeerimise meetod ning teiseks kombineeritud meetod, kus omavahel kombineeritakse praegu kasutusel olev eksponentsiaalne silumine ning agregeerimise meetod. Kuna õlletööstuses on hinnal ja erinevatel kampaaniategevustel väga suur mõju kogu turule, siis keskendus töö autor selle kindla magistritöö raames just baasmüükide prognoosimise tõhustamisele ja parendamisele. Et lõpuks oleksid tulemused võrreldavad, lisab töö autor iga meetodi abil kalkuleeritud baasmüügile samas mahus kampaaniamahte. Seejärel võrdleb töö autor omavahel iga meetodi prognoositäpsust, kasutades selleks FA (4) valemit.

Nõudluse agregeerimise meetodi tarbeks arvutas töö autor välja hooajalisuse koefitsiendid. Selleks on võetud sama kategooria tooted (nt õlu) ning nädalapõhiste müükide põhjal arvatud välja aasta lõikes keskmise nädala müük, eemaldades müüginädalad, mil müük oli kas ebatavaliselt madal või kõrge (olgu siis põhjusteks näiteks OOS situatsioon või ebatavaliselt suur klienditellimus). Hooajalisused koefitsiendid said arvatud 2023. aasta esimeseks kaheteistkümneks nädalaks. Hooajalisuse indeksid on järgmised:

Tabel 4

Hooajalisuse koefitsiendid

	W1-W4	W5-W8	W9-W12
Õlu	1,12	0,84	1,20
Siider	0,89	0,87	0,97
Longero	0,77	0,80	1,07
Karastusjook	0,71	0,75	1,03
Vesi	0,70	1,00	0,92

Allikas: Autori koostatud tabel

Järgmine samm nõudluse agregeerimise meetodit kasutades on SKU-de lõikes nädalapõhise baasmüügi prognoosi tegemine, kus kasutatakse aasta lõikes keskmist müüki, mis korrutatakse läbi hooajalisuse koefitsiendiga. Et tabada võimalikult täpselt ajaloolised baasmüügid, tuleb selleks analüüsida andmeid keskmise väljamüügihinna alusel ning eemaldada müükidest allahindlusega müüdnud kogused. Seejärel, et tulemused oleks võrreldavad, siis on agregeerimise meetodi teel saadud baasmüükidele lisatud kampaaniaprognosisid.

Testperioodil testis töö autor samal ajal kolme erinevat planeerimismeetodit. Testitavad meetodid olid agregeerimise meetod, eksponentisaalse silumise meetod (hetkel ka Saku Õlletehases iga päev kasutusel olev meetod) ning nendest kahest kokku kombineeritud meetod. Kombineeritud meetodit on kõige lihtsam rakendada, kasutades prognoosi väljundina nende kahe meetodi aritmeetilist keskmist. Testperioodi eesmärgiks oli tuvastada, millise prognoosimeetodi korral on prognoositäpsus kõige parem. Mõõtmisi võrreldi neli nädalat tagasi tehtud ennustusega. Testperioodiks oli kaheteistkümne nädala pikkune tsükkel, mis kestis 2023. aasta esimesest nädalast kuni kaheteistkümnenenda nädala lõpuni. Saku Õlletehase juhtkonna seatud prognoositäpsuse eesmärk võrreldes neli nädalat tagasi tehtud ennustusega on 71,5%.

Esmalt võrdleb töö autor omavahel kõigi kolme meetodi tulemust. Kaheteistkümne nädala prognoositäpsused meetodite ja nädalate lõikes on järgmised:



Joonis 7. Prognoosimeetodite võrdlusjoonis

Allikas: Autori koostatud joonis

Alustuseks tuleb ära mainida, et testperioodi esimene nädal oli pühade- ja aastavahetuse järgne jaanuarikuu esimene nädal, mille nõudlus on vägagi ettearvamatult ning sõltub paljuski inimeste sisseostudest sellele eelnenud paaril nädalal. Seetõttu on ka selle nädala prognoosimine väga keerukas. Kõnealuselt graafikult on selgelt näha, et suures pildis on kõik meetodid pädevad ning eesmärgi, mida tähistab kollane joon, ületavad testperioodi vältel kõik testitud prognoosimeetodid. Kõige stabiilsemalt teevad seda praegu kasutusel olev eksponentsiaalse silumise meetod ning kombineeritud meetod. Kui vaadata ka detailsemalt kogu perioodi ennustustäpsust (vt Lisa B), siis agregeerimise meetodil oli see 73,2%, eksponentsiaalsel silumisel 76,9% ning kombineeritud meetodil oli see kõige kõrgem, milleks oli 77,2%. Põhjus, miks agregeerimise meetod üksinda ei ole nii hea, kui seda on eksponentsiaalne silumine, on see, et eksponentsiaalne silumine aitab kiiremini reageerida erinevate SKU-de turu trendidele, kuid agregeerimise meetod aitab täpsemini prognoosida pigem pikemat perioodi, mis hõlmab endas hooajalisust. Küll aga tuleb meeles pidada, et nimetatud prognoosimeetodite test tehti nelja stabiilsemasse prognoosimustri kategooriasse kuuluvate toodetega ehk testist jäeti välja kõik need SKU-d, mis on kas enamasti tellimuspõhised, on just lisandunud tooteportfelli või on sealt kohe väljumas. Just need keerukamate nõudlustritega tooted on need, mis seda prognoositäpsust tunduvalt alla toovad. Nõudlustrite järgi on 2023. aastaks seatud eesmärgid Saku Õlletehase nõudluse planeerijale järgmised:

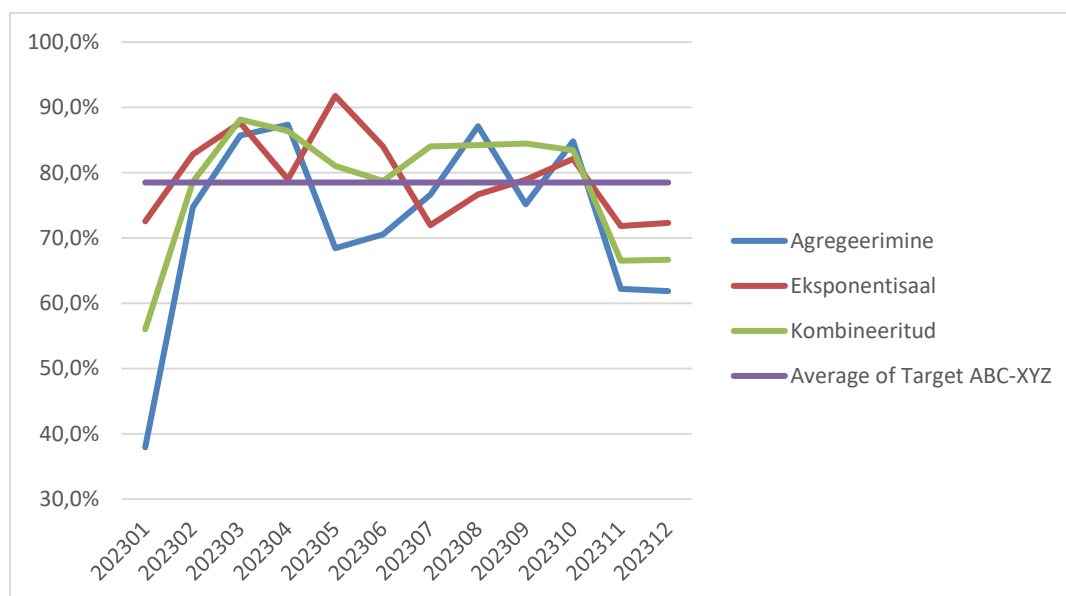
Tabel 5

Prognoositäpsuse eesmärgid müügimustri kategooriate lõikes

	X	Y	Z	Total
A	78,5%	72,0%	69,0%	74,8%
B	72,0%	71,0%	61,0%	66,6%
C	62,0%	50,5%	45,0%	46,8%
Total	77,8%	71,0%	61,8%	71,5%

Allikas: Autori koostatud tabel

Kui aga võrrelda testitud prognoosimeetodeid nõudlusemustrite kategooriate lõikes, siis tulemustest tuleb selgelt välja, et eksponentsiaalse silumise meetod on neist kolmest kõige stabiilsem meetod suuremahuliste ja küllaltki stabiilsete toodete kategoorias (AX).

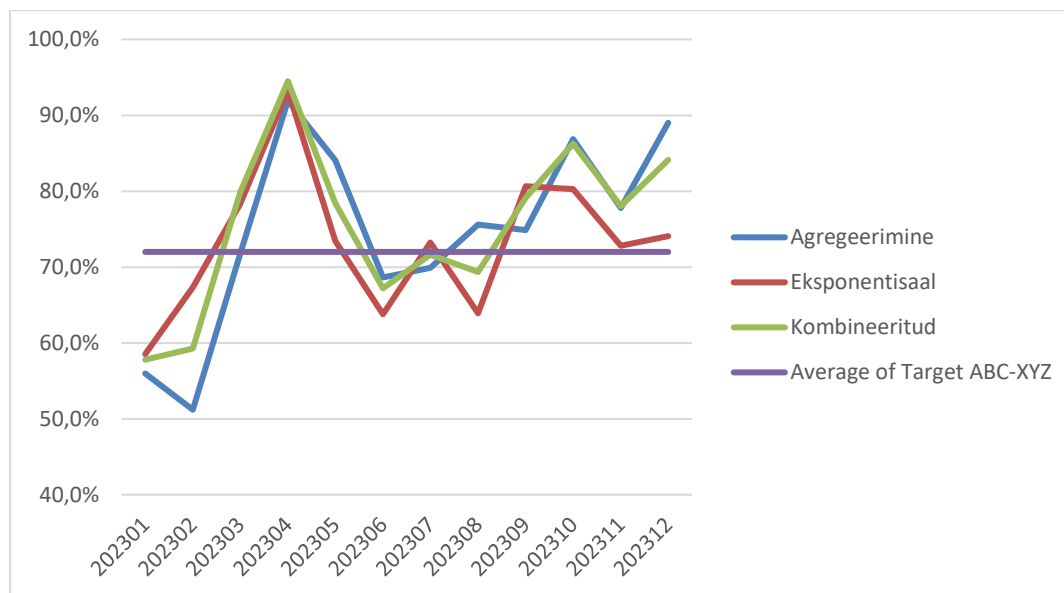


Joonis 8. AX kategooria toodete prognoositäpsuse võrdlusjoonis

Allikas: Autori koostatud joonis

Graafikult on näha, et eksponentsiaalse silumise meetodi prognoositäpsus ei lange kordagi alla 70%, küll aga ei püsi ka eksponentsiaalse silumise meetod pidevalt üle püstitatud eesmärkide. Seda erinevate väliste tegurite tõttu, mis joogitööstusettevõtteid paraku ikka ja jälle kimbutavad. Võttes aga kokku kogu testperioodi kaksteist nädalat, siis eksponentsiaalse silumise meetod on kolmest ainuke, mis ületas prognoositäpsusprotsendiks seatud eesmärgi, milleks on AX toodete puhul 78,5% (Lisa B).

Kui aga võrdleme omavahel AY kategooria tooteid, mis on endiselt kõrge nõudlusega tooted, küll aga ajas omajagu kõikuva nõudlusega tooted, siis ka nende prognoosimiseks on parim meetod kombineeritud meetod. Nende puhul aga aitavad kombineeritud meetodil prognoositäpsust tõsta just agregeerimise teel prognoositud prognoos. Seda seetõttu, et agregeerimise meetod aitab paremini ennustada hooajalisuse mustreid.



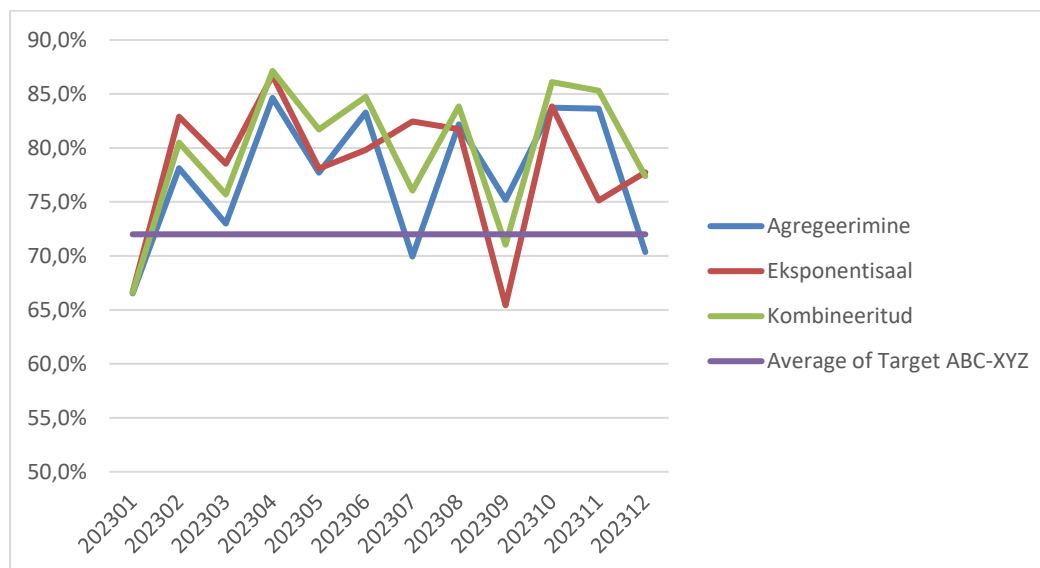
Joonis 9. AY kategooria toodete prognoositäpsuse võrdlusjoonis

Allikas: Autori koostatud joonis

AY toodete prognoositäpsuse eesmärgiks Saku Õlletehases on 72%. Kogu testperioodi koondvaates (Lisa B) selgub, et taaskord on kõik prognoosimeetodid ületanud prognoositäpsuse eesmärgi. Siiski saab ka graafikut vaadates järeldada, et agregeerimise meetod on stabiilsema prognoosiga ning seda tõestab ka kogu testperioodi lõpptulemus, mis on 2,3% kõrgem võrreldes eksponentsiaalse silumise meetodi kasutusega. Taaskord tuleb tõdeda, et kõige edukamalt töötab AY kategooria toodete puhul kombineeritud meetod (on neist ka kõige stabiilsema kõveraga). Seda just seetõttu, et agregeerimise meetod ja eksponentsiaalse silumise meetod tasakaalustavad teineteist suurepäraselt.

BX kategooria toodete puhul (stabiilse nõudlusega tooted, aga mahult tunduvalt väiksemad, kui seda on AX kategooria tooted) tuleb välja, et tegu oli testperioodi kõige stabiilsemini ennustatud kategooriaga (Lisa B). Sellele aitas kaasa asjaolu, et nimetatud kategooria toodete puhul oli kampaaniamahtude osakaal kogu nõudluse prognoosist madalam kui teiste kategooriate puhul. Kui AX kategooria toodete puhul on tihtipeale tegu väga kõrge nõudlusega toodetega, mille puhul on ka määrava tähtsusega kampaaniamahtude

prognoosimine (seda just nende suure osakaalu tõttu kogu prognoosist), siis BX kategooriasse kuuluvad tooted nii tihti kampaaniaplaanides ei ole just oma väiksemamahuliste müükide tõttu.

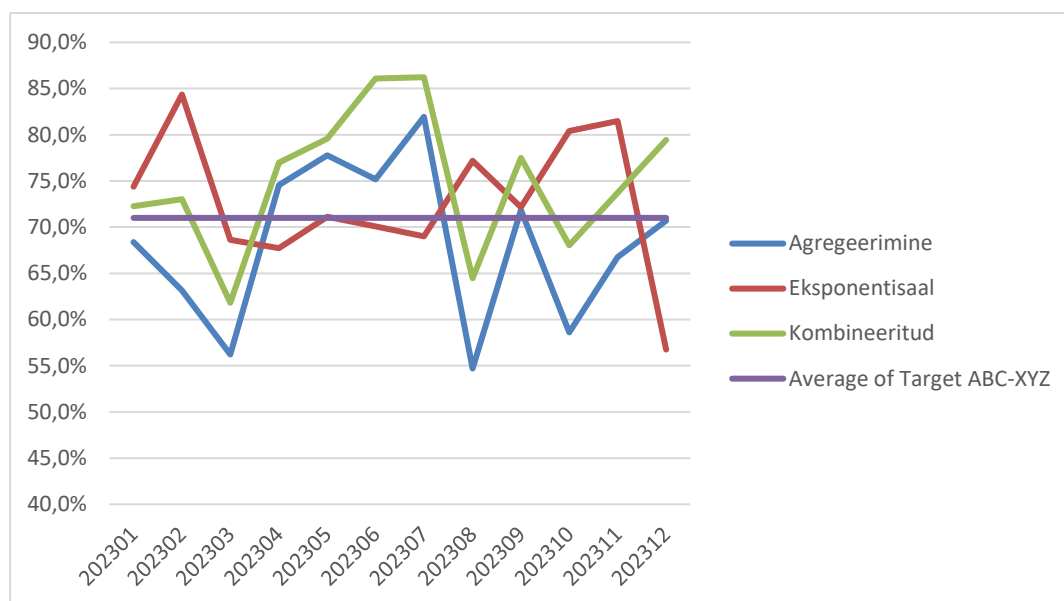


Joonis 10. BX kategooria toodete prognoositäpsuse võrdlusjoonis

Allikas: Autori koostatud joonis

Testperioodi tulemusi analüüsidis tuli välja, et selle kategooria toodete puhul on taaskord kõige optimaalsem kasutada kahe meetodi kombineeritud meetodit. Üldpildis olid kõik kasutatud meetodid heade tulemustega ning isegi kui võrrelda omavahel agregeerimise ning eksponentsiaalse silumise meetodit, siis isegi nende kahe meetodi prognoositäpsus oli testperioodi vältel kokkuvõttes küllaltki sarnane, vastavalt siis 77,1% ja 78,3% (Lisa B). Mis aga eriti positiivne, kui välja jätta aasta esimene nädal, siis kahe meetodi kombineeritud meetod oli ainult ühel nädalal allpool sellele seatud eesmärki ning seda ka kõigest 1%.

Testperioodi vältel kõige kehvemate tulemustega prognoositäpsuse protsendi poolest olid BY kategooria tooted (Lisa B). BY kategooria puhul on tegu toodetega, mille nõudlus on kõikumavam, kui seda on AY kategooria tooted ning nende mahud on ka kordades väiksemad. Just see teeb ka nimetatud kategooria prognoosimise keerukamaks, kui seda on eelnevad kategooriad. Nende toodete puhul võib tekkida olukord, kus nädalate vaheline nõudluse kõikumine on mitmekordne. Seda just seetõttu, et need tooted ei liigu poeriulitelt piisavalt kiiresti ära, et nende nõudlus võiks olla iga nädal küllaltki sarnane. Ka koondtulemuse poolest oli tegu ainsa kategooriaga, mille puhul üks meetoditest ei saavutanud nõutavat prognoositäpsuse taset. Agregeerimise meetodi prognoositäpsuseks jäi kaheteistkümne nädala koondlõikes 67,7% ehk 3,3% alla sellele seatud eesmärgi.



Joonis 11. BY kategooria toodete prognoositäpsuse võrdlusjoonis

Allikas: Autori koostatud joonis

Seda ilmestab ka suurepäraselt testperioodijärgne prognoositäpsuse graafik, kus on näha väga suuri prognoositäpsuse kõikumisi üle seatud eesmärgi joone. Eriti keeruline on selliste toodete prognoosimine agregeerimise meetodit rakendades. Seda just seetõttu, et agregeerimise meetod kalkuleerib täpselt sama baasmüügi mingiks kindlaks ajaperioodiks (testis kasutati nelja nädalast intervalli). BY toodete puhul aga on väga harv olukord, kus nõudlus on neli nädalat sarnane, veel vähem sama. Taaskord on kõige paremaks meetodiks kahe prognoosimeetodi kombineerimine, sest see aitab suurepäraselt tasakaalustada kahe meetodi eksimist. Seda eriti nädalatel, kus ühe meetodi rakendamisel saadud prognoos on tunduvalt suurem kui teise oma. Siiski pole ka kombineeritud meetod perfektne ning nende toodete puhul tulebki arvestada võimaliku möödaennustusega. Et säilitada siiski ettevõtte võimalikult hea teenindustase, siis selle kategooria toodete puhul tuleks kaaluda kõrgema laovarude hoidmist.

Töö autori arvates pädevad suures pildis kõik testitud prognoosimeetodid. Küll aga on kombineeritud meetod kõige täpsem meetod, et saavutada parim tulemus. Siiski tuleb arvesse võtta ka prognoosimeetodite käepärasust ning sellest aspektist on kõige lihtsamini hoomatavam ning kõige vähem järelkontrolli nõudvamaks prognoosimeetodiks eksponentsiaalse silumise meetod. Agregeerimismeetodi puhul, mis tugineb üksnes eelneva pikema perioodi ajaloolisele statistikale, tuleb pidevalt kontrollida saadud tulemuse adekvaatsust. Seda just seetõttu, et ajaloolistel andmetel võivad olla sees (või esineda hiljem)

anomaalseid numbreid, mis võivad tulemust vales suunas mõjutada. Näiteks kui ühel nädalal on täiesti põhjendamatult kõrge või madal müük. Kombineeritud meetodi suurimaks miinuseks on selle ajakulutus, sest see eeldab kahe erineva prognoosimeetodi rakendamist ning hiljem nende kombineerimist.

Kokkuvõttes, kui võrrelda omavahel ABC-XYZ analüüsi tulemusel saadud kategooriaid prognoosimismeetodite lõikes, siis erinevates nõudlusmustrites kõigub prognoositäpsus kõige vähem kombineeritud meetodi puhul. Seda peamiselt seetõttu, et nii agregeerimise kui eksponentsiaalse silumise meetodil on omad tugevused ning nõrkused, kuid nende kahe kombineerimine annab suurepärase kesktee, mis aitab muuta prognoosi täpsemaks, kuid samas ka stabiilsemaks. Lisaks tuli ka nõudlusmuistri järgi kategoriseeritud toodete analüüsist välja, et agregeerimise meetod on väga hea meetod, et pikemaajaliselt planeerida stabiilseid hooajalisi tooteid. Eksponentsiaalse silumise meetod on aga parem, et prognoosida pideva nõudluse kõikumisega tooteid. Tänu sellele meetodile on võimalik nõudluse kõikumistele kiiremini reageerida. Siiski tuleb täheldada, et kuna joogitööstuses, nagu ka kogu toiduainetööstuses, tegeletakse päevast päeva ebastabiilse ning väga paljudest teguritest sõltuva nõudlusega, siis paratamatult tuleb selles tegevusvaldkonnas ette olukordi, kus ebatäpne nõudluse prognoos on paratamatu äri osa ning sellest tingitud probleemidega tuleb tahtes-tahtmata tegeleda.

2.3. Ettepanekud nõudluse planeerimiseks Saku Õlletehases

Käesolevas alapeatükis annab magistr töö autor endapoolsed soovitusel Saku Õlletehase nõudluse planeerimise parendamiseks. Kuna me elame pidevalt muutavas nõudluse keskkonnas ning inimeste tarbimist mõjutavaid tegureid on mitmeid, alustades õues valitsevast ilmast kuni riigi ja kodanike majandusliku olukorrani, siis soovib töö autor Saku Õlletehasel edaspidi kasutada nõudluse prognoosimiseks kombineeritud prognoosimeetodit. Eksponentsiaalse silumise meetod tuleks kombineeritud meetodi vastu välja vahetada peamiselt seetõttu, et testperioodi jooksul tehtud uurimus tõestas, et agregeerimise meetodi ja eksponentsiaalse silumise omavaheline kombineerimine annavad prognoosile kõige täpsema ning stabiilsema tulemuse. Kindlasti tuleks müügiplaneerijal koostöös äriarendusega välja töötada neid meetodeid hõlmav Power-bi- või Exceli-põhine tööriist, mis aitaks prognoosi genereerimist tänu automatiseeritusele kiirendada. Iga nädal kahe tööriista rakendamine ning seejärel kombineerimine oleks ilmselgelt liiga ajamahukas tegevus. Lisaks ei ole ka puht ajaliselt võimalik teostada kahte erimeetodi prognoosi ning teha seda võimalikult edukalt, sest Saku Õlletehases on üle kolmesaja erineva müüdava SKU.

Et prognoositäpsust veelgi parandada, siis soovib magistr töö autor Saku Õlletehasel kaaluda ka müügikanali-, kliendi- ning hinnapõhise prognoosimise rakendamist. Hetkel testitud meetodi puhul neid tegureid ei kasutatud. Küll aga elame hetkel ajal, mil hinnatõusud on olnud nii Saku Õlletehase tooteportfellile kui ka kõikidele teistele ettevõtetele ning kaupadele tavapärasel ning neid on oodata veelgi. Hetkel Saku Õlletehases rakendatav meetod ei hõlma samuti isegi mitte kliendipõhist prognoosimist (väljaarvatud hinnakampaaniad). Kui aga oleks võimalik lihtsasti ning automatiseeritult prognoosida (rakendades seda sama testitud meetodit) põhjapiiri, Horeca sektori (erinevad toitlustus- ja joogipunktid ning üritused) ning jaekaubanduse müüke ning lisaks ka erinevaid suurliente, aitaks see kogu tooteportfelli prognoositäpsust märkimisväärsel määral tõsta. Selle jaoks oleks vaja välja töötada toimiv ning automatiseeritud süsteem, sest vastasel juhul oleks prognoositavate SKU-de arv piltlikult mitmekordistatud ning see muudaks müügiplaneerija töö mahu kordades suuremaks ning ajakulukamaks. Paraku oleks selle käsitlemine käesoleva magistr töö raames olnud liiga mahukas ning samuti oli fookus baasmüükide parendamisel. Seetõttu seda ka selle magistr töö raames ei käsitletud.

Et täita täielikult viies uurimisülesanne, siis selleks, et veelgi tõsta müügiprognoosi täpsusprotsenti, tuleks selleks tõhustada ka hinnakampaaniate planeerimise viisi. Selleks soovib magistr töö autor rakendada hinnapõhist lähenemist, sest hind on kogu

jaekaubanduses äärmiselt olulise tähtsusega tegur. Hetkel sellist lähenemisviisi ei rakendata mitte mingil kujul. Müügiplaneerijal puudub enamasti ka sellekohane info. Ainus müügiplaneerijale kättesaadav info on klient, kelle juures hinnakampaaniat või turundustegevusi tehakse ning kampaaniaperioodi algus- ja lõppkuupäev. Lisaks tuleks teostada süvaanalüüs suurklientide kampaaniaperioodide tellimusmustritele, et tabada paremini nädalapõhist nõudlust. Hetkel toimib see pigem tunnetuslikult ning kipub olema väga vigadele kalduv tegevus kogu müügiplaneerimise protsessis. Mainitud tellimusmustrid on igal kliendil erinevad ning nende tabamine on määrava tähtsusega, et saavutada prognoositäpsus.

Kokkuvõte

Nõudluse prognoosimine on nii õlletööstusettevõtetes kui ka muudes valdkondades äärmiselt oluline tegevus ning tulevikuprognoosile tuginedes tehakse paljud ettevõtte põhitegevusega seotud otsused ning tegevused. Nõudluse prognoosist on otseselt mõjutatud strateegiline planeerimine, tootmine, logistika, juhtimine, finants- ja turundusotsused. Seetõttu on ka äärmiselt suure kaaluga võimalikult täpne müügiprognoos. Et tulla toime pidevalt muutuvas ärikeskkonnas, on järjepidev prognoositäpsuse parendamine ning selle kohaldamine võimalike uute turusituatsioonidega väga suure kaaluga. Nõudluse planeerimise teevad keerukaks erinevad sisemised ja välised tegurid. Olgu nendeks siis näiteks kehv tiimisisene kommunikatsioon või väljas olev ilm.

Käesoleva magistritöö eesmärgiks oli teha ettepanekud Saku Õlletehase nõudluse prognoosimise parendamiseks. Magistritöö autor sõnastas eesmärgi saavutamiseks viis uurimisülesannet, mis said kõik ka täidetud. Magistritöö fookusettevõtteks oli Saku Õlletehase AS.

Eesmärgi saavutamiseks rakendas ning analüüsis töö autor kolme erinevat nõudluse prognoosimise meetodit: praegu kasutusel olev eksponentsiaalse silumise meetod, agregeerimise meetod ning kahe eelneva meetodi kombineeritud meetod. Nimetatud meetodeid testiti kaheteistkümne nädala vältel, kasutades selleks eelnevalt ABC-XYZ analüüsi tulemusel saadud AX, AY, BX ja BY kategooria tooteid. Saadud tulemusi võrreldi kategooriate lõikes. Valimist jäeti välja kõik ülejäänud kategooriad, sest C ja Z kategooria tooted on äärmiselt etteprognoosimatud (paljuski tellimuspõhised), siis prognoosimeetodite analüüsimise huvides on nende kategooriate tooted asjakohase tulemuse saamiseks testperioodil saadud tulemuste analüüsist ja testarvutustest välja jäetud.

Magistritöö tulemusena leiti, et nii agregeerimise kui eksponentsiaalse silumise meetodil on omad tugevused ning nõrkused. Eksponentsiaalset silumist on parem kasutada olukordades, kus nõudlus on ajas pidevalt muutuv ning just eksponentsiaalne silumine aitab nõudluste muutustele kiiremini reageerida, kui seda teevad teised meetodid. Nõrkuseks on aga pikemaajaliste prognooside tegemine. Agregeerimise meetodi tugevuseks on pikemaajaline etteplaneerimine. Seda eriti stabiilsete hooajaliste toodete puhul. Nõrkuseks on aga ebastabiilsemate toodete planeerimine. Seetõttu annab kahe meetodi kombineerimine suurepärase kesktee, mis aitab muuta prognoosi täpsemaks, aga ka stabiilsemaks.

Lõpetuseks võib öelda, et magistritöö täitis oma eesmärgi ning töö tulemuste põhjal tehtud järelduste põhjal saab teha ettepanekuid, et muuta Saku Õlletehase müügiplaneerimine

efektiivsemaks. Kõnealusetöö tulem on väärtuslik Saku Õlletehasele, sest täpsem müügiprognoos aitab ettevõttel olla paindlikum, kuluefektiivsem ning seeläbi ka kasumlikum.

Viidatud allikad

1. Adebajo, D., & Mann, R. (2000). Identifying problems in forecasting consumer demand in the fast moving consumer goods sector. *Benchmarking: An International Journal*, 7(3), 223–230. <https://doi.org/10.1108/14635770010331397>
2. *Alkoholi_Aastaraamat_2022*. (2022).
3. Ashayeri, J., & Lemmes, L. (2006). Economic value added of supply chain demand planning: A system dynamics simulation. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 22(5–6), 550–556. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2005.11.010>
4. Basson, L. M., Kilbourn, P. J., & Walters, J. (2019). Forecast accuracy in demand planning: A fast-moving consumer goods case study. *Journal of Transport and Supply Chain Management*, 13. <https://doi.org/10.4102/jtscm.v13i0.427>
5. Beard, T. R., Gant, P. A., & Saba, R. P. (1997). Border-Crossing Sales, Tax Avoidance, and State Tax Policies: An Application to Alcohol. In *Journal* (Vol. 64, Issue 1).
6. Beutel, A. L., & Minner, S. (2012). Safety stock planning under causal demand forecasting. *International Journal of Production Economics*, 140(2), 637–645. <https://doi.org/10.1016/J.IJPE.2011.04.017>
7. Bijmolt, T. H. A., Van Heerde, H. J., & Pieters, R. G. M. (2005). New empirical generalizations on the determinants of price elasticity. *Journal of Marketing Research*, 42(2), 141–156. https://doi.org/10.1509/JMKR.42.2.141.62296/ASSET/IMAGES/LARGE/10.1509_JMKR.42.2.141.62296-FIG2.JPEG
8. Bogomolova, S., Szabo, M., & Kennedy, R. (2017). Retailers' and manufacturers' price-promotion decisions: Intuitive or evidence-based? *Journal of Business Research*, 76, 189–200. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.05.020>
9. Boylan, J. (2006). *Accuracy and Accuracy Implication Metrics for Intermittent Demand*. <https://www.researchgate.net/publication/5055535>
10. Bygvra, S. (2009). *Distance and cross-border shopping for alcohol*.
11. Chakravarty, S., McDowell, T., & Osborne, M. (2017). Numerical studies of the KP line-solitons. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 44, 37–51. <https://doi.org/10.1016/J.CNSNS.2016.07.026>
12. Chen, A., & Blue, J. (2010). Performance analysis of demand planning approaches for aggregating, forecasting and disaggregating interrelated demands. *International Journal of Production Economics*, 128(2), 586–602. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.07.006>

13. Croxton, K. L., Lambert, D. M., Garcia-Dastugue, S., & Rogers, D. (2002). *Article in The International Journal of Logistics Management* . 13(2).
<https://doi.org/10.1108/09574090210806423>
14. Crum, C. P. G. E. (2003). *Demand Management Best Practices: Process, Principles, and Collaboration - Colleen Crum, George E. Palmatier - Google Books*.
https://books.google.ee/books?hl=en&lr=&id=qubLCgAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR1&dq=Crum+C.,+Palmatier+G.+E.,+2003,+Demand+management+best+practices:+process,+principles,+and+collaboration&ots=l3nWp-9AjF&sig=-CNLOgtK6MBiAPVwkAHvZOqMSDI&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false
15. Danese, P., & Kalchschmidt, M. (2011). The role of the forecasting process in improving forecast accuracy and operational performance. *International Journal of Production Economics*, 131(1), 204–214. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.09.006>
16. de Leeuw, S., van Donselaar, K., & de Kok, T. (1998). *Forecasting Techniques in Logistics*. 481–499. https://doi.org/10.1007/978-3-642-46865-0_20
17. Dekker, M., Van Donselaar, K., & Ouwehand, P. (2004). How to use aggregation and combined forecasting to improve seasonal demand forecasts. *International Journal of Production Economics*, 90(2), 151–167. <https://doi.org/10.1016/J.IJPE.2004.02.004>
18. Fildes, R., & Kingsman, B. (2011). Incorporating demand uncertainty and forecast error in supply chain planning models. *Journal of the Operational Research Society*, 62(3), 483–500. <https://doi.org/10.1057/jors.2010.40>
19. Gedenk, K., Neslin, S. A., & Ailawadi, K. L. (2010). Sales promotion. *Retailing in the 21st Century (Second Edition): Current and Future Trends*, 393–407.
https://doi.org/10.1007/978-3-540-72003-4_24/COVER
20. Gruenewald, P. J., Ponicki, W. R., Holder, H. D., & Romelsjö, A. (2006). Alcohol prices, beverage quality, and the demand for alcohol: Quality substitutions and price elasticities. *Alcoholism: Clinical and Experimental Research*, 30(1), 96–105.
<https://doi.org/10.1111/j.1530-0277.2006.00011.x>
21. Institution of Electrical Engineers. Computing & Control Division. (1992). *Third International Conference on Factory 2000 : competitive performance through advanced technology, 27-29 July 1992*. 331.
22. Johansson, P., Pekkarinen, T., & Verho, J. (2014). Cross-border health and productivity effects of alcohol policies. *Journal of Health Economics*, 36(1), 125–136.
<https://doi.org/10.1016/J.JHEALECO.2014.04.002>

23. Kerkkänen, A., Korpela, J., & Huiskonen, J. (2009). Demand forecasting errors in industrial context: Measurement and impacts. *International Journal of Production Economics*, 118(1), 43–48. <https://doi.org/10.1016/J.IJPE.2008.08.008>
24. Liu, J., Liao, X., Zhao, W., & Yang, N. (2016). A classification approach based on the outranking model for multiple criteria ABC analysis. *Omega (United Kingdom)*, 61, 19–34. <https://doi.org/10.1016/J.OMEGA.2015.07.004>
25. Makridakis, S., & Hibon, M. (2000). The M3-competition: Results, conclusions and implications. *International Journal of Forecasting*, 16(4), 451–476. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(00\)00057-1](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(00)00057-1)
26. Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (1998). *Methods and Applications Third Edition*.
27. Nijs, V. R., Dekimpe, M. G., Steenkamp, J. B. E. M., & Hanssens, D. M. (2001). The category-demand effects of price promotions. *Marketing Science*, 20(1), 1–22. <https://doi.org/10.1287/MKSC.20.1.1.10197>
28. Paganini, B., & Kenny, J. (2007). The supply chain as growth driver. *Supply Chain Management Review*, 11(4).
29. Ragsdale, C. T., & Plane, D. R. (2000). *On modeling time series data using spreadsheets*. www.elsevier.com/locate/orms
30. Ramanathan, U., & Muyltermans, L. (2010). Identifying demand factors for promotional planning and forecasting: A case of a soft drink company in the UK. *International Journal of Production Economics*, 128(2), 538–545. <https://doi.org/10.1016/J.IJPE.2010.07.007>
31. Rexhausen, D., Pibernik, R., & Kaiser, G. (2012). Customer-facing supply chain practices—The impact of demand and distribution management on supply chain success. *Journal of Operations Management*, 30(4), 269–281. <https://doi.org/10.1016/J.JOM.2012.02.001>
32. SAKU ÕLLETEHASE KESKKONNA-, SOTSIA ALMÕJU JA VALITSEMISE ARUANNE. (2022).
33. Saku_Olletehase_Aktsiaselts-aruanne_2021. (2022).
34. Scholz-Reiter, B., Heger, J., Meinecke, C., & Bergmann, J. (2012). Integration of demand forecasts in ABC-XYZ analysis: practical investigation at an industrial company. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 61(4), 1741–0401. <https://doi.org/10.1108/17410401211212689>

35. Silver, E. A., Pyke, D. F., & Peterson, R. (1998). *Inventory Management and Production Planning and Scheduling*.
http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/dave.pyke/inventory_management/submit_error.htm
36. Stadtler, H., & Kilger, C. (2008). Supply chain management and advanced planning (Fourth edition): Concepts, models, software, and case studies. In *Supply Chain Management and Advanced Planning (Fourth Edition): Concepts, Models, Software, and Case Studies*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-74512-9>
37. Vlajic, J. V, Van Der Vorst, J. G. A. J., & Hendrix, E. M. T. (2008). *Food supply chain network robustness : a literature review and research agenda*.
38. Werbińska-Wojciechowska, S. (2013). *Influence of the demand information quality on planning process accuracy in supply chain. Case studies Robotic system of intelligent internal transport View project Technical system maintenance. Delay-time-based modelling View project*. <http://www.logforum.net>
39. Zhou, H., & Benton, W. C. (2007). Supply chain practice and information sharing. *Journal of Operations Management*, 25(6), 1348–1365.
<https://doi.org/10.1016/J.JOM.2007.01.009>

LISA A

Testperioodi valim detailsemalt

Kategooria	SKU kood	SKU nimi	Joogikategooria
AX	16091	Saku Originaal 0,33l purk MP12	Õlu
AX	17231	Somersby Pirn 0,33l pudel	Siider
AX	16613	SFF Longero Greip 0,5l purk	Longero
AX	TG10615	Väraska Vurtsvasser Õun 1l PET	Karastusjook
AX	TG10370	Väraska Originaal 1,5l PET	Vesi
AY	12824	Karl Friedrich 0,568l purk MP6	Õlu
AY	17245	Somersby Pirn 0,5l purk	Siider
AY	16632	SFF Longero Greip 0,33l purk MP24	Longero
AY	16586	Karl Friedrich Kali 0,5l purk	Karastusjook
AY	TG10716	Väraska Originaal 1l PET MP6	Vesi
BX	16851	Holsten Strong 0,5l pudel	Õlu
BX	17118	Somersby Murakas 1l PET	Siider
BX	16710	SFF Longero Greip 0,5l PET	Longero
BX	TG10021	Põltsamaa Õun 1l Tetra	Karastusjook
BX	14784	Vichy Vitamin Sport 1,5l PET	Vesi
BY	15790	Karl Friedrich Märzen 0,568l purk	Õlu
BY	17298	Somersby Pirn 1l PET	Siider
BY	17579	Garage Hard California Pirn 0,275l pudel	Longero
BY	TG10706	Väraska Vurtsvasser Rabarber 1l PET	Karastusjook
BY	16798	Vichy Fresh Kirss 1,5l PET	Vesi

LISA B

Detailsem testperioodi prognoositäpsuse võrdlustabel

Week	ABC-XYZ	SKU kood	Agreegerimine	EkspONENTISAAL	Kombineeritud	Eesmärk
202301	AX	16091	51,3%	64,9%	57,3%	71,5%
		16613	72,9%	76,5%	74,6%	71,5%
		17231	85,9%	90,7%	88,2%	71,5%
		TG10370	-5,6%	77,1%	46,2%	71,5%
		TG10615	90,0%	52,5%	74,0%	71,5%
	AX Total		37,9%	72,6%	56,0%	71,5%
	AY	12824	56,0%	71,4%	62,8%	71,5%
		16586	-50,6%	-70,1%	-60,0%	71,5%
		16632	67,2%	48,5%	56,3%	71,5%
		17245	87,9%	94,1%	91,1%	71,5%
		TG10716	94,3%	59,4%	76,1%	71,5%
	AY Total		56,0%	58,5%	57,8%	71,5%
	BX	14784	89,2%	82,6%	85,8%	71,5%
		16710	57,2%	64,2%	60,5%	71,5%

		16851	62,6%	57,6%	60,0%	71,5%
		17118	57,8%	63,8%	60,6%	71,5%
		TG10021	82,9%	73,3%	78,3%	71,5%
	BX Total		66,5%	66,7%	66,6%	71,5%
	BY	15790	69,7%	70,3%	70,0%	71,5%
		16798	95,8%	78,2%	92,8%	71,5%
		17298	56,0%	76,2%	64,6%	71,5%
		17579	18,5%	56,4%	39,7%	71,5%
		TG10706	72,8%	86,3%	79,0%	71,5%
	BY Total		68,4%	74,4%	72,3%	71,5%
202301						
Total			47,4%	68,9%	58,6%	71,5%
202302	AX	16091	78,4%	99,3%	87,6%	71,5%
		16613	60,8%	59,4%	60,1%	71,5%
		17231	90,4%	99,3%	95,2%	71,5%
		TG10370	76,0%	69,5%	72,6%	71,5%
		TG10615	47,6%	82,0%	60,2%	71,5%
	AX Total		74,7%	82,8%	78,6%	71,5%
	AY	12824	54,4%	68,2%	60,6%	71,5%
		16586	78,3%	68,0%	73,4%	71,5%
		16632	88,2%	63,6%	73,9%	71,5%
		17245	90,5%	91,0%	90,8%	71,5%
		TG10716	-46,7%	61,4%	22,5%	71,5%
	AY Total		51,2%	67,3%	59,3%	71,5%
	BX	14784	99,9%	92,7%	96,2%	71,5%
		16710	76,6%	86,0%	81,0%	71,5%
		16851	90,2%	82,9%	86,4%	71,5%
		17118	73,5%	84,2%	78,5%	71,5%
		TG10021	48,8%	68,2%	59,2%	71,5%
	BX Total		78,1%	82,9%	80,5%	71,5%
	BY	15790	51,9%	57,4%	54,6%	71,5%
		16798	71,1%	87,9%	78,6%	71,5%
		17298	64,5%	99,4%	78,3%	71,5%
		17579	99,0%	78,3%	87,5%	71,5%
		TG10706	51,1%	90,8%	69,6%	71,5%
	BY Total		63,2%	84,4%	73,0%	71,5%
202302						
Total			68,2%	79,0%	73,5%	71,5%
202303	AX	16091	78,9%	95,2%	86,3%	71,5%
		16613	69,9%	87,0%	77,5%	71,5%
		17231	86,4%	96,6%	94,1%	71,5%
		TG10370	96,7%	81,7%	93,6%	71,5%
		TG10615	77,3%	45,5%	63,2%	71,5%
	AX Total		85,7%	87,7%	88,1%	71,5%
	AY	12824	72,3%	76,6%	74,4%	71,5%
		16586	91,4%	96,4%	94,0%	71,5%

		16632	84,5%	77,8%	81,0%	71,5%
		17245	72,8%	74,8%	73,8%	71,5%
		TG10716	35,5%	77,0%	95,1%	71,5%
	AY Total		71,8%	78,3%	79,9%	71,5%
	BX	14784	89,1%	97,3%	93,3%	71,5%
		16710	60,2%	69,1%	64,3%	71,5%
		16851	94,3%	86,6%	90,3%	71,5%
		17118	73,1%	87,0%	79,5%	71,5%
		TG10021	49,8%	48,1%	48,9%	71,5%
	BX Total		73,0%	78,5%	75,7%	71,5%
	BY	15790	47,3%	54,6%	50,7%	71,5%
		16798	52,5%	64,1%	57,8%	71,5%
		17298	58,9%	79,8%	67,8%	71,5%
		17579	99,8%	79,2%	88,5%	71,5%
		TG10706	55,4%	61,6%	58,3%	71,5%
	BY Total		56,2%	68,6%	61,8%	71,5%
202303						
	Total		78,7%	82,6%	82,7%	71,5%
	202304 AX	16091	83,4%	92,3%	87,7%	71,5%
		16613	74,2%	95,6%	83,6%	71,5%
		17231	61,6%	77,7%	68,7%	71,5%
		TG10370	94,3%	56,8%	86,3%	71,5%
		TG10615	99,4%	72,8%	87,6%	71,5%
	AX Total		87,4%	79,0%	86,4%	71,5%
	AY	12824	98,6%	95,3%	97,0%	71,5%
		16586	95,0%	100,0%	97,4%	71,5%
		16632	81,9%	91,2%	86,8%	71,5%
		17245	87,9%	86,8%	87,4%	71,5%
		TG10716	47,3%	85,8%	90,1%	71,5%
	AY Total		91,9%	93,3%	94,5%	71,5%
	BX	14784	98,2%	92,6%	95,3%	71,5%
		16710	69,4%	79,7%	74,2%	71,5%
		16851	92,5%	85,0%	88,6%	71,5%
		17118	76,2%	87,7%	90,8%	71,5%
		TG10021	92,7%	91,5%	92,1%	71,5%
	BX Total		84,6%	86,7%	87,1%	71,5%
	BY	15790	88,4%	83,4%	99,4%	71,5%
		16798	64,0%	74,5%	68,8%	71,5%
		17298	89,5%	49,0%	87,6%	71,5%
		17579	95,1%	83,0%	92,7%	71,5%
		TG10706	48,4%	53,2%	50,7%	71,5%
	BY Total		74,6%	67,7%	77,0%	71,5%
202304						
	Total		87,5%	83,6%	88,3%	71,5%
	202305 AX	16091	93,4%	89,1%	97,0%	71,5%
		16613	44,7%	58,1%	50,5%	71,5%

		17231	80,9%	95,0%	87,4%	71,5%
		TG10370	59,0%	99,0%	74,5%	71,5%
		TG10615	95,1%	67,0%	89,1%	71,5%
	AX Total		68,4%	91,8%	81,1%	71,5%
	AY	12824	86,2%	74,1%	79,7%	71,5%
		16586	72,5%	54,8%	64,2%	71,5%
		16632	60,9%	67,2%	64,1%	71,5%
		17245	97,7%	94,2%	95,9%	71,5%
		TG10716	90,3%	72,6%	80,5%	71,5%
	AY Total		84,1%	73,5%	78,4%	71,5%
	BX	14784	75,2%	92,4%	82,9%	71,5%
		16710	70,1%	80,7%	75,0%	71,5%
		16851	74,5%	87,1%	97,1%	71,5%
		17118	95,3%	47,7%	82,8%	71,5%
		TG10021	75,9%	65,9%	71,1%	71,5%
	BX Total		77,7%	78,1%	81,7%	71,5%
	BY	15790	84,3%	76,4%	80,5%	71,5%
		16798	62,5%	91,6%	79,3%	71,5%
		17298	94,2%	42,8%	82,1%	71,5%
		17579	71,5%	71,6%	71,6%	71,5%
		TG10706	72,4%	87,8%	79,4%	71,5%
	BY Total		77,8%	71,1%	79,6%	71,5%
202305						
	Total		73,2%	84,2%	80,3%	71,5%
202306	AX	16091	95,9%	91,1%	97,2%	71,5%
		16613	88,7%	28,1%	83,0%	71,5%
		17231	80,6%	76,4%	78,4%	71,5%
		TG10370	55,6%	82,4%	66,4%	71,5%
		TG10615	78,7%	97,2%	87,0%	71,5%
	AX Total		70,5%	84,0%	78,7%	71,5%
	AY	12824	68,2%	65,0%	66,6%	71,5%
		16586	62,2%	64,5%	63,3%	71,5%
		16632	85,5%	90,6%	88,1%	71,5%
		17245	71,1%	64,0%	85,5%	71,5%
		TG10716	64,4%	53,0%	58,2%	71,5%
	AY Total		68,7%	63,8%	67,2%	71,5%
	BX	14784	90,3%	95,0%	97,1%	71,5%
		16710	67,9%	78,2%	72,7%	71,5%
		16851	87,4%	78,2%	92,3%	71,5%
		17118	83,1%	49,1%	68,3%	71,5%
		TG10021	92,3%	83,6%	88,1%	71,5%
	BX Total		83,3%	79,8%	84,7%	71,5%
	BY	15790	68,9%	50,4%	60,3%	71,5%
		16798	71,0%	68,2%	92,3%	71,5%
		17298	80,2%	74,4%	97,9%	71,5%
		17579	98,3%	89,0%	93,4%	71,5%

		TG10706	64,7%	74,7%	69,3%	71,5%
	BY Total		75,2%	70,1%	86,1%	71,5%
202306						
	Total		71,1%	76,5%	76,3%	71,5%
202307	AX	16091	69,0%	85,4%	77,7%	71,5%
		16613	89,6%	67,1%	79,4%	71,5%
		17231	91,8%	98,8%	95,2%	71,5%
		TG10370	80,6%	41,8%	93,2%	71,5%
		TG10615	73,1%	82,2%	77,4%	71,5%
	AX Total		76,6%	71,9%	84,1%	71,5%
	AY	12824	62,8%	85,5%	75,2%	71,5%
		16586	48,6%	51,2%	49,9%	71,5%
		16632	67,2%	73,2%	70,3%	71,5%
		17245	80,5%	98,1%	90,0%	71,5%
		TG10716	72,9%	67,1%	69,9%	71,5%
	AY Total		69,9%	73,2%	71,6%	71,5%
	BX	14784	81,4%	88,4%	84,8%	71,5%
		16710	78,0%	89,8%	83,5%	71,5%
		16851	43,3%	91,2%	71,6%	71,5%
		17118	42,5%	56,5%	48,5%	71,5%
		TG10021	65,8%	55,0%	60,6%	71,5%
	BX Total		69,9%	82,5%	76,0%	71,5%
	BY	15790	88,9%	73,3%	80,3%	71,5%
		16798	79,5%	39,0%	93,6%	71,5%
		17298	81,9%	62,1%	97,2%	71,5%
		17579	98,1%	92,3%	95,1%	71,5%
		TG10706	69,5%	73,6%	71,5%	71,5%
	BY Total		81,9%	69,0%	86,2%	71,5%
202307						
	Total		74,6%	73,0%	79,5%	71,5%
202308	AX	16091	81,2%	96,1%	89,1%	71,5%
		16613	73,7%	89,3%	88,5%	71,5%
		17231	83,7%	54,8%	70,9%	71,5%
		TG10370	97,5%	44,2%	80,1%	71,5%
		TG10615	70,1%	79,4%	74,5%	71,5%
	AX Total		87,1%	76,7%	84,2%	71,5%
	AY	12824	67,9%	54,4%	60,4%	71,5%
		16586	80,9%	64,7%	73,3%	71,5%
		16632	76,3%	80,6%	78,4%	71,5%
		17245	85,8%	85,7%	85,7%	71,5%
		TG10716	84,3%	71,4%	77,3%	71,5%
	AY Total		75,6%	63,9%	69,3%	71,5%
	BX	14784	99,8%	81,8%	91,5%	71,5%
		16710	74,8%	86,1%	80,0%	71,5%
		16851	85,3%	79,6%	94,0%	71,5%
		17118	87,0%	79,2%	82,9%	71,5%

		TG10021	42,1%	81,4%	64,5%	71,5%
	BX Total		82,2%	81,7%	83,8%	71,5%
	BY	15790	66,7%	68,8%	67,7%	71,5%
		16798	42,8%	85,3%	57,0%	71,5%
		17298	57,2%	96,6%	73,7%	71,5%
		17579	72,8%	61,2%	67,3%	71,5%
		TG10706	56,4%	60,2%	58,2%	71,5%
	BY Total		54,7%	77,2%	64,5%	71,5%
202308						
	Total		79,4%	72,2%	77,1%	71,5%
202309	AX	16091	80,0%	99,5%	88,7%	71,5%
		16613	22,6%	36,4%	27,9%	71,5%
		17231	59,7%	85,3%	70,3%	71,5%
		TG10370	82,9%	49,0%	93,0%	71,5%
		TG10615	64,5%	85,9%	82,4%	71,5%
	AX Total		75,1%	78,9%	84,5%	71,5%
	AY	12824	71,2%	77,9%	74,4%	71,5%
		16586	76,7%	96,8%	85,6%	71,5%
		16632	94,4%	62,0%	80,3%	71,5%
		17245	85,8%	99,9%	92,3%	71,5%
		TG10716	80,9%	90,6%	97,1%	71,5%
	AY Total		74,9%	80,6%	79,1%	71,5%
	BX	14784	98,7%	90,9%	95,8%	71,5%
		16710	63,1%	86,1%	72,8%	71,5%
		16851	94,2%	92,9%	93,6%	71,5%
		17118	67,4%	-12,2%	36,8%	71,5%
		TG10021	47,7%	-24,9%	18,4%	71,5%
	BX Total		75,2%	65,4%	71,0%	71,5%
	BY	15790	68,5%	86,2%	76,3%	71,5%
		16798	59,9%	78,9%	68,1%	71,5%
		17298	84,3%	65,8%	96,4%	71,5%
		17579	74,9%	79,7%	77,2%	71,5%
		TG10706	83,5%	25,6%	60,3%	71,5%
	BY Total		71,8%	72,2%	77,5%	71,5%
202309						
	Total		74,8%	78,4%	80,9%	71,5%
202310	AX	16091	82,2%	85,6%	83,9%	71,5%
		16613	43,6%	51,2%	47,1%	71,5%
		17231	99,2%	90,5%	95,0%	71,5%
		TG10370	96,1%	83,1%	89,1%	71,5%
		TG10615	53,5%	81,7%	64,6%	71,5%
	AX Total		84,8%	82,1%	83,4%	71,5%
	AY	12824	92,5%	80,1%	85,8%	71,5%
		16586	86,0%	95,5%	94,4%	71,5%
		16632	75,6%	87,3%	81,0%	71,5%
		17245	70,6%	68,5%	69,5%	71,5%

		TG10716	67,4%	75,0%	95,8%	71,5%
	AY Total		86,9%	80,3%	86,3%	71,5%
	BX	14784	82,4%	99,2%	92,4%	71,5%
		16710	75,3%	98,2%	85,2%	71,5%
		16851	81,9%	73,4%	77,4%	71,5%
		17118	98,4%	50,8%	81,4%	71,5%
		TG10021	84,1%	87,0%	96,4%	71,5%
	BX Total		83,7%	83,8%	86,1%	71,5%
	BY	15790	66,8%	77,9%	71,9%	71,5%
		16798	61,0%	73,3%	66,6%	71,5%
		17298	54,0%	98,9%	70,4%	71,5%
		17579	74,8%	90,8%	82,1%	71,5%
		TG10706	32,2%	37,1%	34,5%	71,5%
	BY Total		58,6%	80,4%	68,0%	71,5%
202310						
	Total		82,2%	81,5%	82,8%	71,5%
	202311 AX	16091	71,6%	71,3%	71,5%	71,5%
		16613	98,0%	39,0%	75,1%	71,5%
		17231	63,0%	64,5%	63,8%	71,5%
		TG10370	53,4%	74,5%	62,2%	71,5%
		TG10615	61,2%	86,1%	71,6%	71,5%
	AX Total		62,2%	71,8%	66,5%	71,5%
	AY	12824	80,5%	72,2%	76,1%	71,5%
		16586	96,2%	62,0%	81,5%	71,5%
		16632	68,3%	68,2%	68,2%	71,5%
		17245	71,1%	99,9%	87,4%	71,5%
		TG10716	58,6%	72,7%	96,1%	71,5%
	AY Total		77,8%	72,8%	78,0%	71,5%
	BX	14784	97,6%	96,0%	96,8%	71,5%
		16710	74,7%	92,8%	82,8%	71,5%
		16851	91,5%	74,6%	82,2%	71,5%
		17118	75,4%	10,7%	92,2%	71,5%
		TG10021	87,1%	62,2%	75,9%	71,5%
	BX Total		83,6%	75,1%	85,3%	71,5%
	BY	15790	72,7%	53,1%	63,6%	71,5%
		16798	69,2%	85,4%	76,5%	71,5%
		17298	69,5%	98,0%	82,6%	71,5%
		17579	56,4%	67,4%	61,4%	71,5%
		TG10706	44,8%	60,3%	51,4%	71,5%
	BY Total		66,7%	81,5%	73,7%	71,5%
202311						
	Total		67,9%	73,0%	71,6%	71,5%
	202312 AX	16091	80,4%	76,3%	78,3%	71,5%
		16613	58,7%	80,3%	67,8%	71,5%
		17231	79,9%	78,6%	79,2%	71,5%
		TG10370	47,5%	65,2%	55,0%	71,5%

	TG10615	75,0%	93,8%	83,4%	71,5%
AX Total		61,9%	72,3%	66,7%	71,5%
AY	12824	94,7%	71,7%	81,6%	71,5%
	16586	94,1%	72,1%	84,1%	71,5%
	16632	91,5%	98,7%	95,3%	71,5%
	17245	64,1%	62,2%	63,1%	71,5%
	TG10716	40,9%	74,4%	98,6%	71,5%
AY Total		89,0%	74,1%	84,1%	71,5%
BX	14784	88,7%	96,6%	92,8%	71,5%
	16710	53,0%	68,4%	59,7%	71,5%
	16851	98,3%	75,4%	86,6%	71,5%
	17118	66,6%	76,2%	86,6%	71,5%
	TG10021	74,1%	82,3%	78,0%	71,5%
BX Total		70,3%	77,7%	77,4%	71,5%
BY	15790	68,4%	-142,1%	86,0%	71,5%
	16798	79,9%	90,9%	85,0%	71,5%
	17298	68,2%	76,4%	72,0%	71,5%
	17579	73,1%	91,2%	81,2%	71,5%
	TG10706	41,3%	51,3%	45,7%	71,5%
BY Total		70,7%	56,8%	79,4%	71,5%
202312					
Total		70,7%	71,9%	74,2%	71,5%
Kokku		73,2%	76,9%	77,2%	71,5%

Summary

DEVELOPMENT OF DEMAND FORECASTING AS AN EXAMPLE OF SAKU BREWERY AS

Henrik Sepp

Demand forecasting is an extremely important activity in beer manufacturing companies as well as in other fields, and based on future forecast, many decisions and activities related to company's core activities are being made. Strategic planning, production, logistics, management, finance and marketing decisions are directly affected by demand forecast. Therefore, the most accurate sales forecast is also extremely weighted. In order to cope with the ever-changing business environment, it is very important to consistently improve the accuracy of the forecast and apply it to possible new market situations. Demand planning is complicated by various internal and external factors. Be it, for example, poor communication within the team or the weather outside.

The aim of this Master's thesis was to make proposals to improve the demand forecasting of Saku Õlletehas. The author of the master's thesis formulated five research tasks to achieve the goal, all of which were fulfilled. The focus company of the Master's thesis was Saku Õlletehase AS.

In order to achieve the goal, the author of the work applied and analyzed three different methods of demand forecasting – the currently in use exponential smoothing method, the aggregation method and the combined method of the two previous methods. The mentioned methods were tested over a period of twelve weeks using products of categories AX, AY, BX and BY previously derived from the ABC-XYZ analysis. The results obtained were compared across categories. All other categories were excluded from the sample, as products of categories C and Z are extremely unpredictable (in many ways order-based), for the sake of analyzing forecasting methods, products in these categories are excluded from the analysis of the results obtained during the test period and from the test calculations in order to obtain an appropriate result.

As a result of the Master's thesis, it was found that both the method of aggregation and exponential smoothing have their own strengths and weaknesses. Exponential smoothing is better to use in situations where demand is constantly changing over time, and it is exponential smoothing that helps to respond to changes in demand faster than other methods do. The weakness, however, is making longer-term forecasts. The strength of the aggregation method is long-term advance planning. This is especially true with stable seasonal products.

The weakness, however, is planning of more unstable products. Therefore, combining the two methods provides an excellent middle ground, which helps to make the forecast firstly more accurate, but also more stable.

Finally, it can be said that the Master's thesis fulfilled its purpose, and based on the conclusions drawn from the results of the work, proposals can be made to make the sales planning of Saku Õlletehas more efficient. The result of this work is valuable to Saku Õlletehas, because a more accurate sales forecast helps the company to be more flexible, cost-effective and thus more profitable.

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja üldsusele kättesaadavaks tegemiseks

Mina, Henrik Sepp,

(autori nimi)

annan Tartu Ülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) minu loodud teose

NÕUDLUSE PROGNOOSIMISE ARENDAMINE SAKU ÕLLETEHASE AS NÄITEL,

(lõputöö pealkiri)

mille juhendaja on Mervi Raudsaar,

(juhendaja nimi)

reprodutseerimiseks eesmärgiga seda säilitada, sealhulgas lisada digitaalarhiivi DSpace kuni autoriõiguse kehtivuse lõppemiseni.

Annan Tartu Ülikoolile loa teha punktis 1 nimetatud teos üldsusele kättesaadavaks Tartu Ülikooli veebikeskkonna, sealhulgas digitaalarhiivi DSpace kaudu Creative Commons'i litsentsiga CC BY NC ND 3.0, mis lubab autorile viidates teost reprodutseerida, levitada ja üldsusele suunata ning keelab luua tuletatud teost ja kasutada teost ärieesmärgil, kuni autoriõiguse kehtivuse lõppemiseni.

Olen teadlik, et punktides 1 ja 2 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile.

Kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei riku ma teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse õigusaktidest tulenevaid õigusi.

Henrik Sepp
18.05.2023