



TALLINNA TEHNIKAÜLIKOO

INSENERITEADUSKOND

Mehaanika ja tööstustehnika instituut

**PROGNOOSIMUDELITE RAKENDATAVUS NÕUDLUSE
ENNUSTAMISEKS EESTI PAKIVEOTURU
TINGIMUSTES**

**DEMAND FORECASTING MODEL IMPLEMENTATION
FEASIBILITY IN THE ESTONIAN PARCEL DELIVERY
MARKET CONDITIONS**

MAGISTRITÖÖ

Üliõpilane: Erich Keler

Üliõpilaskood: 191998EALM

Juhendaja: Jelizaveta Janno, Ph.D

Tallinn 2024

AUTORIDEKLARATSIOON

Olen koostanud lõputöö iseseisvalt.

Lõputöö alusel ei ole varem kutse- või teaduskraadi või inseneridiplomit taotletud. Kõik töö koostamisel kasutatud teiste autorite tööd, olulised seisukohad, kirjandusallikatest ja mujalt pärinevad andmed on viidatud.

Autor: Erich Keler

/allkirjastatud digitaalselt/

(kuupäev digiallkirjas)

Töö vastab magistritööle esitatud nõuetele

Juhendaja: Jelizaveta Janno, PhD

/allkirjastatud digitaalselt/

(kuupäev digiallkirjas)

Kaitsmisele lubatud

Kaitsmiskomisjoni esimees Ott Koppel, PhD

/allkirjastatud digitaalselt/

(kuupäev digiallkirjas)

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks¹

Mina, Erich Keler (sünnikuupäev: 24.05.1978)

1. Annan Tallinna Tehnikaülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose **Prognoosimudelite rakendatavus nõudluse ennustamiseks Eesti pakiveoturu tingimustes**,

mille juhendaja on **Jelizaveta Janno, PhD**,

1.1 reprodutseerimiseks lõputöö säilitamise ja elektroonse avaldamise eesmärgil, sh Tallinna Tehnikaülikooli raamatukogu digikogusse lisamise eesmärgil kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni;

1.2 üldsusele kättesaadavaks tegemiseks Tallinna Tehnikaülikooli veebikeskkonna kaudu, sealhulgas Tallinna Tehnikaülikooli raamatukogu digikogu kaudu kuni autoriõiguse kehtivuse tähtaja lõppemiseni.

2. Olen teadlik, et käesoleva lihtlitsentsi punktis 1 nimetatud õigused jäävad alles ka autorile.

3. Kinnitan, et lihtlitsentsi andmisega ei rikuta teiste isikute intellektuaalomandi ega isikuandmete kaitse seadusest ning muudest õigusaktidest tulenevaid õigusi.

Erich Keler

/allkirjastatud digitaalselt/

(kuupäev digiallkirjas)

LÕPUTÖÖ ÜLESANNE

Üliõpilane: Erich Keler, 191998EALM

Õppekava, peeriala: Logistika, Logistika ja tarneahela juhtimine

Juhendaja(d): Jelizaveta Janno, Ph.D

Lõputöö teema:

(eesti keeles) Prognoosimudelite rakendatavus nõudluse ennustamiseks Eesti pakiveoturu tingimustes

(inglise keeles) Demand Forecasting Model Implementation Feasibility In The Estonian Parcel Delivery Market

Lõputöö põhieesmärgid:

1. Selgitada välja, milline on prognoosimudelite rakendatavus Eesti pakiveo ettevõtetes.

Lõputöö etapid ja ajakava:

Nr	Ülesande kirjeldus	Tähtaeg
1.	Teemakäsitluse defineerimine	31.01.2023
2.	Teoreetiliste materjalide kogumine	10.02.2023
3.	Andmete kogumine	10.02.2023
3.	Teoreetiliste materjalide läbitöötamine	28.02.2023
4.	Prognoosimudeli loomine	05.03.2023
5.	Poolstruktureeritud intervjuu kava loomine	05.03.2023
6.	Intervjuude läbiviimine	30.11.2023
7.	Intervjuude transkribeerimine ja võrdlev analüüs	07.12.2023
8.	Tulemuste süntees	14.12.2023
9.	Tulemuste vormistamine	30.12.2023

Töö keel: eesti

Lõputöö esitamise tähtaeg: 02.01.2024

Üliõpilane: Erich Keler, /allkirjastatud digitaalselt/ (kuupäev digiallkirjas)

Juhendaja: Jelizaveta Janno, /allkirjastatud digitaalselt/ (kuupäev digiallkirjas)

Programmijuht: Peep Toomingas, /allkirjastatud digitaalselt/ (kuupäev digiallkirjas)

SISUKORD

EESSÕNA.....	8
SISSEJUHATUS.....	9
1. TEOREETILINE ÜLEVAADE	11
1.1 Viimase miili logistika	11
1.2 Prognoosimine.....	13
1.3 Prognooside koostamise meetodid	19
1.4 Uurimisprobleemi sõnastamine	23
2. METOODIKA.....	24
2.1 Spiraalne uurimismudel	24
2.2 Uurimisstrateegia.....	25
2.3 Prognoosimiseks kasutatud andmed	28
2.4 Ökonomeetrilised mudelid	30
2.5 Poolstruktureeritud süvaintervjuud tulemuste valideerimiseks	37
3. ANALÜÜS JA SÜNTEES.....	40
3.1 Esmane andmeanalüüs	40
3.2 Prognoosimudeli koostamine ja täpsuse hindamine	45
3.3 Tulemuste valideerimine	49
3.4 Järeldused ja ettepanekud.....	53
KOKKUVÕTE.....	56
Summary.....	58
Kasutatud allikad	60
LISAD	64
Lisa 1. Tehingute jaotus nädalapäeva ja tunni lõikes	65
Lisa 2. Rekursiivne prognoos	66
Lisa 3. Fourier' maatriks.....	67
Lisa 4. Andmestikku kirjeldav statistika	68

Lisa 5. Intervjuu küsimused 69

EESSÕNA

Käesolev magistritöö sündis soovist kombineerida statistikaalased teadmised ja arvutioskused nn viimase miili logistikas eksisteeriva probleemi lahendamiseks ja seeläbi väärtuse loomiseks. Jaotusvõrkude ja eriti pakiveo jaotusvõrkude juhid peavad ressurside planeerimiseks lahendama keerukaid planeerimisprobleeme ja prognoosimine võib siin osutada heaks abivahendiks. Samas pole teada, millised prognoosimudelite väljundite, prognooside koostamise protsessi ja võimalike kasutegurite mõistmisest tingitud faktorid mõjutavad prognoosimudelite rakendatavust Eesti pakiveoturul. Töö eesmärgiks oli tuvastada prognoosimudelite rakendatavus eraklientide nõudluse prognoosimiseks Eesti pakiveo ettevõtetes.

Antud uurimistöö pakub väärtust eelkõige pakiveo ettevõtetele, kuid selle tulemused on laiendatavad ka teistele jaotusvõrgu tüübi süsteemidele. Autor pakub lugejale hea ülevaate prognoosimise teemalisest kirjandusest, mis võib olla heaks referentsiks edaspidistes töodes.

Magistritöö koostamise protsess sarnanes autori jaoks põneva avastusretkega. Autor tänab oma juhendajat Jelizaveta Jannot igakülgse toe ja töö koostamisel pöördelise tähendusega tagasisidestamise eest.

Võtmesõnad: nõudluse prognoosimine, jaotusvõrk, prognoosimudelid, magistritöö

SISSEJUHATUS

Pakiveoturu kiire kasv ja tihe konkurents sunnivad ettevõtteid otsima võimalusi tarneaja lühendamiseks ning teenuse tajutava kvaliteedi säilitamiseks ja tõstmiseks. Turunõudluse märkimisväärne volatiilsus ja sesoonne komponent raskendavad ressursside planeerimist. Otsustajatel tuleb pidevalt otsida tasakaalu pakimahtudele mittevastava võrgustiku läbilaskvuse ja ebatõhusa ressursi kasutamise vahel. Prognoosimismudelid aitavad mõista turul esinevat nõudlust ja annavad referentsi otsuste kvaliteedi tõstmiseks.

Käesoleva magistritöö teema kujunes autoril kahe olulise komponendi koosmõjul. Selleks on huvi masinõppe tehnikate ja meetodikate rakendamise võimaluste vastu kaasaegses logistika ja tarneahela juhtimises ning andmeanalüütika alased teadmised ja oskused. Teiseks oluliseks faktoriks on autori pikaajaline juhtimiskogemus erinevates viimase miili teenuseid pakkuvates ettevõtetes. Autor püüab antud töös need komponendid kombineerida täiendava väärtuse loomiseks Eesti pakiveo logistika valdkonnas.

Pakiveo operaatorid peavad teenindama juba realiseerunud nõudlust, samal ajal kui süsteemi parameetrid, ressursside saadavus ja läbilaskvuse tase peavad olema määratud enne nõudluse realiseerimist. Juba realiseerunud nõudlusele reageerimine tähendab praktikas tihti alaplaneerimist ja olukordi, kus läbilaskvus on ammendunud ja teenindustase langeb järsult. Alternatiivselt võib see kaasa tuua üleplaneerimist ja ressursside raiskamist. Puudulike nõudluse prognoosimise praktikate tõttu on pakiveo ettevõtete ressursikasutus sageli suboptimaalne.

Magistritöö uurimisprobleem seisneb selles, et pole teada, millised prognoosimudelite väljundite, prognooside koostamise protsessi ja võimalike kasutegurite mõistmisest tingitud faktorid mõjutavad prognoosimudelite rakendatavust Eesti pakiveoturul.

Teemale lisab olulisust asjaolu, et seni on antud ala leidnud vaid piiratud käsitlemist. Varasemaid samateemalisi uurimusi ei õnnestunud autoril tuvastada.

Töö eesmärk on tuvastada prognoosimudelite rakendatavus eraklientide nõudluse prognoosimiseks Eesti pakiveo ettevõtetes. Töös otsitakse vastuseid alljärgnevatele küsimustele.

1. Millisel määral on kohaliku pakiveoturu erakliendi nõudlus ennustatav?
2. Millised on prognoosimismudelite koostamise ettevõttepoolsed eeldused?
3. Milline on prognooside koostamise protsess?

4. Milline on prognoosimudelite täiendav väärtus ettevõtte jaoks?

Magistritöö autor annab ülevaate erinevatest prognoosimudelitest ja nende rakendamisest tarneahelate toimimise tõhustamiseks, samuti ka teiste autorite uurimistöödest. Autor teostab uuriva aegrea andmeanalüüsi. Saadud tulemuste põhjal defineerib autor autoregressiivse libiseva keskmisega integreeritud mudeli, koostab selle abil nõudluse prognoosi ja hindab prognoositud tulemuse kvaliteeti. Seejärel valideerib autor mudeli, viies läbi poolstruktureeritud intervjuud algandmetega mitteseotud pakiveo operaatori esindajatega. Viimaks formuleerib autor järeldused ja ettepanekud prognoosimudelite rakendamiseks.

Käesolev magistritöö koosneb kolmest peatükist, millest esimene annab ülevaate prognoosimudelite rakendamisest viimase miili logistikas. Erinevatele allikatele toetades toob autor lugeja ette ülevaate viimase miili logistika olemusest ja tutvustab pakiveo operaatori üldise jaotusvõrgu mudelit. Seejärel jätkab autor prognoosimise teemalise kirjanduse ülevaatega. Peatüki lõpus formuleerib autor uurimisprobleemi.

Teise peatükki on koondatud meetodikat ja uurimisstrateegiat ja selle valikut puudutav informatsioon. Autor kirjeldab detailselt erinevaid magistritöös rakendust leidnud andmekogumismeetodeid, põhjendab nende valikut ja loob seosed püstitatud uurimisküsimustega. Oluline osa peatükist on pühendatud prognoosimudeli loomisel kasutatud statistika ja ökonomeetria meetodite ja meetodikate kirjeldustele.

Kolmas peatüki fookuses on kogutud andmete analüüs. Esmalt loob autor autoregressiivse mudeli nõudluse ennustamiseks ning hindab mudeli prognoositäpsust. Mudeli kirjeldamine, graafikute, analüüside ja arvutuskoodi koostamine on tehtud autori enda poolt. Mudeli valideerimiseks viib autor läbi teemaintervjuu vormis süvaintervjuud valdkonna ekspertidega Eestist ja Skandinaaviast. Peatüki lõpus on toodud autori järeldused ja ettepanekud edaspidisteks uurimissuundadeks. Andmed, suuremad autori koostatud tabelid ja graafikud on toodud magistritöö lisades.

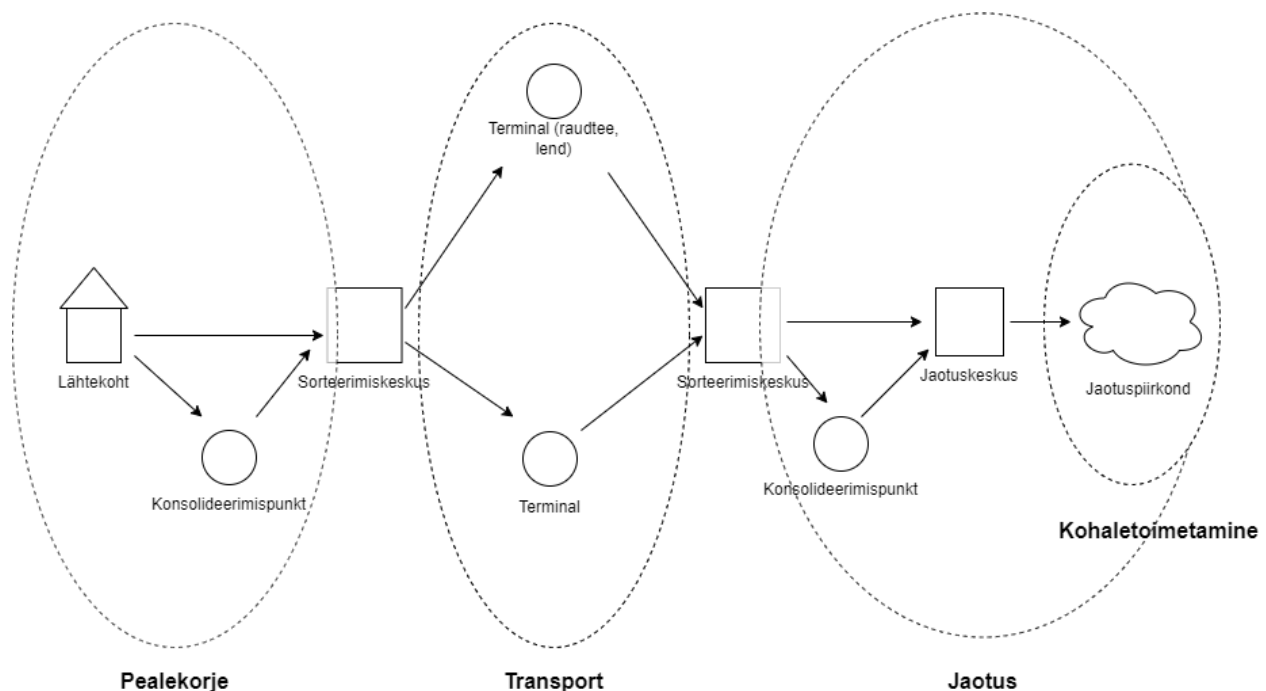
Uurimustöö tulemused on suunatud eelkõige pakiveoteenuseid pakkuvatele ettevõtetele ja nende juhtidele, kuid on laiendatavad ka teistele viimase miili logistika ja jaotusvõrgu tüübi süsteemidele.

1. TEOREETILINE ÜLEVAADE

Esimeses peatükis annab autor ülevaate prognoosimisest, prognoosimudelite koostamisest ja nende rakendamisest lähtuvalt viimase miili logistika ja pakiveo kontekstist. Peatükk algab ülevaatega viimase miili logistika ja pakiveo operaator-ettevõtte olemusest. Seejärel toob autor lugeja ette info, mida me juba teame prognoosimisest, laialt levinud prognoosimise meetoditest ja nende rakendatavusest. Peatüki lõpuks formuleerib autor tunnetuskriisi ja uurimisprobleemi, mida asub lahendama järgnevatel peatükkidel.

1.1 Viimase miili logistika

Viimase miili logistika definitsioon ja skoop võivad mõnevõrra erineda, kuid üldiseks konsensuseks on, et see hõlmab kauba jaotusega seotud logistilisi toiminguid ja tegevusi. Selle definitsiooni järgi algab viimase miili logistika saadetise transpordietapi järel depoo või sorteerimiskeskusesse jõudmisega ja lõpeb kauba saabumisega sihtkoha aadressile või väljastuspunkti. (Boysen, Fedtke, & Schwerdfeger, 2020) Tegu on paljude tarneahelate viimase, raskesti juhitava etapiga. (Baldi, Manerba, Perboli, & Tadei, 2019) Antud valdkond hõlmab väga erinevaid veoteenuseid ja ei piirdu vaid pakiveo teenustega. Varasemad uurimused klassifitseerivad viimase miili logistika teenuseid transporditava kauba järgi: toidu kohaletoimetamine, kullervedu, valgetehnika- mööbli- ja pakivedu pakiveo operaatori poolt. DHLi klassifikatsiooni järgi liigitatakse pakisaadetiste alla kuni 31,5 kg saadetised dimensioonidega kuni 120x60x60 sentimeetrit. (Boysen, Fedtke, & Schwerdfeger, 2020) Käesolev töö keskendub pakiveo viimase miili temaatikale.



Joonis 1.1 Pakiveo jaotusvõrk
Allikas: Sebastian, 2012

Olulisemad tegijad globaalsel pakiveoturul on DHL, UPS ja FedEx. Nad korraldavad saadetiste pealekorje, sorteerimise sorteerimiskeskuses, depoodevahelise transpordi, jaotuse jaotuskeskustesse ja kliendile kohalettoimetamise. (Joonis 1.1 pakiveo jaotusvõrk (Sebastian, 2012)) Esimeses etapis toimub pakisaadetiste pealekorje erinevatelt allikatelt ja pakkide transport sorteerimiskeskustesse. Teises faasis toimub saadetiste transport sorteerimiskeskuste vahel. Järgnevalt liiguvad pakisaadetised jaotuskeskustesse, kus toimub peensorteerimine ja kauba ettevalmistamine kohalettoimetamiseks. Viimases etapis toimetatakse kaubad sihtkoha aadressile või väljastuspunkti. Pakiveo jaotusvõrku võib vaadelda traditsioonilise jaotusvõrgu alamtüübina. Põhiliseks erinevuseks on süsteemi läbivate elementide ja sihtkohtade hulk. (Sebastian, 2012) Eesti kohalikul pakiveoturul tegutsevatest ettevõtetest võib nimetada järgnevalt: Omniva, DPD, UPS, Itella, Venipak ja DHL. (Äripäev, 2023)

Pakiveo operatori kliendigrupid võib klassifitseerida alljärgnevalt:

- B2B (*Business to Business*) ehk ärikliendilt ärikliendile. Siia kuuluvad ettevõtted, mis kasutavad pakiveoteenuseid oma tarneahelas, et liigutada tooteid oma partneritele.

- *Intra-business* ehk ettevõttesisene. Siia kuuluvad kliendid, kes kasutavad pakiveoteenused ettevõttesisestes protsessides materjali või pooltoodete transportimiseks teiste sama ettevõtte või grupi allüksustesse.
- C2B (*Customer to Business*) ehk erakliendilt ärikliendile. Siin on tegu tagastusvooga, mis koosneb tarbijate tagastustest või taaskasutuseks mõeldud toodetega.
- B2C (*Business to Customer*) ehk ärikliendilt erakliendile. Selle grupi puhul on tegu ettevõtetega, mis müüvad kaupa otse lõpptarbijale ja kasutavad pakiveoteenuseid kauba tarnimiseks.
- C2C (*Customer to Customer*) ehk erakliendilt erakliendile. Siia kuuluvad kliendid, kes kasutavad pakiveoteenuseid isiklikel eesmärkidel. (Brotcorne, Perboli, Rosano, & Wei, 2019)

Eelpool nimetatud materjalivoo käsitlemise etapid võivad sõltuvalt süsteemi suurusest ja ettevõtte strateegiast omakorda koosneda alamvõrkudest. Pakiveo operaator võib otsustada anda alamvõrkude opereerimise täielikult või osaliselt kolmandale osapoolle. Amazoni ja Alibaba näitel on viimastel aastatel märgata globaalsete e-kaubandusettevõtete püüdlusi luua oma pakiveovõrgud. (Boysen, Fedtke, & Schwerdfeger, 2020)

1.2 Prognoosimine

Prognoosimine on olnud inimeste jaoks olulisel kohal aastatuhandeid, olles mõnikord tajutav kõrgeima inspiratsioonina ja teine kord kriminaalse tegevusena. Jesaja kirjutas 700 B.C: „Kuulutage, mis tuleb pärastpoole, et me teaksime, kas te olete jumalad.“ Ettevõtetel puhul on prognoosimine laialt levinud statistiline ülesanne, kus see aitab langetada teadlike otsuseid tootmisplaanide koostamisel, transpordi ja tööjõu planeerimisel. (Hyndman & Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice 2nd edition*, 2018) Prognoosimise puhul on tegu olulise temaatikaga. Globaalne Tarneahelate Foorum (*Global Supply Chain Forum*) määratleb nõudluse juhtimist ja prognoosimist kui ühte kaheksast ettevõtte logistika juhtimise võtmekomponendist. (Albarune & Habib, 2015)

Nõudlus on klientide vajadus või soov osta kindlal perioodil teatud kaupu või tarbida soovitud teenuseid. Nõudluse prognoosimine on sisendvoo parameetrite ennustamise protsess tuleviku ajahetkede kohta. Ettevõtted, kus on koostatud nõudluse prognoosid, omavad ülevaadet tuleviku nõudlusest. Nendele prognoosidele tuginedes koostavad nad tootmisplaanid ning võtavad vastu kvaliteetsed otsused varude hulga ja paiknemise kohta. Nõudluse

prognoosimine tarneahelates võimaldab tõhustada ressursside kasutamist, parendab ettevõtte kasumlikkust ja annab ettevõttele konkurentsieelise. Seega on konkurentsieelise saavutamise võime seisukohalt tegemist kriitilise komponendiga. Nõudluse prognoos on logistika ja tarneahela juhtimise juhtimisotsuste aluseks. Sõltumata tõuke (*push*) või tõmbe (*pull*) tarneahela tüübist on nõudluse prognoosid kõikide planeerimis- ja käivitusprotsesside lähtekohaks. (Merkuryeva, Valberga, & Smirnov, 2019)

Pakkumisahelas sooritatakse tegevused kliendinõudluse ootuses: juht või otsustaja koostab tootmis- või transpordiplaani või määrab muude tulevikus toimuvate regulaarsete tegevuste parameetrid. Nõudlusahelate juhid plaanivad kapatsiteeti ja ressursside saadavuse taset, kuid mitte tegelikku hulka. Mõlemal juhul on sisendiks kliendinõudluse prognoos. (Chopra & Meindl) Usaldusväärsed ja täpsed prognoosid võimaldavad ettevõtetel kiiremini muutuva turu vajadustega kohaneda ja täita paremini kliendi nõudlust tarneahela suutlikkuse kaudu. Lisaks sellele toetavad prognoosid protsesside optimeerimise, kulude minimeerimise ja varude juhtimise protsesse. (Borucka, 2023) (Albarune & Habib, 2015)

Viimase miili logistikas on võtmetähtsusega ülesandeks veovahendite kasutustõhususe juhtimine. Siin on prognoosid sisendiks taktikalise kapatsiteedi probleemi lahendamisel (TCP), kus on vaja määrata veovahendite tüüpi ja hulk nõudluse ruumilise piirkonna teenindamiseks. (Fadda, Fedorov, Perboli, & Barbosa, 2021) Taktikalise kapatsiteedi planeerimise probleem on relevantne sellistes valdkondades nagu meditsiin, tootmine ja logistika. Kapatsiteedi planeerimise teemalised uurimused keskenduvad harilikult operatiivsele tasemele. (Perboli, Gobbato, & Perfetti, 2014) Vähesed uurimused toovad välja taktikalise planeerimistaseme olulisust. (Baldi, Manerba, Perboli, & Tadei, 2019)

Pakiveo jaotusvõrgu planeerimise juures eristatakse kolme tasandit: strateegiline, taktikaline ja operatiivne.

- **Strateegilisel** tasandil langetatakse pikaajalise mõjuga otsuseid, mis puudutavad võrgu infrastruktuuri ja pakutavate teenuste kvalitatiivseid ja kvantitatiivseid parameetreid.
- **Taktikalisel** tasandil käsitletakse keskmise perspektiiviga küsimusi, mis puudutavad piirkondade ja marsruutide jaotust ning erinevate lülide töörežiime ja teenuseid.
- **Operatiivsel** tasandil langetatakse reaalaja lühiajalise mõjuga otsuseid. (Sebastian, 2012)

Operatiivsel tasemel viimase miili logistika optimeerimisküsimused hõlmavad veovahendite marsruutide planeerimist ja veograafikute koostamist, mis on tihtipeale raskendatud süsteemi

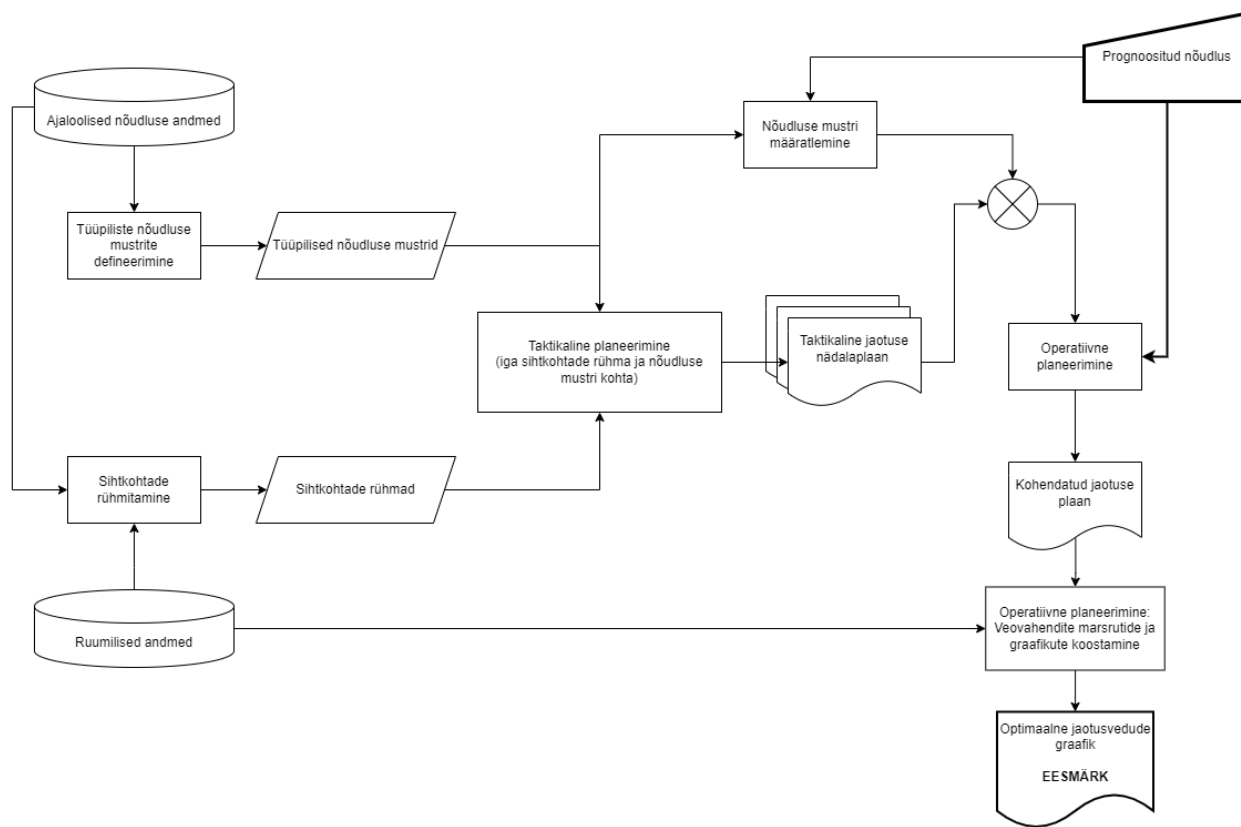
lülide arvust, keerukusest ja esinevast määramatusest tingitud faktoritega. Taktikaline tase on tulevikunõudluse teenindamiseks fundamentaalselt oluline veo-, sorteerimis- ja juhtimisressursside paigutamisel õigesse kohta. (Baldi, Manerba, Perboli, & Tadei, 2019)

Hiljutiste trendide valguses e-kaubanduse ja nõudlusepõhiste ärimudelite pealetungiga ning teenindustaseme ootuste olulise tõusuga on taktikalise kapatsiteedi probleemi lahendamine muutunud raskemaks. Kohale toimetamise ajalised aknad kitsenevad, samal ajal kui pakimaht näitab eksponentsiaalset kasvu. Taolised tingimused sunnivad pakiveooperaatoreid püsikulude tekkimise vältimiseks rakendama kõrgema kulutasemega lahendusi nagu kolmandad osapooled või renditud veoressurss. Kulude kasvu vältimiseks on oluline prognoosida järgnevatel perioodidel kapatsiteedi vajadusi, et rahuldada kliendipoolne nõudlus. (Fadda, Fedorov, Perboli, & Barbosa, 2021)

Heuristikutel põhinevad meetodid ja kommertstarkvaralised lahendused ei pruugi taktikalise ja operatiivse planeerimise protsessis tuua mõistliku kuluga soovitud tulemusi. Põhjuseks on praktikas ilmnevad nõudluse kõikumised, mis loovad taktikaliste plaanide korrigeerimise vajaduse. Sellest tingituna vajavad korrigeerimist toodete ja tootegruppide tarneplaanid, mis on omakorda ressursimahukas, ajakulukas, kõrget kompetentsitaset ja häid planeerimisoskusi nõudev tegevus. (Merkuryeva, Bolshakov, & Kornevs, An Integrated Approach to Product Delivery Planning and Scheduling, 2011)

Merkuryeva ja Bolshakov toovad välja meetodi, mis võimaldab kitsendada potentsiaalselt optimaalsete ja sobilike graafikute hulka. Meetod koosneb kuuest sammust:

1. tüüpiliste nõudluse mustrite defineerimine;
2. sihtkohtade grupeerimine ruumiliste parameetrite baasil;
3. iga sihtkohagrupi kohta taktikaliste plaanide genereerimine;
4. konkreetse nõudluse mustri identifitseerimine ja sobiva taktikalise plaani valimine;
5. taktikalise plaani korrigeerimine vastavalt ennustatud nõudluse parameetritele;
6. veovahendite graafikute ja marsruutide loomine. (Merkuryeva, Bolshakov, & Kornevs, An Integrated Approach to Product Delivery Planning and Scheduling, 2011)



Joonis 1.2 Jaotusvedude planeerimine

Allikas: Merkuryeva, Bolshakov, & Kornevs, An Integrated Approach to Product Delivery Planning and Scheduling, 2011 autori poolt tõlgitud

Merkuryeva ja Bolshakov töö keskendub optimaalse jaotusvedude lahenduse leidmise protsessile tervikuna. Võtmetähtsusega tegevuseks peetakse selle juures nõudluse trendide defineerimist ja identifitseerimist, kus kasutatakse *k-means* tüüpi algoritmi kombinatsioon otsustuspuu klassifikaatoriga. Nende abil kitsendatakse võimalike optimaalsete lahenduste otsinguvälja ja luuakse tingimused standardsete jaotusvedude alusplaanide loomiseks. Viimaste olemasolu võimaldab taandada jaotusvedude planeerimistö lihtsale otsusele, millist plaani rakendada ning samuti väiksematele korrektuuridele, kui need peaks vajalikuks osutama. Nõudluse prognoosimise protsessi väljundeid rakendatakse Merkuryeva ja Bolshakov meetodis kolmes erinevas faasis: nõudluse trendide defineerimisel, ennustatud nõudluse mustri identifitseerimisel ja operatiivse planeerimise faasis taktikalise plaani korrigeerimisel. Meetodi tulemiks on ennustatud nõudluse parameetrite järgi optimeeritud tuleviku perioodi jaotusvedude graafik ja marsruutide kogum. (Merkuryeva, Bolshakov, & Kornevs, An Integrated Approach to Product Delivery Planning and Scheduling, 2011)

Andersson, Hamnes ja Espe kirjeldavad sellist lähenemist kui määramatusest tingitud riskide maandamist deterministlike sisendparameetrite abil. (Andersson, Hamnes, & Espe, 2022)

Eeltoodud meetod on üks vähestest, mis lisaks jaotusvõrgu nõudluse ajalisele mõõtmele käsitleb ka nõudluse ruumilise jaotumise olulisust. Pakiveo jaotusvõrkudes on ruumiliste andmetega arvestamine prognoosimiseprotsessi tulemi parendamiseks võtmetähtsusega. Oma uurimuses kombineerivad Fadda, Fedorov, Perboli ja Barbosa sarnaselt Merkurjeva ja Bolshakov meetodile *k-means* rühmitamist aegreal põhineva prognoosimudeliga. (Fadda, Fedorov, Perboli, & Barbosa, 2021)

Merkurjeva & Bolshakov meetod keskendub taktikalisele ja operatiivsele tasandile ning eesmärgiks on muuta optimaalse lahenduse leidmise protsessi tõhusamaks. Prognoosimine on selle meetodi integreeritud ja lahutamatu osa, kusjuures siia lisanduvad mitmed teiste autorite poolt tuvastatud prognoosimise etapid. Näiteks Chopra ja Meindl järgi koosneb prognoosi koostamise protsess viiest etapist.

1. Prognoosi eesmärgi mõtestamine. Tuleb vastata küsimustele, milliste otsuste langetamiseks prognoosi rakendatakse. Tarneahela osalejad peavad olema teadlikud otsuse ja prognoosi vahelisest seosest.
2. Nõudluse prognoosimise ja planeerimise tarneahelaülene integreerimine. Ettevõtte peaks siduma kõik plaanide koostamise tegevused (sh kapatsiteedi, tootmise, turunduslike kampaaniate ja ostmise planeerimine) prognoosiga.
3. Peamiste nõudlust mõjutavate faktorite tuvastamine. Organisatsioon peab tuvastama nõudluse trendi ja sesoonsuse. Samuti tuleb kaaluda asendustoodete ja teenuste olemasolu ja nendevahelise nõudluse seoseid. Vajadusel võib kaaluda agregeeritud prognoosi koostamist.
4. Prognoosi koostamine sobival agregatsiooni tasemel. Agregeeritud prognoosid on veidi täpsemad ja seega on oluline valida prognooside koostamisel korrektne koondamise tase. Andmed võivad olla koostatud nii kliendi, tootegrupi kui ka ajalisel (näiteks nädala või kuu) tasemel.
5. Prognoositud veamäära mõõdikute kehtestamine. Tuleb kehtestada selged mõõdikud prognooside täpsuse ja õigeaegsuse mõõtmiseks. (Chopra & Meindl) (Weller & Crone, 2012)

Chopra ja Meindl rõhutavad, et senikaua, kuni prognoosi veamäär püsib ajaloolistes piirides, saab ettevõtte jätkata koostatud prognoosi kasutamisega. Eelnevate veamäärade võrdluses suurema vea avastamine võib tähendada, et prognoos vajab korrigeerimist või nõudlus on

olulisel määral nihkunud. Olukorras, kus mitmed ettevõtte prognoosid kalduvad nõudlust püsivalt ala- või ülehindama, tuleb kaaluda prognoosi koostamise meetodi ülevaatamist. (Chopra & Meindl)

Täiendavalt defineerib Sunil Chopra neli peamist faktorit, mida tuleb prognooside koostamisel arvesse võtta.

1. Prognoosid on alati ebatäpsed. Prognoosimise protsessis tuleb arvestada nii prognoositud väärtustega, kui prognoosi veamäära ja usaldusintervalliga.
2. Pikema perioodi prognoosid on harilikult lühialaliste prognoosidega võrdluses vähem täpsed.
3. Agregeeritud prognoosid annavad täpsemaid tulemusi detailsemal tasemel koostatud ennustustega võrdluses. Nende standartvea määr keskmise suhtes on väiksem.
4. Üldiselt, mida kaugemal asub ettevõtte lõpptarbija suhtes, seda suurem on informatsiooni müra komponent. (Chopra & Meindl)

Iga nõudluse aegrida omab juhuslikku komponenti. Hea prognoosimismeetod suudab ennustada aegreas sisalduvat süsteemset komponenti, kuid mitte müra. Juhuslik komponent tuvastatakse prognoosi veamäära kaudu. Prognoosi veamäärad sisaldavad väärtuslikku informatsiooni ja väärivad põhjalikku analüüsi kahel põhjusel. Esiteks on selle kaudu võimalik määrata, kas nõudluse süsteemne komponent on prognoositud korrektselt. Näiteks kui veamäär on püsivalt nihkunud positiivses suunas, siis hindab prognoosimismeetod süsteemset komponenti üle ja vajab korrigeerimist. Teiseks, kõik situatiivsed plaanid peavad arvestama veamäära parameetritega. (Chopra & Meindl) Veamäära jälgimine on oluline plaanide korrigeerimiseks ja operatiivsete sekkumiste läbiviimiseks. (Albarune & Habib, 2015) Organisatsioon peab pidevalt jälgima veamäära muutusi ja kasutama mitut mõõdikut paralleelselt. Kaasaegses ettevõttes on veamäära jälgimise protsess automatiseeritud. (Nissi, Smaros, Ylinen, & Ala-Risku, 2023)

Prognoosimisprotsessi tulemuslikkuse tagamiseks ja tarneahelaülese ressursside kasutamise tõhususe tõstmiseks tuleb prognoose jagada partnerite, tarnijate ja teiste tarneahela liikmetega. Piitsaplaksu efekti üheks põhjustajaks on koordineerimata prognoosimine, selle minimeerimise ja juhtimise strateegia peab keskenduma nõudluse ja prognoosidega seotud informatsiooni jagamisele. (Albarune & Habib, 2015)

Koostööl põhinevad ärisuhted teiste tarneahelas osalejatega võivad viia täpsemate ja usaldusväärsemate prognoosideni. Enne kui tarneahelaülene infovahetus saab võimalikuks, tuleb investeerida aega ja pingutusi usalduse ja koostöö ülesehitamiseks. Tänapäeva reaalsus

on aga see, et suurem osa prognoosidest ei arvesta isegi kõikide ettevõttesiseste funktsioonidega. Selle vältimiseks peaks ettevõtte kaaluma müügi ja operatsioonide prognoosimise protsessi käivitamist, mille kaudu viiakse kokku ettevõtte olulised funktsioonid. (Chopra & Meindl)

Hea prognoos üksi ei tee ettevõtet veel tõhusamaks. Tegu on vaid abivahendiga. (Nissi, Smaros, Ylinen, & Ala-Risku, 2023) Phillip E. Tetlock käsitleb raamatus „*THE ART AND SCIENCE OF PREDICTION*“ detailselt kvalitatiivse prognoosi koostamise taga seisvaid faktoreid. Enamjaolt fokuseeritakse inimeste poolt koostatud lühi- ja pikaajaliste prognooside koostamise protsessile. Raamatus tuuakse välja prognooside koostajaid varitsevaid erinevaid riskid ja jagatakse suuremahulise uurimuse tulemuste põhjal näpunäiteid hea prognoosi koostamiseks. Mainitakse grupitöö ja integreerituse olulisust prognooside koostamisel ja rõhutatakse prognoosimise juures tagasisidestamise protsessi tähtsust. Viimane võimaldab paremini mõista protsessi olemust ning parendada järgnevate prognooside tulemusi. (Tetlock & Gardner, 2015)

Daniel Kahnemanni toonitab raamatus „Müra“, et süsteemse komponendi jälgimine aitab muuta prognoosi täpsust ja eemaldab sellest otsustuste käigus tekkivaid süsteemi-, taseme- ja juhumüra. Jättes prognoosimise inimeste teha riskime olukorraga, kus koostatud prognoosi täpsus varieerub ennustamatult ja on sõltuvuses koostamise päevast, kellaajast, koostajate omavahelistest suhetest ja väljaõppetaseme erinevustest. Phillip E. Tetlock asetab samuti aktsendi masina koostatud prognooside täpsusele ja nende suuremale võimele mõista müravabalt sündmuste süsteemset komponenti. (Kahneman, Sibony, & Sunstein, 2021)

1.3 Prognooside koostamise meetodid

Prognoosimismeetodid põhinevad kas kvalitatiivsel või kvantitatiivsel lähenemisel. Sellised kvalitatiivsed meetodid nagu ekspertarvamuse meetod (*executive opinions*), Delphi tehnika, müügiagendi küsitlemise meetod (*sales force polling*), tarbijakäitumise uuringud (*consumer survey*) rakendavad prognooside koostamiseks subjektiivseid hinnanguid või arvamusi, samal ajal kui kvantitatiivsed meetodid võtavad aluseks ajaloolisi andmeid nt Naïve meetod, trendianalüüs (*trend analysis*), aegrea analüüs (*time series analysis*), Holt's and Winter's mudelid põhinevad muutujate vahelistel seostel nt lineaarne, mitmekordne või Symbolic regressioon. Mudelite kombineerimine võimaldab integreerida mõlemaid lähenemisi. (Merkuryeva, Valberga, & Smirnov, 2019) Kvalitatiivsed prognoosimismeetodid on

subjektiivsed ja põhinevad inimlikul otsustusvõimel. Need sobivad juhul, kui ajaloolised andmed puuduvad või eksperdid omavad olulist informatsiooni, mis võib mõjutada prognoositud väärtusi. (Chopra & Meindl) Kvantitatiivsed meetodid sobivad siis, kui andmed objekti kohta on saadaval ja tegu on inertse protsessiga, mille puhul võib eeldada põhiliste omaduste säilimist tulevikus. (Hyndman & Athanasopoulos, Forecasting: Principles and Practice 2nd edition, 2018)

Detailne nõudluse ennustamine on logistika valdkonnas võrdlemisi uus temaatika. Võimalik, et just selle tõttu asuvad domineerival (75,6 protsenti) kohal lihtsad Exceli tarkvaraga kasutatavad prognoosimisvõtted nagu silumine, keskmistel väärtustel põhinevad arvutused ja *naïve* meetodid. (Weller & Crone, 2012) Eksponeentsilumine on levinuim kvantitatiivne prognoosimismeetod, kuni 32 protsenti kõikidest prognoosidest koostatakse just selle meetodiga. Eksponeentsilumisel leitakse silutud väärtus E_t ajahetkele t vastava tegeliku väärtuse y_t ja eelmise silutud väärtuse E_{t-1} kaalutud keskmisena. (Sauga, 2020) Järgnevad keskmistel väärtustel põhinev prognoosimine 28,1 ja *naïve* ennustamine 15,4 protsendiga. McCarthy 2006 läbi viidud uuringu tulemuste järgi on kõige levinum prognoosimismeetod libisev keskmine. Seda meetodit kasutas 86 protsenti kõikidest uuringus osalenud ettevõtetest. Sellele järgnesid eksponeentsilumine ja regressioon. (McCarthy, Davis, Golicic, & Mentzer, 2006) Keerukamad aegrea analüüsil baseeruvad meetodeid kasutatakse harvemini. Ökonomeetrilistel meetoditel baseerub 6,9 protsenti kõikidest prognoosidest, ARIMA mudelitel 3,5 ja neuronvõrkudel 1,5 protsenti. (Weller & Crone, 2012)(Tabel 1. Meetodite kasutus (Weller & Crone, 2012) (Weller & Crone, 2012))

Tabel 1.1. Meetodite kasutus
Allikas: Weller & Crone, autori poolt tõlgitud

Meetod	Osakaal protsentides
Silumine	32,1
Keskmised	28,1
Naive	15,4
ARIMA	3,5
Lewandowski	1,6
Neuronvõrgud	1,5

Mitmed ettevõtted ei rakenda oma protsessides kvantitatiivseid prognoose, toetudes otsustes puhtalt subjektiivsetele hinnangutele või kvalitatiivsetele meetoditele. (Mariusz Izdebski, 2022) Üheks võimalikuks põhjuseks on täpsete prognooside koostamise keerukus.

Järgnevas uuris autor kirjandust, mis puudutab prognooside koostamist kindlate sündmuste ennustamiseks. Rob J. Hyndman nimetab neli tegurit, mis mõjutavad sündmuste ennustatavust.

1. Kui hästi me mõistame sündmust mõjutavaid faktoreid.
2. Kui palju on meil ajaloolisi andmeid sündmuste või koguste kohta.
3. Kuivõrd sarnaneb tulevik minevikuga.
4. Kui palju võib prognooside olemasolu mõjutada prognoositavat sündmust. (Hyndman & Athanopoulos, Forecasting: Principles and Practice 2nd edition, 2018)

Teiste autorite uurimustest on teada, et nõudlust mõjutavad paljud, tihtipeale teadmata faktorid nagu sesoonsus, kampaaniad, sotsiaalsed sündmused, värsked trendid, ilmastiku muutused, konkurentide käitumine ja palju muud. (Borucka, 2023) Toidu kohale toimetamise teenust osutava ettevõtte tellimuste arvu prognoosi koostamisel defineeriti järgmisi sisendparameetreid: küllastuste arv, kalendaarne kuu, kalendaarne päev, riigipühade mõju. (Abbate, Manco, Caterino, Fera, & Macchiaroli, 2022) Kindlasti tuleb teha vahet müügi ja nõudluse andmetel. Olukorrad, kus nõudlus ületab pakkumist tuleb käsitleda erinevalt ja arvestada nendega prognooside koostamisel. Lisaks on oluline arvesse võtta hinnamuudatuste, konkurentide tegevuse ja turunduslike kampaaniate andmeid. (Chopra & Meindl)

Andmete saadavus on kaasaegses viimase miili logistika valdkonnas tegutsevas ettevõttes üldjuhul rahuldaval tasemel. Tellimuste ja saadetiste aegrea andmed on organisatsioonides laialt saadaval. Turunduskampaaniate ja -plaanide andmete saadavus on kehvem. Välised andmed laiemalt on raskemini kättesaadavad kui ettevõttesisesed andmed ja koostööle keskendunud organisatsioonid pääsevad ligi suuremale andmete hulgale. Müügi ja tellimuste andmed üksiku tooteartikli tasemel on kõige sagedamini jagatavad välised andmed, makselahendustest pärinevad andmeid enamjaolt ei jagata. (Weller & Crone, 2012)

Digitaalsed tehnoloogiad nagu kaasaegsed kassasüsteemid, asjade internet või IoT, kasutaja loodud sotsiaalmeedia sisukontent ja pilvepõhiste arvutusvõimsuste saadavus on võimaldanud ettevõtetel koguda suures koguses reaalaaja andmeid. Kassasüsteemidest pärinevad andmed on ettevõttesiseselt lihtsasti kättesaadavad. Tuleviku nõudluse prognoosimiseks on võimalik ekstrapoleerida varasemaid kliendikäitumise mustreid.

Puuduseks on see, et kassasüsteemidest pärinevad andmed ei kirjelda kliendikäitumist soovitud toote puudumise korral. See tähendab, et informatsioon pakkumist ületanud nõudluse kohta läheb kaotsi. (Boone, Ganeshan, Jain, & Sanders, 2019) Nõudlusepõhises süsteemis nagu pakiveo jaotusvõrk on olukord sarnane teeninduskanali läbilaskvuse ületamise situatsiooniga. Kliendi poolt tajutav teenusekvaliteet langeb, suureneb ajakulu ja kliendid suunduvad parema tajutava kvaliteediga kanalitesse. Järjekorra lõpust „jalgadega“ hääletanud klientide kohta ei ole võimalik kassa- või muu tellimuste registreerimise süsteemi kaudu informatsiooni koguda.

Varasemad uurimused on näidanud, et viimase miili nõudlus on heal prognoositäpsusel ennustatav. Autoregressiivsed mudelid näitavad varieeruva nõudluse ennustamisel paremaid tulemusi, kui ennustamine silumise abil. (Beh, Tarr, & Gerlach, 2020) Nende täpsus varieerub varasemates uurimustes MAPE 9.7 kuni MAPE 13,7 protsenti. (Alqatawna, Abu-Salih, Obeid, & Almiani, 2023) Mitmel masinõppe algoritmil baseeruvate kombineeritud meetoditega on uurijatel varasemalt õnnestunud saavutada prognoositäpsust kuni MAE 0.24 protsenti. (Mitra, Jain, Kishore, & Kumar, 2022)

Autori teadaolevalt on Tallinna Tehnikaülikooli magistritöodes prognoosimise teematikat korduvalt käsitletud.

- Taivo Karu võrdles erinevaid prognoosimeetodeid Tulika pimepoe nõudluse ennustamiseks.
- Greete Kirik kasutas eksponentsiaalset silumise, Holti, Holti-Winteri aditiivse sesoonsuse ning Holti-Winteri multiplikatiivse sesoonsuse mudelit õlleturu nõudluse ennustamiseks.
- Kristi Paavel teostas prognoosimeetodite võrdleva analüüsi laovarude optimeerimiseks sobivaima prognoosimeetodi leidmiseks.
- Triin Vaino töötas välja prognoosimudeli gaasituru nõudluse ennustamiseks.

Prognoosimise teemalised tööd on valdavas enamuses piiratud ligipääsuga ja nende täispika sisuga ei õnnestunud autoril tutvuda. Lühikokkuvõtetes nähtub, et tööde autorid käsitlevad erinevaid prognoosimeetodeid ja -mudeleid nõudluse ennustamiseks tarneahelates varude juhtimise ja optimeerimise eesmärgil. Jaotusvõrkude probleemide lahendamiseks suunatud prognoosimise teemalisi töid ei õnnestunud autoril tuvastada.

1.4 Uurimisprobleemi sõnastamine

Uurimused, mis käsitlevad prognoosimudelite rakendatavust on üldiselt kolmesuunalised: prognooside koostamise protsessid, prognoosimise tehnikad, tööriistad ja nende kasutamine ning prognoosimise väljundid. Neist kõige enam on uuritud prognoosimise meetodeid ja tehnikaid: leidub statistilisi ja ökonomeetrilisi lähenemisi ja meetodikaid, saadud väljundite täpsuse mõõtmist ning nende rakendamist reaalsete ettevõtete näitel. Samuti on uurimistöodes käsitletud prognoosimise protsessi tootmisettevõtete tarneahelates ja selle mõju viimase tõhususe näitajatele. Erilist tähelepanu on pööratud piitsaplaksu efekti mõjude vähendamisele rakendades koostööl põhinevaid prognoosimismeetodeid.

Prognoosimudelite rakendatavuse välja selgitamiseks Eesti pakiveoturul tuleks uurida, kuidas tajuvad siinsel turul osalejad prognooside koostamise protsessi, selle sisendeid, väljundeid, ressursi vajadusi ja võimalikke kasutegureid ettevõtte jaoks. Oluline on vaadata lähemalt arvutusvõimsuste kättesaadavuse tõusu mõju ettevõttesiseste kompetentsidele ja oskustele. Toetudes varasematele uurimustele ja nendes kirjeldatud meetodikale tuleks selgitada, kuivõrd ennustatav on pakiveoturu nõudlus ja milline on prognooside potentsiaalne täpsus.

Varasemalt on prognoosimudelite rakendatavust puudutanud Merkuryeva ja Bolshakov, tehes seda jaotusvõrgu taktikalise planeerimise seisukohalt. Andresson, Hamnes ja Espe rõhutasid prognoosimise olulisust oma Posten Norge AS jaotuspiirkondade planeerimist puudutavas uurimuses. Eesti pakiveoturu tingimuste vaatenurgast ei ole antud teematikat autori teada varasemalt uuritud. Oma kogemustele toetudes on autor korduvalt tunnetanud olukorda, kus pakiveooperaatori ressursikasutus on puudulike prognoosimismetoodikate tõttu suboptimaalne. Esineb nii üleplaneerimist, kui ka eraldatud ressursside nappust. Võimekuse planeerimine omab pigem reaktiivset iseloomu, kus operatiivjuhtimise tasemel reageeritakse nõudluse kõikumistele lisades või vähendades funktsiooni alla eraldatud ressursi. Me ei tea, millistest faktoritest tingituna ei ole kohalikud ettevõtted nõudluse ennustamise mudeleid rakendanud.

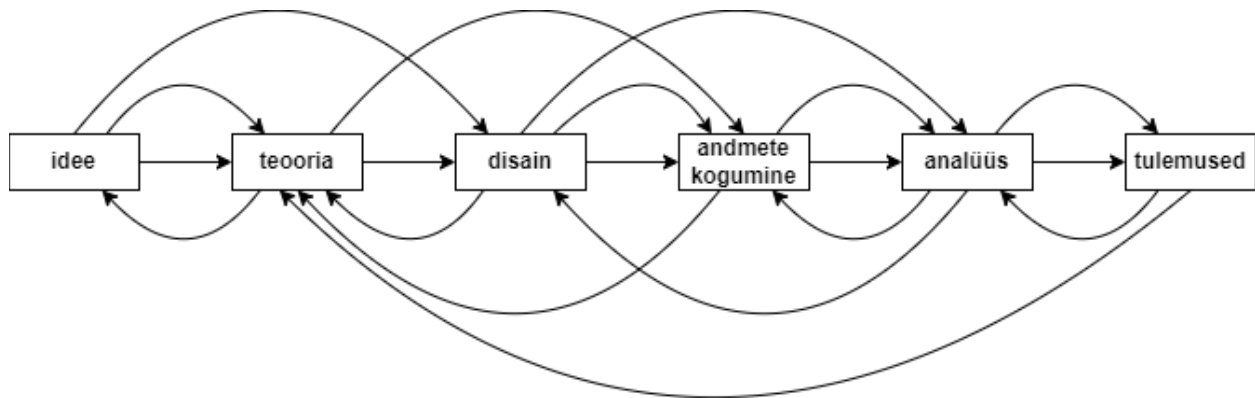
Eelöeldule tuginedes formuleerib autor uurimisprobleemi – millised prognoosimudelite väljundite, prognooside koostamise protsessi ja võimalike kasutegurite mõistmisest tingitud faktorid mõjutavad prognoosimudelite rakendatavust Eesti pakiveoturul.

2. METOODIKA

Uurimuse koostamine algas autori jaoks ideest kasutada oma arvutialaseid oskusi ja teadmisi statistika valdkonnast mõne pakiveoturul eksisteeriva probleemi lahendamiseks ja seeläbi väärtuse loomiseks. Uurimisprobleemi püstitamisel ja töö teemavalikul on määrava tähtsusega just huvi kõigi kolme valdkonna vastu.

2.1 Spiraalne uurimismudel

Uurimisprotsessi kavandamisel kasutas autor referentsina Spiraalse uurimisprotsessi mudelit (Joonis 1.), mis pakub võimaluse mistahes etapist varasemate juurde tagasi pöörduda. Naasmine varasemasse etapi ei tähenda selle lihtviisilist kordamist, vaid täiuslikumale tasemele viimistlemist. (Õunapuu, 2014) (Berg & Lune, 2017)



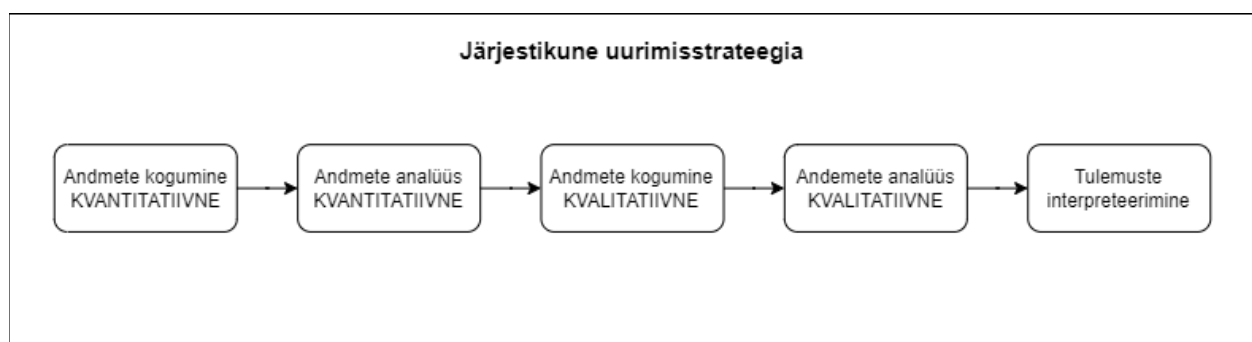
Joonis 2.1 Spiraalne uurimisprotsessi mudel
Allikas: Berg & Lune, 2017, autori poolt tõlgitud

Idee formuleerimine toimus autori jaoks tunnetuslikult ja ka vaatluse kaudu, sest puudulikest prognoosimispraktikatest tingitud ressursside suboptimaalne paigutamine esineb laialt kogu pakiveoturu ulatuses. Teoreetilise materjaliga tutvumise järel selgus, et prognoosimudelite rakendatavuse osas esineb teaduslik tunnetuskriis, sest me ei tea, millised faktorid piiravad prognoosimudelite rakendatavust nõudluse ennustamiseks ja millised võimalused prognoosimudelite laiemaks rakendamiseks eksisteerivad. Tunnetuskriisi lahendamise ja prognoosimudelite rakendatavusega seotud faktorite selgitamise kaudu on võimalik luua väärtust kogu pakiveo turu ettevõtetele ning ka teistele jaotusvõrgu tüüpi süsteemidele.

Viimastest lähtuvalt formuleeris autor uurimisprobleemi, mis McDaniel & Gates järgi on kõige kriitilisem uurimisprotsessi osa. Selle õige kindlaksmääramine kindlustab kogu uurimistöö juhtimise ja suuna. Uurimisprobleem on uuritava nähtusega seotud küsimus, mille tingib situatsioon uurimisvaldkonnas, kus on olemas midagi, mida me ei mõista või kus senised teadmised või praktiline kogemus ei võimalda nähtust seletada, juhtida või selle käitumist prognoosida. (Õunapuu, 2014) Asetades eelpool toodud konkreetse idee ja valdkonna konteksti ning võttes arvesse eelnevas lõigus toodud tunnetuskriisi, seisneb uurimisprobleem asjaolus, et pole teada, millised faktorid mõjutavad prognoosimudelite rakendatavust Eesti pakiveoturul.

2.2 Uurimisstrateegia

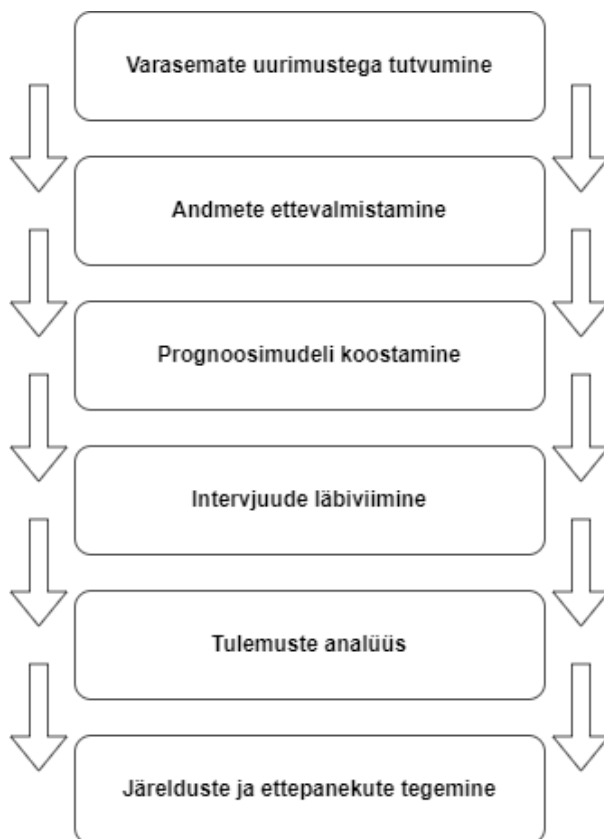
Autor kasutab töös kvalitatiivseid ja kvantitatiivseid andmekogumismeetodeid kombineeritud kujul. Kvantitatiivsed meetodid aitavad leida vastuseid nõudluse parameetreid puudutavatele küsimustele. Kvalitatiivsed meetodid aitavad avastada pakiveoturu nõudlust ja selle ennustamist puudutavaid organisatsioonilisi aspekte ja valideerida varasemate etappide leiud, millele järgneb tulemuste süntees. Creswelli järgi on tegu järjestikuse uurimisstrateegiaga, kus esimeses faasis kogutakse kvantitatiivseid andmeid, seejärel toimub kvantitatiivsete andmete analüüs, millele omakorda järgneb kvalitatiivsete andmete kogumine ja analüüs. Sisendandmete kombineerimine leiab aset kolmandas etapis, kus kvantitatiivse faasi leiud suunavad kvalitatiivsete andmete kogumisprotsessi. (Creswell, 2009)



Joonis 2.2 Järjestikune uurimisstrateegia
Allikas: Creswell, 2009, autori poolt tõlgitud

Järjestikune uurimisstrateegia on laialt levinud kombineeritud meetoditel põhinevate uurimuste jaoks, kus kvantitatiivne meetod prevaleerub. Andmete integreerimine toimub seal, kus esialgsed kvantitatiivsed leiud annavad sisendi kvalitatiivsete andmete kogumiseks. Kahe erineva tüübi andmed kogutakse eraldiseisvalt, kuid nende vahel säilib ühendus. Järjestikuse uurimisstrateegia tugevuseks on selle kergesti mõistetav ülesehitus. Selle rakendamine on lihtne, sest sammud jagunevad kindlatesse etappidesse. Lisaks lihtsustab selle ülesehitus strateegia kirjeldamise ja raporteerimise. Nõrkuseks peetakse jadamisi teostatavate sammudega seotud ajakulu, sest tegevusi ei viida läbi paralleelselt. (Creswell, 2009)

Konkreetse magistritöö konteksti asetatuna on järjestikune uurimisstrateegia rakendatud selliselt nagu on toodud Joonis 2.3. Autoril on kasutada Ettevõtte X pakiveooperaatori nõudluse andmeid. Seega uurib autor pakiveoturu nõudlust, selle parameetreid, mudelite koostamise võimalikkust ja sellega seotud protsessi antud ettevõtte andmete baasil. Konkreetse ettevõtte nõudluse andmete saadavus oli lisaks uurimisprobleemi sõnastuse kvalitatiivsele iseloomule oluline faktor uurimismeetodi valikul. Analüüsid ja sünteesid leiud varasemate uurimuste tulemuste kontekstis teeb autor üldistusi kogu pakiveoturu kohta ning valideerib need poolstruktureeritud individuaalintervjuude abil valdkonna ekspertidega. Viimaks formuleerib autor järeldused ja ettepanekud.



Joonis 2.3 Uurimisstrateegia
Allikas: autori poolt koostatud

Esmalt tuleb leida vastus küsimusele, kuivõrd stohhastiline on eraklientide nõudlus pakiveoturul. Teisisõnu, kui suur on süsteemse komponendi osakaal nõudluses ja seega kuivõrd ennustatavad on järgmiste intervallide väärtused ajalooliste andmete põhjal. Autor analüüsib eraklientide nõudluse andmeid ja selle parameetreid kvantitatiivsete statistiliste meetoditega, koostab autoregressiivse mudeli ja mõõdab koostatud prognooside täpsust.

Järgnevalt otsib autor selgust prognooside koostamiseks vajalike andmete ja kompetentside osas. Milline on harilik praktika logistika valdkonnas? Autor analüüsib viimase miili logistika ja pakiveo valdkondade praktikate leidmiseks kirjandust. Kirjanduse ja teoreetiliste materjalide juurde pöördub autor tagasi kogu töö koostamise protsessi vältel.

Viimaks valideerib autor leiud valdkonna ekspertidega. Ettekatsetatud valimi alusel kaasatakse Eesti pakiveoturul tegutsevate ettevõtete otsustajaid ning samuti lähiturgude suure juhtimiskogemusega võtmeisikuid. Valideerimist teostab autor poolstruktureeritud individuaalintervjuu vormis, mis võimaldab maksimaalset avatust ja teema põhjalikku

käsitlemist. Sünteesina varasemate küsimuste vastustest ja vestlustest valdkonna ekspertidega selgub, milline on prognoosimudelite väärtus valdkonna ettevõtetele.

2.3 Prognoosimiseks kasutatud andmed

Andmete analüüsiks võttis autor ettevõtte andmebaasist eraklientide poolt vormistatud tellimuste andmed. Esimeses peatükis toodud pakiveo operaatori kliendigruppide klassifikatsiooni järgi on tegu C2C kliendigrupiga. Põhjuseks see, et erakliendi või mittelepinguliste klientide andmed ei ole kampaania korras kehtivatest sooduspakkumistest mõjutatud. Teiste kliendigruppide puhul kehtivad erinevad hinnastamismudelid, mis mõjutavad klientide poolt vormistavate tellimuste hulka.

Täiendavalt otsustas autor välistada 2018. aastal vormistatud tellimused, sest ettevõtte jaoks oli tegemist praegusele andmehaldussüsteemile ülemineku aastaga, mistõttu võivad selle perioodi andmed olla puudulikud. Mudelite järgi korrektseks määramiseks on tähtis, et analüüsis olev protsess oleks väliste faktorite poolt võimalikult vähe mõjutatud. IT infosüsteemi käivitamisega seotud protsessi võnkumised võivad sisaldada ebatäpseid tulemusi.

Esialgne andmestik sisaldab 19 erinevat veergu ja 1 540 337 rida. Filtreerimise ja töötlemise tulemusena kujunes vaatluse all oleva andmestiku suuruseks 165 604 vormistust alates 01.01.2019.

Autor otsustas täiendada andmestiku kogu perioodi riigipühade andmetega. Tellimuse loomise kuupäev on kogu aegrea olulisemaks parameetrik. Selle võimalike regressioonianalüüside läbiviimise hõlbustamiseks täiendas autor andmestiku tellimuse loomise kuupäeva nädala kuuluvuse, nädalavahetuse, nädalapäeva ja kuupäeva näitajaga. Andmete hankimiseks kasutas autor avalikke allikaid.

Mudelite koostamiseks ja hilisemaks prognoosimisvõime testimiseks ja kvantitatiivse analüüsi läbiviimiseks jagas autor andmestiku kaheks osaks: treening- ja testandmestik. Tegemine on OOS (*out-of-sample*) valideerimismeetodiga, mis on laialdaselt kasutusel mudelite prognoosimisvõime mõõtmiseks. Meetod seisneb selles, et aegrea viimased vaatlused jäetakse mudeli koostamisel välja ning kasutatakse hiljem prognoosimisvõime mõõtmise eesmärkidel. Jagamist võib teha juhusliku punkti valides või ka näiteks äritsüklite järgi. (Cerqueira, Torgo, Smailovic, & Mozetic, 2017) Autor otsustas kasutada jagamispunktiks

võtta 2022. aasta tsükli lõpu ehk 31.12.2022. Sellest kuupäevast varasemad vaatlused kasutas autor mudeli loomiseks. Tulemuste ja prognoosimisvõime mõõtmiseks kasutatav andmestik sisaldab 2023. aasta esimesed 100 päeva.

Autorile on kättesaadav lai valik erinevatest andmeanalüütika ja statistilise analüüsi otstarbel kasutatavatest tööriistadest, keskkondadest ja vahenditest. Pakimahtude seoonsuse analüüsi koostamiseks kasutas autor *Jetbrains PyCharm* arenduskeskkonda ning selle raames *Python* programmeerimiskeelt *Jupyter* keskkonnas. *Jupyter* keskkond võimaldab teostada erinevaid analüüse tagades seejuures selle korratavuse ja põhjaliku dokumenteerituse. Andmete töötlemiseks rakendas autor *Pandas* ja *Numpy* mooduli, statistiliste analüüside läbiviimiseks erinevaid *Statsmodels* ja *Pmarima* (Smith, 2023) funktsioone ja andmete visualiseerimiseks *Seaborn* ja *Matplotlib* mooduleid. Andmete kaevandamiseks ettevõtte andmebaasist kasutas autor SQL päringukeelt.

Autor peab oluliseks ära mainida, et kõik käesoleva töö käigus tehtud arvutused on tehtud autori isiklikus sülearvutis. Selle jõudluse spetsifikatsioonid on toodud Tabelis 2.1. Arvuti spetsifikatsioon.

Tabel 2.1. Arvuti spetsifikatsioon

Allikas: autori poolt koostatud

Parameeter	Väärtus
Operatsioonisüsteem	Microsoft Windows 11 Pro
Tootja	Lenovo
Mudel	ThinkPad T15p
Protsessor	Intel Core i7-10750H
RAM	32Gb

SQL (*Structured Query Language*) päringu abil võttis autor ettevõtte andmebaasist andmed viimase viie aasta tellimuste kohta. Andmed sisaldavad tellimuse numbrit, pakkeüksuste kogukaalu, pakkeüksuste arvu, tellimuse loomise kuupäeva ja kellaaega ning muid parameetreid. Saadud andmed läbisid puhastamise, statistilise ning visuaalse kontrolli. Korduvate andmepäringute vältimiseks ja korratavuse tagamiseks salvestas autor andmestiku koopias komaga eraldatud andmeformaadis oma arvutisse. Hilisemates etappides kasutas autor mudelite koostamiseks ja testimiseks andmete allikana arvutisse salvestatud faili.

Riigipühade andmed pärinevad *Python Workalendar* moodulist, enne lisamist kontrollis autor andmete korrektsust võrreldes need www.eesti.ee portaalil kuvatud avalike andmetega. Riigipühade andmeid sisaldava tabeli liitis autor täiendavate parameetrite tabelile juurde indeksi alusel. Viimase sammuna täiendas autor tabelit tõeväärtus tunnustega, mis iga vaatluse kohta näitasid, kas tegu on nädalavahetuse või riigipühaga. Täiendavate parameetrite ettevalmistamise vormistas autor funktsioonina, mis võimaldab saada valitud perioodi kohta kindlate parameetritega varustatud tabeli. Selliselt on kogu ettevalmistusprotsess automatiseeritud ja taaskasutatav hilisemates prognoosimisetappides.

Tulemuste valideerimiseks moodustas autor Eesti pakiveoturul tegutsevatest ettevõtetest ettekavatsetud valimi. Valimi liikmed valis autor lähtudes oma teadmistest turustruktuuri ja selle eripärade kohta. Töö valmimise hetkel tegutseb Eestis 5 suuremat viimase miili pakiveo ja B2C teenustele keskenduvat ettevõtet, mille kumulatiivne osakaal koguturust on ligi 95 protsenti. (Emor AS, 2022) Selles olukorras on tõhusaim valim tulemuste valideerimiseks suuremate C2C segmendis aktiivselt tegutsevate ettevõtete juhid ja otsustajad. (Õunapuu, 2014) Kõikidest turul tegutsevatest ettevõtetest moodustatud valim annaks autori hinnangul madalama valiidsusega tulemusi.

2.4 Ökonomeetrilised mudelid

Ökonomeetria kui majandusteaduse, statistika ja matemaatika piirteadus kujunes välja eelmise sajandi 30-ndatel aastatel ning sai majandusteadlaste seas küllalt kiiresti tuntuks ja kasutatavaks. See võimaldab kvantitatiivselt hinnata ja kontrollida majandusteoreetilisi kontseptsioone ja hüpoteese ning prognoosida majanduse arengut. Prognoosimiseks koostatakse mudeleid. (Paas, 1995)

Tiiu Paas defineerib mudeli kui tunnetusprotsessi vahendi ja uuritava objekti lihtsustatud kujutise, millest vähemalt mõned objekti või süsteemi omadused on eemaldatud. Mudeli koostamisega läheb alati mingi hulk informatsiooni kaduma, kuid liigse uurimiseesmärgiga mitte seotud informatsiooni eemaldamine on hea, sest võimaldab reaalselt tegelikkust paremini uurida. (Paas, 1995)

Ökonomeetrilised mudelid on tõhus tööriist majandusnäitajate prognoosimisel, otsusevariantide kvantitatiivsel hindamisel ning majandusteoreetiliste hüpoteeside empiirilisel

kontrollimisel. Ökonomeetrilistes mudelites kasutatakse prognooside tegemiseks sisendandmetes sisalduvat teavet. (Paas, 1995)

Aegridade analüüsimisel ja ettevalmistamisel ökonomeetriliseks modelleerimiseks on oluline silmas pidada aegridade teoorias aktsepteeritud lähenemisviisi, mille kohaselt aegreast võib eristada erinevaid komponente ning aegrida on esitatav nende summana. (2.1)

$$y_t = f(t) + h(t) + s(t) + e_t \quad (2.1)$$

kus y_t – aegrea tase ajamomendil (perioodil) t ,

$f(t)$ – trend,

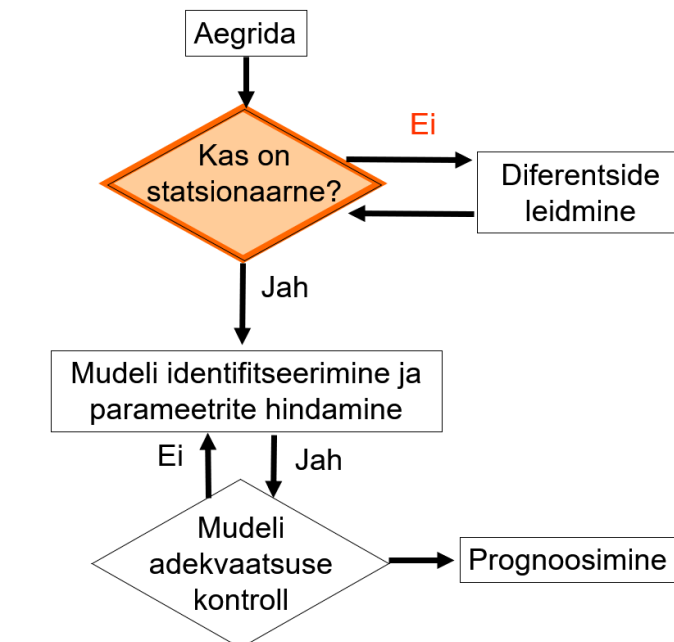
$h(t)$ – tsükliline komponent,

$s(t)$ – sessoonne komponent,

e_t – jääkliige. (Paas, 1995)

Kirjandusega tutvumise protsessi käigus selgus, et autoregressiivsed mudelid on varasemalt näidanud viimase miili logistika ja jaotusvõrkude nõudluse ennustamisel häid tulemusi. (Beh, Tarr, & Gerlach, 2020) Lisaks võimaldavad need jälgida aegrea süsteemse komponendi ja juhumüra parameetreid, mis on Chopra & Meindl järgi olulised faktorid prognooside koostamise protsessis. (Chopra & Meindl) Just sel põhjusel valis autor mudeli koostamiseks autoregressiivse mudeli koostamise meetodi.

Autoregressiivseid mudeleid (ARIMA) kasutatava aegridade süstemaatilise analüüsi meetodi töötasid eelmise sajandi 70-ndatel välja Box.G. & Jenkins. Seda nimetatakse nüüd Box-Jenkinsi meetodiks, mille skeem on toodud Joonisel 2.4. (Box ja Jenkins, 1970). Tegu on iteratiivse meetodiga, kus prognoosimudeli parameetrite hindamise kaudu toimub selle omaduste pidev parendamine kuni on leitud sobiv mudel prognoosi koostamiseks.



Joonis 2.4. Box-Jenkins meetodika
Allikas: Ako Sauga, 2021

Autoregressiivsed mudelid tuginevad aegreas esinevale autokorrelatsioonile ja võimaldavad analüüsida väga erineva mustriga aegridu. (Hanke & Wichern, 2009) Autokorrelatsiooni puhul on tegu ajas muutuva tunnuse korrelatsiooniga perioodi võrra nihkes oleva sama tunnuse väärtustega. (Sauga, 2020) Autokorrelatsiooni põhjuseks on tavaliselt majandusnähtuste arengu inertsus. (Paas, 1995)

ARIMA mudelite põhiliseks kasutusvaldkonnaks on lühiajaline prognoosimine: (Sauga, 2020)

- makroökonomiline modelleerimine;
- majandusnäitajate prognoosimine;
- turu modelleerimine nt. nõudlus;
- tootmisfunktsioonide hindamine;
- ettevõtluses laovarude, käibe, kasumi prognoosimine ja modelleerimine. (Paas, 1995)

Mudeli leidmiseks kasutatakse Box-Jenkins meetodis iteratiivset lähenemist. Esimese sammuna tagatakse aegrea statsionaarsus, seejärel identifitseeritakse võimalik mudel, mille kirjeldusvõime on suur, kui jääkliikmed on väiksed ning juhuslikult jaotatud. Samuti kontrollitakse, et jääkliikmetes ei esine autokorrelatsiooni ega sisalduks olulist informatsiooni. Mitterahuldava tulemuse korral täiustatakse eelmist mudelit kuni rahuldava tulemuse leidmiseni. (Hanke & Wichern, 2009)

Mudeli identifitseerimisel ja aegrea analüüsimisel kasutatakse tunnuste juhuslikkuse või mittejuhuslikkuse hindamisel autokorrelatsiooni. Kui aegreal esineb autokorrelatsioon, siis selle struktuur püütakse esitada ARIMA mudeli abil: (Sauga, 2020)

$$\text{aegrida} = \text{ARIMA mudel} + \text{valge müra}$$

Kogu autokorrelatsioon püütakse esitada ARIMA mudelis. See, mis ARIMA mudelist üle jääb, peab olema valge müra. (Sauga, 2020) Juhusliku komponendi lülitamine ökonomeetrisse mudelisse tuleneb modelleeritavate ja neid mõjutavate nähtuste käitumise juhuslikkusest ning seda kajastavate näitajate mõõtmise ebatäpsusest. (Paas, 1995)

ARIMA mudelis esinevad kaht tüüpi liikmed: autoregressiivsed ja libiseva keskmisega liikmed. Autoregressiivsed (AR) aegrea liikmed sõltuvad eelnevatest liikmetest ehk viitaegadest ja juhuslike liikmete ehk šokkide u_t kaalutud libisev keskmine (MA). I-tähistab integreeritud st protsess on d-järku integreeritud kui protsessi d-järku diferents on statsionaarne protsess. (Sauga, 2020)

Järgnevalt tutvustab autor töö koostamisel kasutatust leidnud statistilisi teste, meetodeid ja lähenemisi.

Akaike informatsioonikriteerium AIC on Akaike poolt 1973. aastal arendatud tõhus meetod, mida võib rakendada mudeli valiku protsessis. (2.2) Selle abiga teostatakse kahe või rohkema mudeli võrdlus. Minimaalse AIC väärtusega mudel on hinnanguliselt parima kvaliteediga mudel mudelivalikuks. (Snipes & Taylor, 2014)

$$AIC = \ln(s_m^2) + 2 \frac{m}{T} \quad (2.2)$$

kus m – parameetrite arv

s_m^2 – jääkliikmete dispersioon

T – aegrea pikkus

Statsionaarsuse, autokorrelatsiooni ja normaaljaotuse testid. Statsionaarsuse tagamine on Box-Jenkinsi meetodi esimene samm. Kui protsess on statsionaarne, siis jälgides protsessi piisavalt pika aja jooksul saame teha järeldusi protsessi parameetrite kohta ja luua prognoose. Protsess on nõrgalt statsionaarne, kui selle tõenäolised omadused ei muutu ajas. (Sauga, 2020) Mittestatsionaarne protsess omab trendi või näitab selle autokorrelatsioonide diagramm püsivalt ostsilleerivaid väärtusi. Protsessi statsionaarsus on harilikult saavutatav diferentseerimise kaudu. (Hanke & Wichern, 2009)

Aegrea statsionaarsuse testimiseks kasutatakse Dickey-Fuller testi, mida võib nimetada ka ühikjuure testiks. Dickey-Fuller test on toodud valemiga (2.3). (Hill, Griffiths, & Lim, 2011)

$$y_t = \rho y_{t-1} + v_t \quad (2.3)$$

kus y_t – sõltuv muutuja

y_{t-1} – sõltuv muutuja viitajaga 1

ρ – parameeter

v_t – tinglik jääkliige

Dickey-Fuller testi laiendamisel lisatakse valemisse konstant α ja trendi komponent λt . Mittestatsionaarsust järeldatakse nullhüpoteesi $H_0: \gamma = 0$ abil. Nullhüpoteesi ümberlukkamisel on tegu statsionaarse aegreaga. Laiendatud või augmenteeritud Dickey-Fuller testi esitatakse valemiga (2.4). Statsionaarsusele lisaks on see laialt kasutusel veendumaks, et jääkliikmetes ei esine korrelatsiooni. (Hill, Griffiths, & Lim, 2011)

$$\Delta y_t = \alpha - \gamma y_{t-1} + \sum_{s=1}^m \alpha_s \Delta y_{t-s} + v_t \quad (2.4)$$

kus α_s – viitaja koefitsient

Normaaljaotuse testimiseks on töötatud välja mitu erinevat testi. Käesolevas töös kasutab autor normaaljaotuse testimiseks Jarque-Bera testi, mis on toodud valemis (2.5). Test toetub kahele parameetrile: asümmeetria ja püstakuse kordaja. Ideaalselt sümmeetrilise jaotuse asümmeetria kordajaks on null ja püstakuse kordajaks on 3.

$$JB = \frac{N}{6} \left(S^2 + \frac{(K-3)^2}{4} \right) \quad (2.5)$$

kus K – püstakuse kordaja

S – asümmeetria kordaja

N – vaatluste arv

Autokorrelatsiooni määramine. Sarnaselt korrelatsioonile, mis mõõdab lineaarset sõltuvust kahe muutuja vahel, mõõdetakse autokorrelatsiooniga lineaarsed sõltuvust protsessi kahe järgu vahel. Mingit järku k autokorrelatsiooni koefitsiendi r arvutamiseks kasutatakse allpool toodud valemit. (2.6) (Hyndman & Athanasopoulos, Forecasting: Principles and Practice 2nd edition, 2018)

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^T (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2} \quad (2.6)$$

kus T – aegrea pikkus

k – autokorrelatsiooni viitaeg

Autokorrelatsiooni testimine. Autokorrelatsiooni funktsiooni (ACF) ja osautokorrelatsiooni funktsiooni (PACF) korrelogrammide visuaalne hindamine on üks lähenemine mudelijärgsete jääkliikmete vahelise autokorrelatsiooni analüüsiks. Küll aga ei ole see kõige formaalsem ning vajalik oleks kasutusse võtta teststatistik, millega on võimalik autokorrelatsiooni statistilist olulisust hinnata. Hüpooteesi, et erinevate viitaegade korrelatsioonid koos ei ole statistiliselt nullist erinevad, saab testida Q statistiku valemiga (2.7).

$$Q = n \sum_{k=1}^m \hat{p}_k^2 \quad (2.7)$$

Ljung-Box statistikut (2.8) kasutatakse selleks, et testida, kas terve väljaarvutatud autokorrelatsioonikordajate komplekt võib vastata sõltumatutele juhuslikele suurustele. (Kangro, 2016) Autor kasutab antud testi jääkliikmetes esineva autokorrelatsiooni testimiseks.

$$LB = n(n+2) \sum_{j=1}^k \left(\frac{\hat{p}_k^2}{n-k} \right) \sim X^2_m \quad (2.8)$$

ARIMA – Fourier’ mudel. Professor Rob J. Hyndman Monarch Ülikoolist on leidnud, et sesoonsete protsesside prognoosimiseks (eriti suurte sesoonsuse m väärtuste puhul) on tõhus kombineerida ARIMA mudelid Fourier’ reaga. Jean-Babtiste Fourier’ oli Prantsuse matemaatik, kes tõestas, et perioodilist signaali või perioodilist impulsside jada on võimalik esitada

sinusoidide summana. Selline lähenemine võimaldab kasutada mudelis suvalise pikkusega sesoonsusi ning mitme sesoonsuse esinemise puhul võib lisada erineva sagedusega Fourier' ridu. Ainus kitsendus seisneb selles, et antud meetodi puhul on sesoonsus fikseeritud ja ei muutu ajas. (Hyndman, 2023) (Hyndman & Athanasopoulos, Forecasting: Principles and Practice 2nd edition, 2018)

$$y_t = a_0 + \sum_{k=1}^K \left(a_k \sin \frac{\pi kt}{m} + b_k \cos \frac{\pi kt}{m} \right) + N_t \quad (2.9)$$

kus N_t – ARIMA mudel

m – sesoonsuse periood

K – sinusoidide paaride arv, mis ei või ületada $m/2$

a_0 – Fourier' rea alaliskomponendi kordaja

Prognoositäpsuse hindamine. Prognoositäpsuse hindamiseks kasutatakse keskmist viga arvestavaid meetodeid. Üks selline laialt levinud meetod on keskmine suhteline absoluutviga (ingl *Mean Absolute Percentage Error*, MAPE). Näitaja arvutatakse järgmise valemiga.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|u_t|}{y_t} \quad (2.10)$$

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{u_t}{y_t} \quad (2.11)$$

kus n – perioodide arv

u_t – prognoosiviga

y_t – tegelikud väärtused

McCarthy poolt 2006. aastal läbi viidud uuringu järgi kasutab 45 protsenti ettevõtetest prognoositäpsuse hindamiseks keskmise suhtelise absoluutvea meetodit. (McCarthy, Davis,

Golicic, & Mentzer, 2006) Antud meetod võimaldab mõõta prognoosi üldist täpsust ja ei kanna informatsiooni nihke suunast. Selle puudujäägi ületamiseks kombineeritakse MAPE meetod keskmise suhtelise vea (ingl. *Mean Percentage Error*, MPE) näitajaga, sest viimane võib olla nii positiivne kui negatiivne ja iseloomustada prognoosi nihet. (Sauga, 2020)

Tabel 2.2 MAPE väärtuste tõlgendamine
Allikas: Ako Sauga, 2020

MAPE väärtus	Hinnang
< 10%	Väga täpne prognoos
11% kuni 20%	Hea prognoos
21% kuni 50%	Rahuldav prognoos
Suurem kui 51%	Mitterahuldav prognoos

Tabelist 2.2 nähtub, et prognoosi täpsus on väga hea, kui MAPE ei ületa 10 protsenti ning hea, kui jääb 10 ja 20 protsendi vahele. Rahuldavaks loetakse sellist prognoosi, mille täpsus jääb vahemikku MAPE 21 kuni MAPE 50 protsenti. (Sauga, 2020)

2.5 Poolstruktureeritud süvaintervjuud tulemuste valideerimiseks

Intervjuu on vestluse vorm andmete kogumiseks uurimisprobleemi lahendamise eesmärgil. Tavapärasel intervjuul esitab uurija küsimusi ning uuritav vastab neile. Ent intervjuu võib toimuda ka dialoogina, kus mõlemad osapooled otsivad koos mingile probleemile lahendust. (Õunapuu, 2014) Kvalitatiivsetes uurimustes on intervjuu seni olnud peamine meetod. Intervjuu suur eelis teiste andmekogumismeetodite ees on paindlikkus, võimalus andmekogumist vastavalt olukorrale ja vastajale reguleerida. Intervjuus võib näiteks varieerida käsitletavate teemade järjekorda, samuti on vastuste tõlgendamiseks hoopis rohkem võimalusi kui ankeetküsitluse puhul. Süvaintervjuu on tõhus andmekogumismeetod olukorras, kus uurimisvaldkonda on vähe uuritud, uurijal on vastuste suunda raske ette näha ning kui soovitakse saada põhjalikku teavet. (Hirsjärvi, Remes, & Sajavaara, 2005)

Hirsjärvi järgi jagunevad uurimuslikud intervjuud kolme rühma:

1. Struktureeritud intervjuu ehk ankeetintervjuu, kus kasutatakse intervjuu abivahendina ankeeti. Ankeedis on küsimuste ja väidete vorm ning järjekord kindlaks

määratud. Küsimuste sõnastus ja esitamise järjekord on kõikidele uurimistöös osalejatele alati ühesugune. (Õunapuu, 2014)

2. Teemaintervjuu ehk poolstruktureeritud intervjuu. Tegu on ankeet- ja avatud intervjuu vahevormiga. Intervjuu teemad on teada, ent küsimused pole eelnevalt täpselt sõnastatud ega järjestatud. Intervjuu käigus selgub, milliseid väärtuslikke andmeid hakkab ilmema ja mida võiks registreerida. Seega algab intervjuu kavakindlalt, kuid kulgeb avatult, lähtudes situatsioonist. Küsimuste esitamise järjekorra määrab intervjuueerija, kes võib küsimusi ka vajaduse korral ümber sõnastada ja juurde lisada. (Õunapuu, 2014)
3. Avatud intervjuud, mille puhul võidakse rääkida vabast intervjuust, süvaintervjuust, juhtimata intervjuust ja struktureerimata intervjuust. Avatud intervjuu sarnaneb kõigist intervjuu liikidest kõige enam hariliku vestlusega, kus intervjuueerija küsib intervjuueeritava mõtete, arvamuste, tunnete ja arusaamade kohta siis, kui need vestluse kulgedes loomulikult esile tulevad. (Hirsjärvi, Remes, & Sajavaara, 2005)

Intervjuud võib läbi viia individuaalintervjuuna, paari-intervjuuna, rühmaintervjuuna. Need intervjuu vormid võivad uurimuses ka üksteist täiendada. Kõige tavalisem on individuaalintervjuu, mille kohta on metodikirjanduses ka rohkel juhtnööre. (Hirsjärvi, Remes, & Sajavaara, 2005)

Autor otsustas viia intervjuud läbi poolstruktureeritud individuaalintervjuu vormis, kuivõrd teema on vähe uuritud ja intervjuueerivatelt soovitakse saada teema kohta detailset teavet. Intervjuud temaatikat aitab suunata ja piiritleda andmeanalüüsi ning varasemate uurimuste tulemuste esitlemine, aga ka ette valmistatud intervjuu küsimused.

Intervjuueeritavad kuuluvad ettevõtte laiendatud juhtkonda ning räägivad kaasa strateegiliste otsuste vastuvõtmisel. Kõnealused isikud omavad ülevaadet võrgu toimivusest ja selle olulisematest võtmenäidikutest. Samuti on oluline, et intervjuueeritaval on selge arusaam võrgu planeerimisel kasutatavatest meetoditest, tööriistadest ja tehnikatest.

Intervjuude indikatiivsed küsimused on toodud Lisa 6. Intervjuu küsimused. Autor kasutas avatud kirjeldavaid küsimusi, kuivõrd need aitavad intervjuueeritavat mõnevõrra tundma õppida ja jätavad ruumi hilisemateks täpsustavateks küsimusteks. Viimaseks kasutas autor suletud nõustumist või mittenõustumist eeldavaid küsimusi.

Intervjuud viis autor läbi kolmel erineval päeval: 12.05.2023, 20.05.2023 ja 30.11.2023. See ajakava erineb mõnevõrra algsest eesmärgist viia intervjuud läbi 2023. aasta aprilli-mai jooksul. Autor valis intervjuude läbiviimise vormiks poolstruktureeritud individuaalintervjuu

lähitudes varem koostatud küsimustest. Intervjuud toimusid videokonverentsi formaadis ning selle sisu transkribeeris autor intervjuu lõppedes teksti kujule ümber. Intervjuude kestvuseks oli 60 või rohkem minutit. Kaks intervjuud kestsid tekkinud avatud osa debati tõttu üle 75 minuti.

Intervjueeritavad võtsid kutse osaleda prognoosimudelite teemalises intervjuus positiivselt. Kõik valitud isikud nõustusid intervjuus osalema. Kahjuks jäi kuuest planeeritud intervjuust üks intervjuu mõlema osapoole tiheda ajagraafiku tõttu läbi viimata.

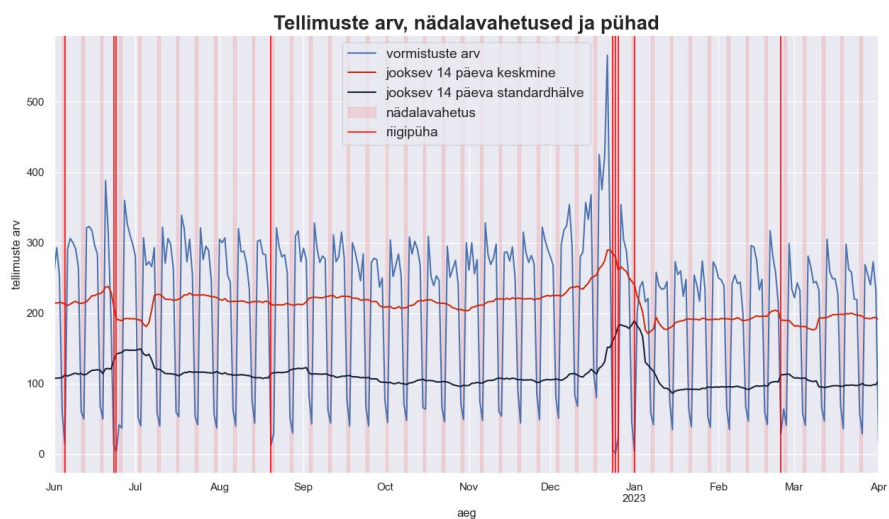
3. ANALÜÜS JA SÜNTEES

Käesolevas peatükis analüüsib autor ettevõtte X sisendvoo aegrida. Autor teostab esialgse uuriva analüüsi ja määratleb sisendvoo olulised parameetrid. Seejärel koostab autor varasemalt tuvastatud parameetrite abil autoregressiivse integreeritud libiseva keskmisega ARIMA mudeli ning prognoosib selle abiga sisendvoo tuleviku näitajaid. Prognoosimisele järgneb prognoositäpsuse hindamine ja tulemuste analüüs.

3.1 Esmane andmeanalüüs

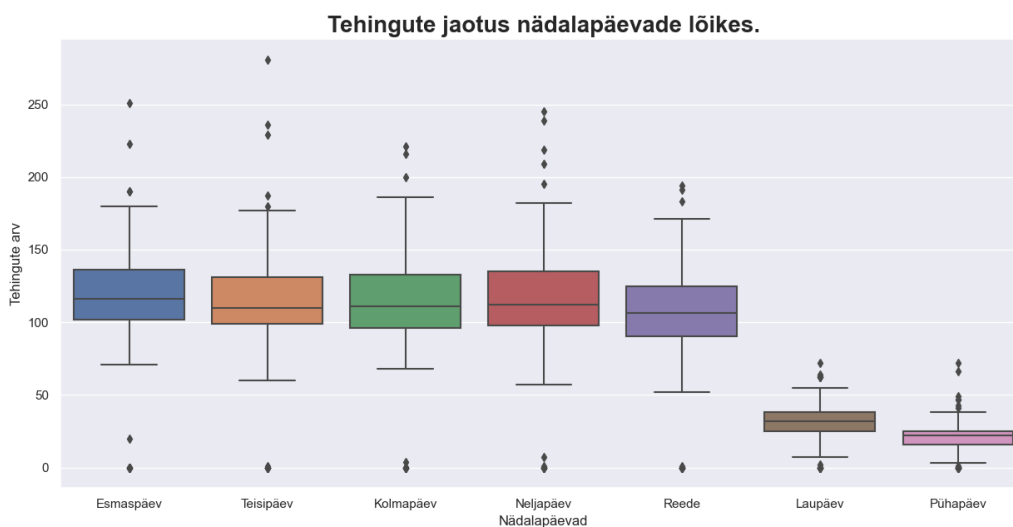
Esialgse uuriva analüüsi raames kandis autor graafikule vormistatud tellimuste arvu tuues punaste vertikaalsete joontega välja riigipühad ja nädalavahetused. Samuti said graafikule kantud tellimuste 14 päeva keskmine arv ja standardhälve.

Keskmiselt on aastase perioodi baasil mõõdetud nädalavahetustel vormistatavate tellimuste arv tööpäevade mahtudega võrdluses 74,7 protsenti madalam. Antud leid viitab tugevale nädalapõhisele sesoonsusele, millele autor püüab allpool kinnitust leida. Üldine päeva keskmine tellimuste arv püsib aasta lõikes stabiilsel tasemel. Eranditeks on oluline pakimahtude kasv detsembris, mis kulmineerub jõulupühadele eelneval nädalal. Samuti kasvavad pakimahud hüppeliselt jaanipäevale eelneval perioodil.



Joonis 3.1. Tellimuste arv, nädalavahetused ja pühad
Allikas: autori poolt koostatud

Autori varasem kogemus ütleb, et eraklientide poolt vormistatavate tellimuste arv võib nädalapäevade lõikes kõikuda. (Keler, 2019) Antud ettevõtte puhul on eraklientide käitumine mõnevõrra teine. Tööpäevadel vormistatavate tellimuste arv püsib nädalapäevade lõikes üsna sarnasel tasemel. Jaotuste mediaanväärtused on sarnased, samuti ka teise ja kolmanda kvartiili välimised piirid. Graafikul võib märgata reedese päeva veidi madalamat vormistatavate tellimuste mediaan väärtust ja kvartiilide piiri, kuid erinevus on mitteoluline. Laupäevastel ja pühapäevastel päevadel vormistatavate tellimuste arv on väike. Visuaalsel vaatlusel näib, et nende päevade tellimuste arvu standardhälve on tööpäeva näitajaga võrdluses madalam.



Joonis 3.2. Tehingute jaotus nädalapäevade lõikes
Allikas: autori poolt koostatud

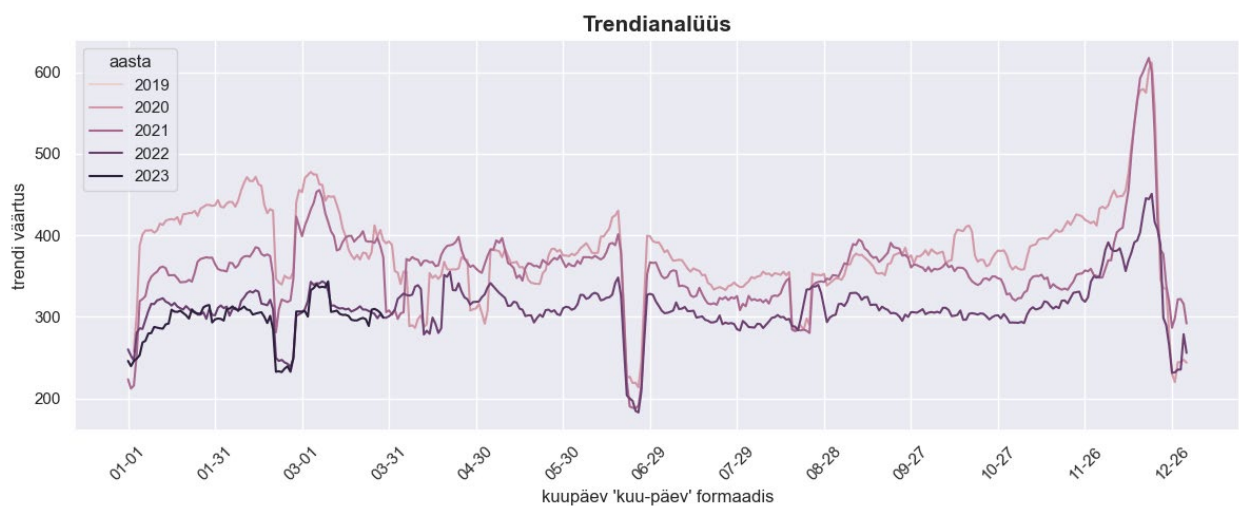
See tulemus on mõnevõrra üllatav, sest kellaajalise jaotuse andmed näitavad esmaspäevaste mahtude kohta kõrgemaid mediaanväärtusi. Näiline erinevus tuleneb tegelikult iteratsiooni teel genereeritud graafikute y-telje markerite tiheduse erinevusest.

Samuti on autoril üllatav näha niivõrd "lamedat" kellaajalise jaotuse graafikut. Autori varasemad, teise pakiveo operaatori andmestiku põhjal tehtud analüüsid näitasid selget vormistatavate tellimuste mahu kellaajalist erinevust, kus eraisikud eelistasid vormistada saadetisi vahetult enne ja pärast kella viit päeval. (Keler, 2019) Õhtustel ja hommikustel tundidel oli saadetavate pakisaadetiste arv madalam. Võimalik, et antud juhul mängib rolli

see, et antud ettevõtte poolt pakutavate pakiveoteenuste struktuur ja olemus erineb pakiautomaadi operaatori omast.

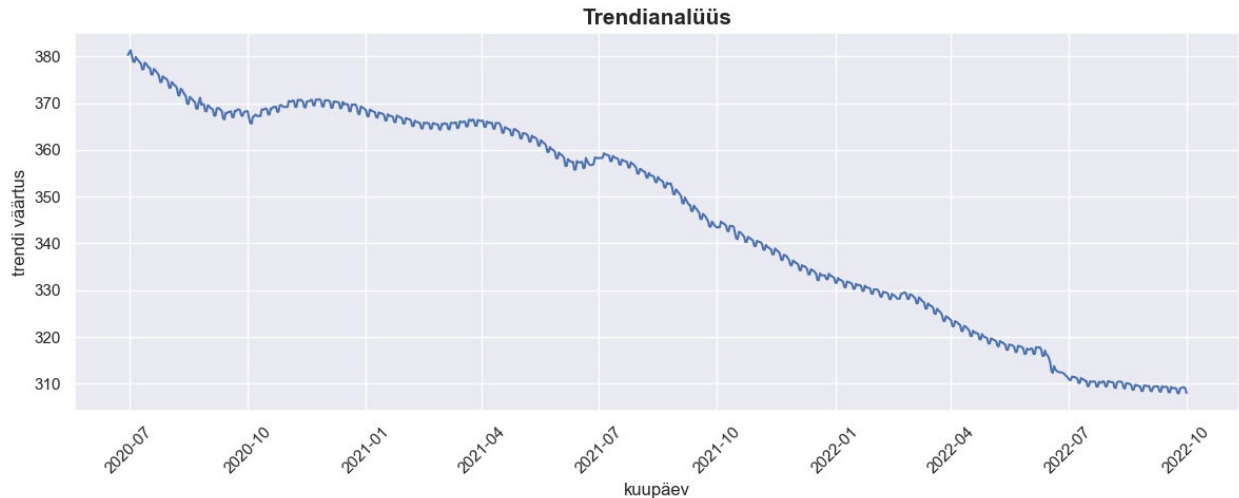
Uuriva andmeanalüüsi järgmise sammuna teostas autor aegrea aditiivse dekompositsiooni. Nädalase sesoonsusega ($m=7$) trendi analüüsi graafik on toodud allpool. (Joonis 9 Aegrea trendianalüüs (autori koostatud)) See näitab nädalaste mahutrendide tõuse ja langusi aastate lõikes, samuti hooajalisi trende. Näiteks võib jooniselt tuvastada:

1. suuremad langused ja tippahooaja kulminatsioon korreleeruvad riigipühade kuupäevadega;
2. alates oktoobrist on sisendvoo mahud on aastate lõikes stabiilselt näidanud kasvavat trendi;
3. aastavahetuse järgselt on trend stabiilne vähese kasvuga;
4. jaanipäevajärgse mõõnaperioodi järgne trend on pigem langev.



Joonis 3.3. Trendianalüüs
Allikas: autori poolt koostatud

Joonisel 3.4 on toodud trendianalüüsi graafik. Aasta baasil trendianalüüsi graafikust nähtuvad selle komponendi langevad väärtused. See tähendab, et eraklientide veotellimuste arv keskmiselt langeb. Aegreas esineb mitmeid sesoonsusi. Aastane sesoonsus ei kirjelda nädalasel tasemel toimuvaid kõikumisi ja see peegeldub aastase trendianalüüsi graafiku ostsileerimises.



Joonis 3.4 Trendianalüüs aasta baasil
Allikas: autori poolt koostatud

Järgnevalt tuvastab autor aegreas esinevat autokorrelatsiooni ja teisi olulisi endogeenseid parameetreid. Selleks kasutab autor Box-Jenkensi meetodikat. Box-Jenkensi testi esimese sammuna tehakse kindlaks, kas protsess on statsionaarne või mittestatsionaarne. Selleks viis autor läbi Augmenteeritud Dickey-Fuller testi. Selle tulemused näitavad, et tellimuste mahtude aegrida on statsionaarne. Testi tulemuseks saadud p-väärtus on väiksem kui 0,05. Mittestatsionaarse aegrea puhul oleks järgmiseks sammuks diferentside leidmine. Antud juhul on tegu statsionaarse protsessiga ning siit võib minna edasi järgmise sammu juurde. (Joonis 11 Dickey-Fuller test (autori koostatud))

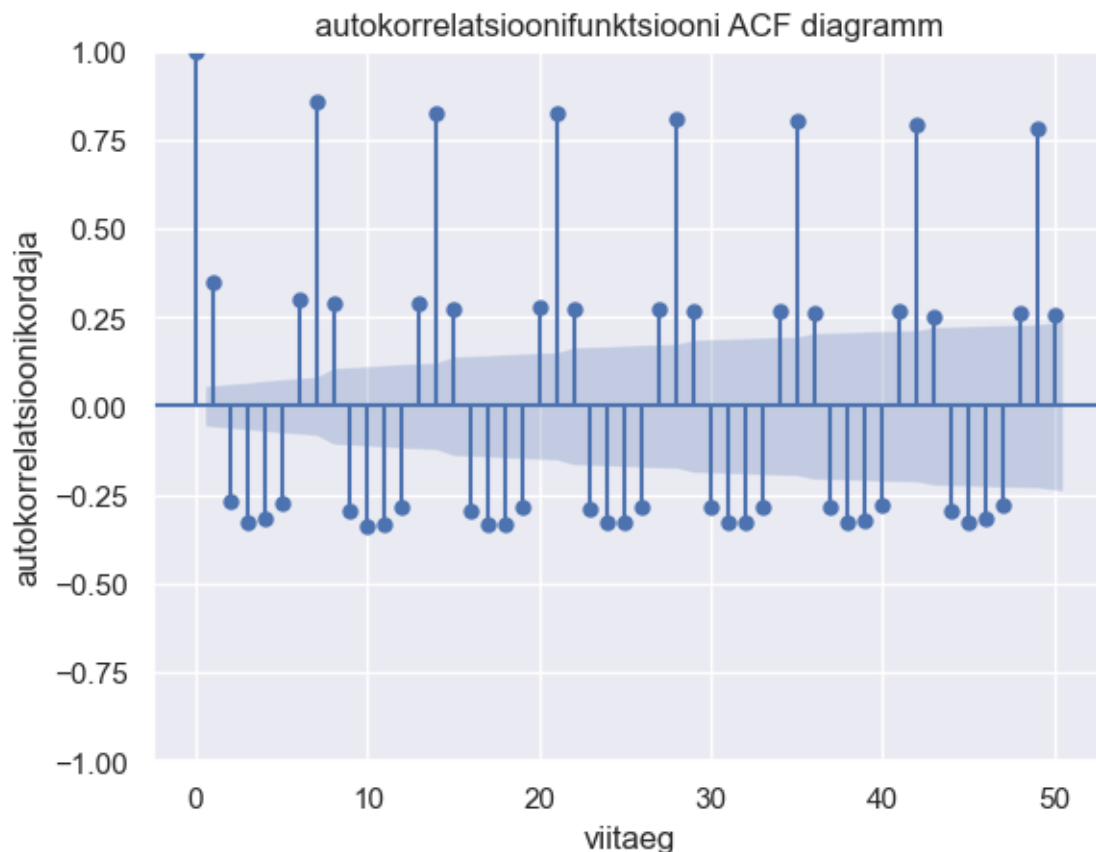
```

Dickey Fuller Testi tulemused:
Test Statistic           -4.132403
p-value                  0.000856
#Lags Used               21.000000
Number of Observations Used 1531.000000
Critical Value (1%)      -3.434628
Critical Value (5%)      -2.863430
Critical Value (10%)     -2.567776

```

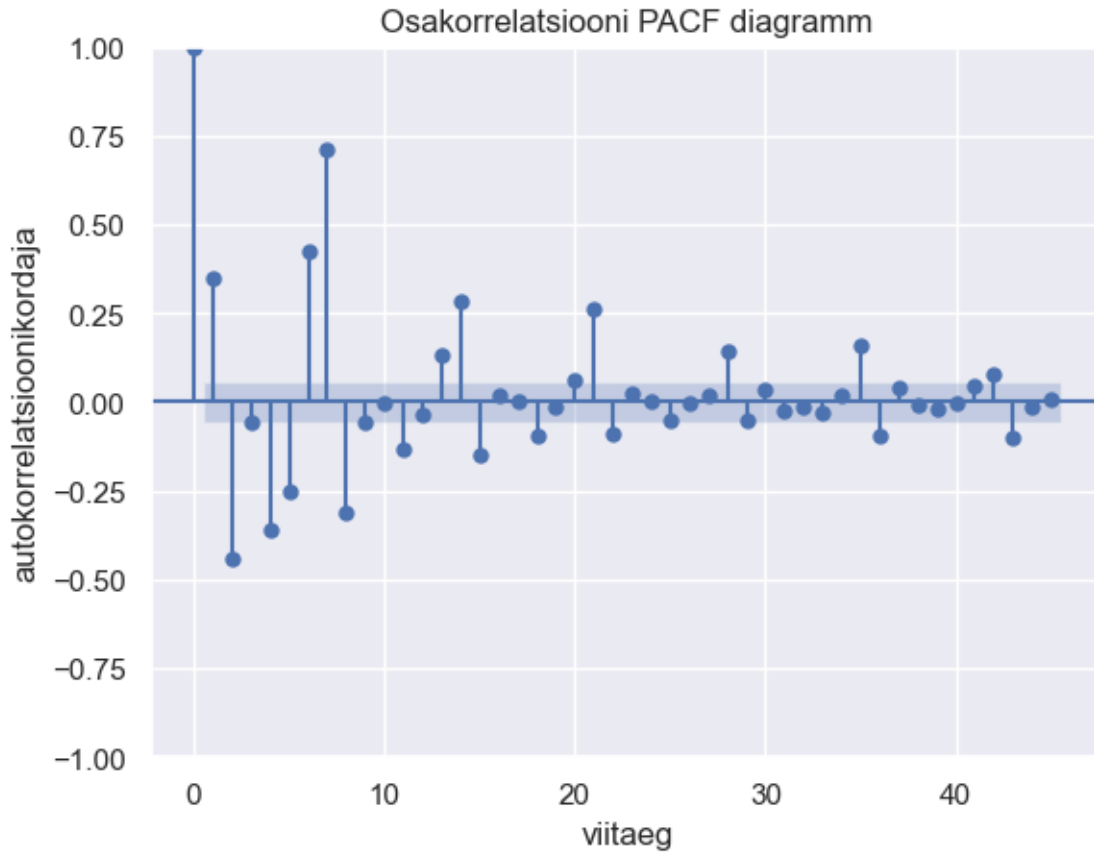
Joonis 3.5. Dickey-Fuller test
Allikas: autori poolt koostatud

Autokorrelatsiooni esinemisele kinnituse leidmiseks koostas autor osalise autokorrelatsiooni graafiku. Sellest nähtub, et pakimahtude andmete puhul esineb tugev positiivne autokorrelatsioon iga seitsmenda viitaja kohal. Autokorrelatsioon on statistiliselt oluline, sest ületab usalduspiiri, mis on graafikul toodud helesinise värviga. Joonisel 3.6. toodud autokorrelatsioonifunktsiooni ACF diagramm näitab, et protsess otsilleerib, mis viitab AR tüüpi protsessi mudelile.



Joonis 3.6. Autokorrelatsioonifunktsiooni ACF diagramm
Allikas: autori poolt koostatud

Osaautokorrelatsiooni graafikul nähtub otsileeruvalt kahanevaid funktsiooni väärtusi koefitsient viitaga 2 on $r = 0,47$, mis viitab AR 2 alamtüüpi mudelile. Tegelik mudeli järju leidmiseks kasutab autor Pmdarima iteratiivset funktsiooni, mis otsib sobivaima mudeli minimeerides Akaike informatsioonikriteeriumi AIC väärtusi.



Joonis 3.7. Osakorrelatsiooni PACF diagramm
Allikas: autori poolt koostatud

Selleks analüüsi hetkeks on kindlaks tehtud, et tegu on statsionaarse protsessiga, milles esineb olulist korrelatsiooni seitsmenda viitaja juures. Esmase analüüsi faasis graafikust tuvastatud nädalase perioodi sesoonsus on leidnud kinnitust. Sellele toetudes võib tõdeda, et nõudluse näitajate mustrid korduvad iga seitsme päeva tagant.

3.2 Prognoosimudeli koostamine ja täpsuse hindamine

Eraklientide tellimuste arvu ennustava mudeli loomiseks on vaja võtta arvesse protsessi parameetreid, mida autokorrelatsioon ei kirjelda. Sellisteks parameetriteks on sesoonsus, riigipühad ja e-kaubanduse laiaulatuslikud kampaaniad. AR, MA ja ARMA mudelid ei suuda väliseid täiendavaid parameetreid arvesse võtta.

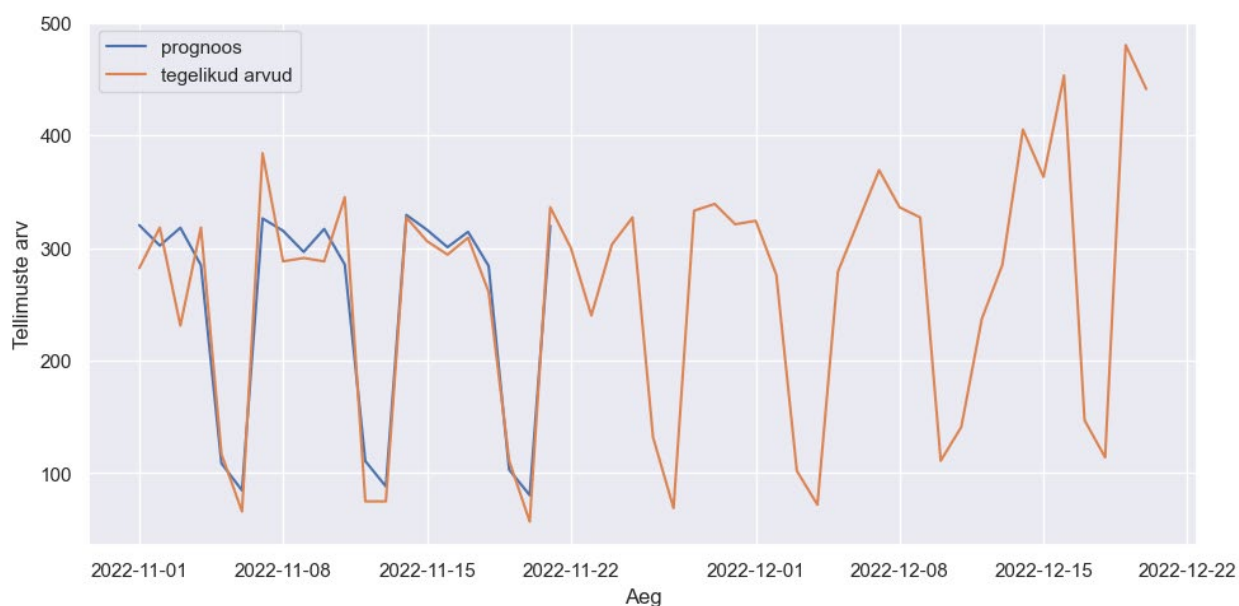
Teiste autorite töödega tutvumise järel otsustas autor rakendada ennustuste koostamisel sesoonsuse ja teiste sisendparameetrite kirjeldamiseks Fourier' teisenduse meetodit *Pmdarima* moodulis. Selle meetodi kohaselt on mistahes pidev ja piisavalt regulaarne funktsioon esitatav sinusoidide summana. Fourier' teisenduse abiga luuakse koodis väline maatriks, milles on toodud Fourier' faktorid. (Hyndman, Long Seasonality, 2023) (Smith, 2023) Käsitletava sisendvoo puhul on Fourier' teisenduse sisendiks autokorrelatsiooni viitaeg m , antud juhul 7, ning k parameeter, mis ei või ületada $m/2$. Lisas 3 toodud Fourier' rida ($m=7, k=2$) on omakorda sisendiks ARIMA mudelis.

Merkuryeva & Bolshakovi meetod näeb ette järgmise nädala nõudluse prognoosimist. Lähtuvalt prognoositud parameetritest valitakse nõudluse tasemele vastav taktikaline plaan. (Merkuryeva, Bolshakov, & Kornevs, An Integrated Approach to Product Delivery Planning and Scheduling, 2011) Siiski on autori sõnul oluline omada ülevaadet pikema perioodi kohta, kui vaid järgnevad seitse päeva. Autor otsustas valida selleks perioodiks kolme nädala pikkuse intervalli – 21 päeva.

Sobivaima mudeli valikul näitas minimaalseid AIC väärtusi ARIMA(2,0,2) mudel. Mudeli teisi statistikuid kontrollides selgus, et Ljung-Box testi p -väärtus on 0.00, mis on seotud nullhüpoteesiga, et selle mudeli diferentsides ei esine korrelatsioonistruktuuri. Madala p -väärtuse tõttu lükkame nullhüpoteesi ümber – diferentsides esineb korrelatsiooni. Jarque-Bera testi p -väärtus on 0.00 ja seega lükkame ümber nullhüpoteesi, et diferentsid alluvad Gaussian normaaljaotusele.

Autor kasutas mudelit järgneva 21 päeva väärtuste ennustamisel ja kandis tulemused joondiagrammile Joonis 3.8. Sellest nähtub, et prognoositud väärtused kordavad tegelike

andmete võnkumismustreid. Prognositäpsuse hindamisel selgub, et 21 päeva prognoosi täpsuseks on MAPE 11,46 protsenti, mida loetakse heaks prognositäpsuseks.



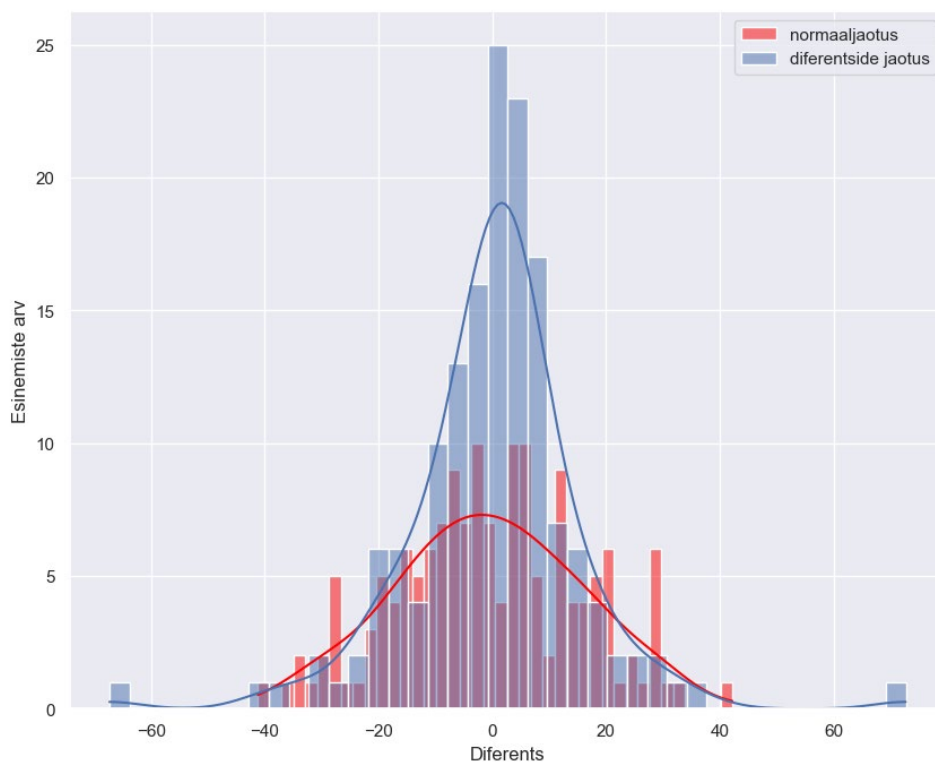
Joonis 3.8. Prognositud andmed võrdluses tegelike andmetega
Allikas: autori poolt koostatud

Selleks, et aru saada, milline on mudeli prognoosivõime ja täpsus pikemate perioodide puhul, koostas autor rekursiivse mudeli. Iga iteratsiooniga võeti ette testandmete aegrea nädalane intervall ja edastati mudelisse selle intervalli tellimuste arv koos täiendavate parameetritega. Iteratsiooni väljundina saadakse tagasi uus 21-päevase intervalli prognoos. Iga iteratsiooniga salvestatakse hilisemaks analüüsimiseks ja võrdlemiseks järgneva seitsme päeva prognoos tabelisse. Tulemiks on mudeli prognoos kogu testperioodi kohta. Iga iteratsiooni tulemused kandis autor graafikule, mis on toodud Lisas 2. Sellest nähtub, et mudel jäljendab nõudluse võnkumismustreid hea täpsusega, suudab jäljendada sesoonsusest tingitud mustreid ja võtab arvesse riigipühade mõjusid.

Rekursiivse mudeli kaudu saadud prognoosi keskmiseks absoluutseks veamääraks MAPE on 13,96 protsenti ja sümmeetriliseks absoluutseks veamääraks SMAPE on 13.94 protsenti. Tegelike ja prognoositud andmete erinevuste (diferentside) jaotuskõver näitab kõrget püstakuse kordajat $E=5,37$. Viimane tähendab, et veamäärad on koondunud keskpunkti

ümbert, mis näitab, et prognoosi ja tegelikuse vahel esinevad vead on üldjuhul väiksemad kui normaaljaotuse puhul.

Diferentside võrdlemiseks koostas autor graafiku, kus kõrvutas diferentside standardhälbe ja vaatluste arvu väärtustega loodud normaaljaotuse kõvera diferentside jaotuskõvera. Tulemused on toodud Joonisel 3.9. Vaatamata diferentside koondumisele keskpunkti ümber ja kõrgele püstakuse kordajale alluvad diferentsid D'Agostino testi järgi Gaussian normaaljaotusele $p=2,08 \cdot 10^{-6}$. Diferentside Ljung-Box testi p -väärtus on 0,27, mis viitab korrelatsiooni puudumisele. Jääkliikmete korrelatsiooni puudumine on hea prognoosimisvõimega mudeli tunnuseks.



Joonis 3.9. Diferentside jaotus
Allikas: autori poolt koostatud

Autori koostatud mudel näitab head prognoosimistäpsust. Diferentsid on koondunud nulli ümber ja vaatamata kõrgele püstakuse kordajale alluvad normaaljaotusele. Jääkliikmete korrelatsiooni ei esine. Siiski näib Lisas 2 toodud graafikult, et osa tipphooaja sesoonsusest jääb mudeli poolt kirjeldamata, mis jätab ruumi mudeli prognoosimisvõime parendusteks.

Üheks võimalikuks suunaks on täiendavate parameetrite tuvastamine ja kaasamine, samuti sesoonsuse parameetri osatähtsuse tõstmine.

Kasutades teistes uurimistes tuvastatud tõhusa jaotusvõrgu nõudluse prognoosimise meetodit, õnnestus autoril näidata, et eraklientide nõudlus on Eesti pakiveo operatori näitel heal (MAPE=13.96 protsenti) tasemel prognoositav. Edaspidine mudeli optimeerimine asub juba väljaspool käesoleva magistritöö fookust.

3.3 Tulemuste valideerimine

Autor valideerib koostatud mudelit ja kasutatud metoodikat, viies läbi poolstruktureeritud individuaalintervjuu vormis intervjuud valdkonna ekspertidega. Tabelis 3.1. on toodud intervjueritavate tutvustused. Tegu on suuremate Eesti pakiveoturul tegutsevate ettevõtete logistika ja operatsioonide juhtide ning juhatuse liikmetega. Järgnevalt toob autor välja süvaintervjuude käigus selgunud olulised momendid.

Tabel 3.1. Intervjueritavate tutvustus

Allikas: autori poolt koostatud

Kodeeritud tunnus	Kirjeldus
Ekspert I	Baltikumiüleselt tegutseva ettevõtte Eesti üksuse operatsioonide juht
Ekspert II	Baltikumiüleselt tegutseva ettevõtte logistikajuht
Ekspert III	Eesti pakiveo operatori logistika ja operatsioonide juht.
Ekspert IV	Mitme Põhjamaa, Eesti ja Baltikumi pakiveo ettevõtte juhatuses tegutsenud isik.
Ekspert V	Baltikumiüleselt tegutseva pakiveo ettevõtte logistika- ja operatsioonide juht.

Ekspert I on skeptiline, kas turu nõudlust on võimalik sellise metoodika alusel autori poolt toodud viisil ennustada. Ettevõtte juhtivad töötajad kinnitasid, et organisatsioonis on tulevaste perioodide mahtude ennustamiseks välja töötatud eksponentsiaalse silumise printsiibil toimiv mudel. Seda kasutatakse operatiivsel tasemel tootmisfunktsiooni sisendvajaduste planeerimiseks. Keskne prognoosimine piirdub üldiste finants- ja pakiveo mahu andmete prognoosimisega, mida tehakse kõrgel agregatsiooni tasemel. Mõningane täiendav prognoosimine toimub eelarvestamise ja strateegilise planeerimise vajaduste rahuldamiseks. Organisatsiooniülest prognoosimist üksiku päeva tasemel ei tehta. Intervjuu

käigus kinnitati, et autori leiud sesoonsuste osas langevad kokku ettevõtte sorteerimiskeskuses kasutusel oleva mudeli muustritega. Ettevõtte nõudluse andmetest on võimalik tuvastada lisaks nädala, kuu ja aasta sesoonsuste faktoritele ka suurematest e-kaubanduse kampaaniatest tingitud kõikumised.

Ekspert I sõnul liigub nende organisatsioon andmeanalüütika tsentraliseerimise suunas, mis loob tugeva vundamendi keerukamate mudelite ja prognooside loomiseks. Tuleviku nõudluse ennustamise mudelite arendamine on pakiveo operaatori üks prioriteetidest.

Taktikalise planeerimise küsimusi lahendatakse ettevõttes pigem tunnetuse järgi. Jaotusvõrgu piirkonnad on staatilised. Suurenenud nõudluse tingimustes, teenindustaseme langemisel või kapatsiteedi ammendumisel kaasatakse veopiirkonda täiendavaid ressursse. Tipphooaja eel vaadatakse üle jaotusvõrgu kulleripiirkonnad ja viiakse sisse varasemal kogemusel põhinevad korrektuurid. Kvalitatiivseid andmeid ja meetodeid rakendatakse jaotusvõrgu planeerimisel vähesel määral. Teistel eesmärkidel koostatud prognoose nende kehva prognoosimisvõime tõttu ei usaldata ja operatiivsel tasemel toetutakse reaalse olukorra tunnustele. Piirkonna ruumilisel planeerimisel kasutatakse laialt levinud vabavaralisi veebirakendusi.

Ekspert II kinnitab, et taktikalisel tasemel esineb nii sorteerimisüksustes kui ka jaotuses üle- ja alaplaneerimist. Ettevõttel on kasutusel keskne prognoosimissüsteem, mis on loodud finantseesmärkidest lähtuvalt ja ei vasta logistilise süsteemi planeerimisvajadustele. Olemasolevaid prognoose tarbivad sorteerimine, jaotusvõrk ja klienditeenindus. Prognoosimine toetub andmelao tiimi ressurssidele. Osad jaotusvõrgu teenindamisega tegelevad allüksused on prognoosimise olulisust tajunud ja koostavad regulaarseid prognoose tööjõu planeerimiseks. Jaotusveo piirkonnad ja kullerite teenindusalad on üldjoontes staatilised, taktikalisel planeerimistasemel piirkondade muutmist ei toimu.

Merkuryeva & Bolshakov meetod tundub esmasel pilgul tõhus viis prognoosimise integreerimiseks taktikalise planeerimise protsessi. Teatud muudatustega on see rakendatav kõnealusel ettevõttes. Lühikeste ajaliste intervallide tõttu pakisaadetiste andmete registreerimise ja esmase skaneerimise vahel peab taktikalise planeerimise tasemel ära otsustama kullerite piirkondliku jaotuse, mis võib ühtlasi toimida sisendina sorteerimisplaanide koostamisel.

Kvaliteetsetest integreeritud prognoosidest oleks kindlasti kasu jaotusvõrgu ja klienditeeninduse ressursi planeerimisel, aga ka maanteevedude taktikalisel planeerimisel ja sorteerimiskeskuse plaanide koostamisel. Kõige lihtsam oleks regulaarset prognoosimist

kasutada sorteerimiskeskuste vaheliste maanteevedude planeerimisel ja vajaliku veoressurssi tellimisel. Hetkel on sagedased olukorrad, kus sorteerimiskeskuste vahelised päevased veomahud ületavad oodatavaid koguseid ja logistikud on sunnitud lühikese etteteatamisega kolmanda osapoolle täiendavat veoressurssi tellima. *Ad-hoc* veoressurssi maksumus on aga pikaajaliste hangetega kaetud veoressurssidega võrdluses oluliselt kõrgem, mis tähendab ettevõtte jaoks suuremaid kulusid sorteerimiskeskuste vahelistel maanteevedudel. Ülejäägi jaotamine järgnevateks päevadeks on välistatud, sest ettevõtte on võtnud kohustuseks täita kindlaid teenindustaseme standardeid, millest üks on saadetiste kohale toimetamine üle Baltikumi maksimaalselt kahe päeva jooksul alates saabumisest.

Ettevõtte esindaja sõnul ei ole selles hetkel sellist üksust, mis võtaks prognoosimise integreerimise eraldi fookusesse ja vastutuse enda peale. Keerukaid mudeleid ja arvutuskäike juhtkonna tasemel pigem peljatakse.

Ekspert III esindaja tunnistab, et täpsed prognoosid lihtsustavad töötajate graafikute koostamist. Samuti oleks need heaks sisendiks logistikutele veopiirkondade jaotamisel. Olukorrad, kus jaotusvõrgu ressurss on ammendunud ja osa pakisaadetistest jääb klientidele kohale toimetamata on hetkel sagedased. Ettevõtte esindaja sõnul on sellistel juhtudel tähtis korrektne ja tõhus operatiivne planeerimine. Selleks piisab vabavaralistel lahendustel põhinevatest tööriistadest. Sorteerimises, jaotusvõrgus ja klienditeeninduses kaasatakse ootamatult suurenenud nõudluse olukordade ületamisel teistel ametikohtadel töötavat personali.

Sorteerimiskeskuste vahelistel vedudel tuleb ette olukordi, kus kõik väljuvad saadetised ei mahu laadimiseks saabunud veovahendisse. Probleem ei pruugi tekkida saadetiste arvu, vaid kubatuuri tõttu. Selliste olukordade vältimiseks on veopartneril võimalik enne saabumist uurida orienteeruvat veomahtu ja valida veovahendi suurus vastavalt väljastamise ootel ootavale mahule. Olukord on keerulisem, kui oodatust suurem maht tekib maanteeliini sihtkoha sorteerimiskeskuses. Sellistel puhkudel on vedaja sunnitud osad saadetised maha jätma, mis tähendab üldjuhul hilinemisi.

Hetkel ei toimu selles ettevõttes prognoosimist. Üheks põhjuseks on asjaolu, et ettevõttes puuduvad ressursid ja kompetentsid keerukamate mudelite rakendamiseks. Kolmandalt osapoolelt prognoosimise sisse ostmine ei anna ettevõtte esindaja sõnul soovitud efekti, sest sellisel juhul piirdub prognoosimine matemaatilise mudeliga, millel ei pruugi olla seost reaalsusega.

Taktikalise planeerimise protsess piirdub juba koostatud piirkondade korrigeerimisega lähtuvalt kullerite ja logistikute tagasisidest. Nõudluse olulistest kõikumistest (näiteks müügikampaaniatest) jagatakse ettevõttesiseselt detailset informatsiooni. Tegu on hinnangulise infoga, kuid see võimaldab võrgul oluliste klientide teenindamiseks paremini valmis olla.

Ekspert IV on mitme Põhjamaa ja Eesti pakiveo ettevõtte juhtkonnas tegutsenud isik, kes omab antud valdkonnas laialdast kogemust. Intervjuu käigus tunnistas ekspert, et valdkonna ettevõtted ei rakenda detailseid nõudluse ennustamise mudeleid. Sesoonsuste komponendid sarnanevad eksperdi sõnul teistes ettevõtetes nähtud mustritega. Samuti esineb Skandinaavia ettevõtetes nõudluse kõikumistest tingitud ala- või üle planeerimist.

Intervjueeritav tõdes, et potentsiaalne võit sarnaste mudelite rakendamisest suureneb kallima tööjõuga majanduskeskkondades. Eesti tingimustes on pakiveo ettevõtte tööjõukulu Põhjamaade tasemega võrdluses võrdlemisi madal ja seega potentsiaalne võit tõhususe suurenemisest väiksem. Taktikalise planeerimise probleemi lahendamise tegelevad kõik pakiveo operaatorid ja vaid üksikutel on teadaolevalt rakendatud tõhus planeerimissüsteem.

Veopiirkonnad on üldiselt staatilised, nende korrigeerimine nõudlusele vastavaks võib olla suuremates organisatsioonides keeruline ja aeganõudev protsess. Põhjuseks on organisatsioonide inertsus.

Ekspert V on Baltikumis tegutseva pakiveo ettevõtte logistika- ja operatsioonide juht. Tema sõnul on ettevõtte prognoosimisprotsess suunatud eelkõige strateegilise taseme vajaduste rahuldamiseks. Detailset taktikalise või operatiivse taseme prognoosimist ettevõttes ei ole. Teeninduspiirkondade kujundamine on staatiline, muudatusi viiakse sisse harva ja need on pigem seotud strateegiliste otsustega või veomahtude püsiva olulise kasvuga.

Ressursside ebakorrektselt paigutamist esineb aeg-ajalt ja enamjaolt tekivad sellised probleemid saadetiste jaotuse ja kohaletoimetamise etappides. Üldiselt püütakse selliseid olukordi lahendada operatiivsel tasemel täiendava kolmanda osapoole ressursi kaasates. Ekspert tunnistas, et lühikese etteteatamisega ei ole iga kord võimalik täiendavat veoresurssi kaasata ja selle maksumus on oluliselt kõrgem. Seega kaasneb paljudes olukordades alaplaneerimisega teenindustaseme langus, sest osad pakisaadetised jäävad õigeks tähtjaks kohale toimetamata.

Integreeritud taktikalise planeerimise lahendus tundub esmapilgul huvitav, kuid oluline on aru saada, milline on pakutava lahenduse maksumus ja kas selle tasuvuse näitajad on piisavad

investeeringisotsuse langetamiseks. Esmapilgul mõjutab taolise süsteemi kasutuselevõtt kogu organisatsiooni ja nõuab olulisi rahalisi investeeringuid ja panustamist töötajate väljaõppesse.

3.4 Järeldused ja ettepanekud

Kõik töö alguses püstitatud uurimisküsimused said vastatud. Autoril õnnestus luua autoregressiivne mudel tuleviku perioodide C2C segmendi nõudluse ennustamiseks. Teiste segmentide nõudluse ennustamiseks on tarvis kaasata sisendparameetritena hinnastamise ja kampaaniate andmeid, mis sisaldavad ettevõtete ärisaladust ja on väljaspool käesoleva lõputöö fookust. Varasemad, teiste turgude tingimustes läbi viidud uuringud kinnitavad, et ka teiste segmentide nõudlus on ennustatav.

Kombineerides Box-Jenkins meetodi Fourier' maatriksiga sesoonsuse kirjeldamiseks arendas autor mudeli, mille prognoositäpsuseks on MAPE 13,96 protsenti, SMAPE 13.94 protsenti. Lühemate perioodide puhul on absoluutseks suhteliseks veamääraks 11,46 protsenti, mida üldjuhul peetakse väga heaks. Autor usub, et prognoosimismudeli täpsust on võimalik parendustööde jätkamisel viia tasemele 6-7 protsenti MAPE. Mõningasi vihjeid selles osas annavad Jarque-Bera ja D'Agostino diferentside testide tulemused. Visuaalsel vaatlusel näib, et prognoosid erinevad tegelikest väärtustest enim iga-aastase tipp-hooaja perioodil. Trendiga seotud parameetri osatähtsuse suurendamine võib olla üks viis mudeli prognoosimistäpsuse edaspidiseks tõstmiseks.

Prognoosimudeli loomiseks piisas tavaarvuti võimsusest ja statistikaalastest teadmistest. Avalikes allikates leidub suures mahus prognooside koostamist kajastavat kirjandust. Varasemate uurimuste üks põhilistest suundadest on prognoosimise ökonomeetriline vaade, mis võib olla prognoosimudeli koostajale heaks toeks nii prognoosimise meetodi valikul, mudeli koostamisel, kui ka selle täpsuse hindamisel.

Käesoleva töö koostamine sai alguse autori soovist kombineerida teadmised statistika valdkonnast ja arvutialased oskused viimase miili logistikas ja kitsamalt pakiveoturul eksisteeriva probleemi lahendamisel. Uurimuse varasemates faasides tõestas autor, et Eesti pakiveoturu nõudlus on hea prognoositäpsusega ennustatav. Küsimuseks jääb: kuidas oleks võimalik koostatud prognoose ettevõttes tulemuslikult rakendada ala- või üleplaneerimisest tingitud kitsaskohtade lahendamiseks? Korduvalt kirjanduse ja varasemate uurimuste poole pöördudes selgitas autor välja, et prognoosid on oluliseks sisendiks mitme jaotusvõrkudes

esineva probleemi lahendamisel nagu Määramisprobleem, PRP (*Polygon Routing Problem*), VRP (*Vehicle Routing Problem*), jt. Kirjanduse analüüsist selgus, et prognoosimine on võtmetähtsusega pakiveo jaotusvõrgu taktikalise planeerimise tasemel ja teeninduspiirkondade kujundamisel. Head prognoosid eraldiseisvalt võetuna ei paku ettevõtetele suuremat väärtust ja potentsiaalne kasu jääb kättesaamata. Oluline on organisatsiooniülene taktikalisel tasemel integreeritud prognoosimisprotsess, millesse on kaasatud vajadusel ka teised logistilise süsteemi osapooled. Siit johtub, et tegelik prognoosimudelite integreerituse olulisus ja potentsiaalne võit on pakiveo organisatsioonide jaoks palju kõrgem, kui autor uurimisprotsessi alguses arvas. Prognoosimismeetodeid ja mudeleid on laialt uuritud, sellel teemal leidub avalikes allikates ammendavalt kõrge kvaliteeditasemega materjale. Prognoosimeetodite integreeritud rakendamist jaotusvõrkude ja eriti pakiveo jaotusvõrkude taktikalise planeerimise probleemide lahendamisel aga mitte. Edaspidiste uurimuste jaoks on seega heaks suunaks just taktikalise planeerimise ja prognoosimise integreeritud lahendused ja nende implementeerimine konkreetse pakiveo operatori näitel.

Enamik küsitletud ekspertidest vastas, et nende ettevõtte planeerimisprotsess on puudulik ning esineb olukordi, kus nõudlus ületab süsteemi läbilaskvuse, mis toob kaasa teenindustaseme langust ja/või kulude kasvu või vastupidi: ressursi on lülides rohkem, kui pakimahu teenindamiseks vaja ja kulu ühiku kohta tõuseb. Ebakorrektselt ressursside paigutamist esineb kõikides materjalivoo käsitlemise etappides: pealekorje, sorteerimiskeskuste vahelised veod, jaotus ja kohaletoimetamine.

Keskset detailsel tasemel nõudluse prognoosimise protsessi ei oma ükski küsitletud ettevõtetest. Küll aga toimub allüksuste tasemel teatud määral nõudluse ennustamine. Seda eelkõige seal, kus juhid on endale teadvustanud prognoosimise tähtsust. Ettevõtteülesed prognoosid on koostatud kõrgemal agregatsioonitasemel ja muudel eesmärkidel ning ei ole taktikalise planeerimise juures rakendatavad.

Merkuryeva & Bolshakov pakuvad välja taktikalise planeerimise integreeritud meetodi, mille puhul on võtmerollis nõudluse prognoosimine ja prognoosi koostamise kõrvalproduktina valmiv nõudluse trendide analüüs. Meetod on koostatud ravimite tarneahela osana toimiva jaotusvõrgu taktikalise planeerimise ülesande lahendamise lihtsustamiseks, kuid on hõlpsasti ülekantav pakiveo valdkonnale. Viimast kinnitavad intervjuude tulemused, kus eksperdid kinnitasid, et eeldefineeritud taktikaliste plaanide olemasolu, mis rakenduvad vastavalt sobivusele ennustatud nõudluse mustritele, lihtsustavad planeerimist ja loovad aluse suuremaks paindlikkuseks jaotusvõrgu opereerimisel. Mis veelgi olulisem - meetod võtab

arvesse nõudluse ruumilisi kõikumisi, mis on teistes uurimustes toodud välja kui pakiveo jaotusvõrgu taktikalise planeerimise komponent. Autor leiab, et Merkuryeva & Bolshakovi meetodi prognoosimismudeliga kombinatsioonis laiendamine pakiveo valdkonnale väärivad edaspidist uurimist.

Küsitletud ettevõtete esindajad kinnitasid, et plaanis on luua ettevõtteülene prognoosimisprotsess ja keskne prognoosimisfunktsioon. Vähemalt ühe ettevõtte esindaja sõnul ei ole nende organisatsioonis hetkel üksust, mis prognoosimise protsessi loomise enda vastutada võtaks. Oluline moment seisneb selles, et küsitletud ettevõtete esindajad määratlesid prognoosimise kui andmeanalüütika üksuse vastutusala. Käesoleva töö autori hinnangul välistab selline lähenemine prognoosimise suurema organisatsiooniülese integreerituse. Tagasisidestamise ja prognoositäpsuse kõikumise taga olevate faktorite mõistmisest saadav kasu jääb sellisel juhul ettevõtte jaoks saamata. Autor viitab siin kirjanduse analüüsist selgunud asjaolule, et prognoosimismudeli rakendamine igapäevases ärianalüütikas tagab ettevõtte jaoks kindla pidepunkti ehk süsteemse komponendi olemasolu, millega võrrelda kliendisegmendi käitumise muutusi. See annab ettevõttele hea töövahendi paremaks kampaaniate sihtimiseks ja kujundamiseks, aga ka konkurentide tegevuste pareerimiseks.

Uuringu tulemustest lähtuvalt koostas autor järelused ja ettepanekud.

- Eesti pakiveo operaatorite prognoosimise kasutus taktikaliste ja operatiivsete plaanide koostamisel on väga piiratud.
- Nõudluse kõikumisi püütakse lahendada operatiivsete meetoditega, mille tulemuseks on üle- või alaplaneerimine.
- Ettevõtted mõistavad täpsete prognooside väärtust taktikalises planeerimises, kuid kas ei oska või ei suuda neid rakendada.
- Prognoosimise vastutus on üldjuhul andmeanalüütika osakonnal, mis autori hinnangul välistab prognoosimise laiema integreerituse.
- Prognooside ja tegeliku nõudluse diferentside süsteemne jälgimine võimaldab ettevõtetel märgata nõudluse kõikumisi varakult, kavandada järeltegevusi ja hinnata müügi- ja turunduskampaaniate mõju nõudlusele. Potentsiaalsete kasude maksimeerimiseks peab prognoosimine toimuma organisatsiooniülesest.

Autor teeb ettepaneku edaspidistes uurimustes keskenduda jaotusvõrkude taktikalise planeerimise ja prognoosimise integreeritud lahenduste mõistmisele. Võimalike otsuste langetamiseks on oluline aru saada, milline on taoliste lahenduste keerukus ja tasuvus.

KOKKUVÕTE

Käesoleva magistritöö „Prognoosimudelite rakendatavus nõudluse ennustamiseks Eesti pakiveoturu tingimustes“ uurimisprobleem seisnes selles, et seni pole teada, millised prognoosimudelite väljundite, prognooside koostamise protsessi ja võimalike kasutegurite mõistmisest tingitud faktorid mõjutavad prognoosimudelite rakendatavust Eesti pakiveoturul. Sellest tulenevalt oli eesmärgiks tuvastada, milline on prognoosimudelite rakendatavus eraklientide nõudluse prognoosimiseks Eesti pakiveo ettevõtetes.

Püstitatud eesmärgi saavutamiseks leidis autor lõputöö käigus vastused järgnevatele küsimustele:

1. Millisel määral on kohaliku pakiveoturu erakliendi nõudlus ennustatav?
2. Millised on prognoosimudelite koostamise ettevõttepoolsed eeldused?
3. Milline on prognooside koostamise protsess?
4. Milline on prognoosimudelite täiendav väärtus ettevõtte jaoks?

Töö teoreetilises osas käsitles autor pakiveo jaotusvõrkude ja prognoosimise olemust ning andis ülevaate prognoosimise meetoditest ja prognooside koostamise põhimõtetest. Autor tõi välja jaotusvõrkude taktikalise planeerimise ja prognoosimise integreeritud meetodid, mis võimaldavad tõsta ressursside paigutamise tõhusust. Varasemate uuringute autorid on rõhutanud, et prognoos eraldiseisvalt võetuna ei tee ühtegi ettevõtet tõhusamaks. Tegu on vaid abivahendiga. Häid tulemusi annavad kindlal eesmärgil koostatud prognoosid, mis on osa organisatsiooniülesest prognoosimise protsessist. Olulisel kohal on veamäärade pidev analüüs mõistmaks nõudluse parameetrite muutusi. Samuti on väga oluline tagasisidestamine, mis viib protsessi parema mõistmiseni ja järgnevate prognooside suurema täpsuseni.

Magistritöö empiirilises osas teostas autor aegrea analüüsi ja tuvastas nõudlust mõjutavad faktorid. Esmase andmeanalüüsi järel koostas autor autoregressiivse mudeli nõudluse ennustamiseks. Koostatud mudeli prognoositäpsuseks on MAPE 13,96 protsenti, mis näitas, et eraklientide nõudlus on Eesti pakiveoturul heal prognoositäpsusel ennustatav.

Järgnevalt viidi läbi poolstruktureeritud intervjuud tulemuste valideerimiseks ja prognoosimudelite rakendatavuse taga seisvate faktorite paremaks mõistmiseks. Selgus, et ettevõtted mõistavad prognoosimise tähtsust ja näevad selles potentsiaali operatiivsel tasemel ilmnevate kitsaskohtade elimineerimisel. Mitmel ettevõttel on plaanis luua keskne

prognoosimisprotsess, kuid magistritöö valmimise hetkel on prognoosimine piiratud kõrgemal agregatsioonitasemel ja muude faktoritega, kui taktikalise planeerimise eesmärkidel koostatud prognoosidega. Samas käsitletakse prognoosimist kui andmeanalüütika üksuse vastutusala, mis käesoleva töö autori hinnangul välistab prognoosimise organisatsiooniülese integreerituse. Pakiveo jaotusvõrkude taktikalise planeerimise ja prognoosimise integreeritud lahendused väärivad intervjueritavate sõnul edaspidist detailsemat uurimist. Otsustajate sõnul on oluline mõista, milline on taoliste lahenduste keerukus ja potentsiaalne tasuvus.

Magistritöö tulemusena said uurimisprotsessi alguses püstitatud küsimused vastatud. Olukorras, kus nõudluse parameetreid saab heal tasemel prognoosida, on pakiveo ettevõtete aga ka muude jaotusvõrgu tüübi süsteemide operaatorite käeulatuses oluline vahend ressursside taktikalise paigutamise tõhustamiseks. Edaspidiste uurimuste suunaks võiksid olla taktikalise planeerimise ja prognooside integreeritud lahendused ja nende tasuvusanalüüs.

SUMMARY

DEMAND FORECASTING MODEL IMPLEMENTATION FEASIBILITY IN THE ESTONIAN PARCEL DELIVERY MARKET CONDITIONS

Erich Keler

Parcel delivery market rapid growth and fierce competition are forcing delivery companies to look for new ways to shorten delivery times and raise the perceived service quality. High demand volatility and seasonality make resource planning challenging. Network planners and decision makers make constant adjustments to the network set-up and resource allocation striving to balance between the risks of undercapacity and overcapacity. Forecasting models are crucial to help understand the underlying market demand and provide a reference for better quality decisions.

The intention of the graduation thesis at hand was to define the feasibility of implementing demand forecasting models in Estonian parcel delivery companies. The formulation was induced by the fact that there is limited knowledge about forecasting model output, forecasting process and possible benefit related factors influencing the models' effectiveness in the Estonian parcel delivery market. To this end, the author articulated the following research questions:

1. How predictable is the private customer parcel demand?
2. From the business perspective, what are the preconditions for developing forecasting models?
3. What does the forecasting process entail?
4. What are potential benefits and outputs of the forecasting process?

The author provides an overview of different forecasting processes and their implementation in the setting of a last-mile logistics company. The empirical section focuses on designing an autoregressive forecasting model and the evaluation of its accuracy. The findings were further discussed with market experts and validated through a series of individual interviews allowing in-depth analysis and synthesis, where research results were formulated.

Most previous research in the forecasting field focuses on forecasting techniques and methods. These topics have been thoroughly covered in a large number of sources. However, the author senses a gap in previous research topics between forecasting from the technical perspective and forecasting model implementation fields like the operational management. This is especially true for the field of parcel and distribution network design and tactical planning. A section of the literature review is dedicated to the integration of distribution network tactical planning and forecasting methods.

The autoregressive model composed by the author demonstrates that the Estonian parcel delivery market private customer demand is predictably accurate. The findings were corroborated by field experts. Additionally, interviewees concurred that the model shares similar seasonality and other patterns with demand fluctuations experienced by their organizations. Currently parcel delivery companies do not have a centralized detailed tactical planning focused on forecasting process in place targeted to handle demand volatility. However, delivery companies recognize the importance of demand forecasting and plan to implement such forecasting processes in the near future.

An enterprise-wide, integrated tactical planning and forecasting process offers substantial benefits for a parcel delivery operator. Along with higher efficiency of resource allocation at the tactical and operational level, the company will gain valuable insight and understanding of the underlying demand process parameters, which can then be used in value proposition and marketing strategies. Further research and analysis of integrated tactical planning and forecasting methods need to be conducted in order to fully understand and optimize this approach within the setup of a parcel delivery company.

KASUTATUD ALLIKAD

- Abbate, R., Manco, P., Caterino, M., Fera, M., & Macchiaroli, R. (2022). Demand forecasting for delivery platforms by using neural network.
- Albarune, A. R., & Habib, D. M. (2015). A Study of Forecasting Practices in Supply Chain Management. *International Journal of Supply Chain Management*, 55-61.
- Alqatawna, A., Abu-Salih, B., Obeid, N., & Almiani, M. (2023). Incorporating Time-Series Forecasting Techniques to Predict. *Computation*.
- Andersson, C., Hamnes, I., & Espe, T. K. (2022). Designing Delivery Districts and Tactical Routes for Parcel Home Delivery Service.
- Baldi, M. M., Manerba, D., Perboli, G., & Tadei, R. (2019). A Generalized Bin Packing Problem for parcel delivery in last-mile logistics. *European Journal of Operational Research*, 990-999.
- Beh, E. J., Tarr, G., & Gerlach, R. (2020). Demand forecasting in supply chain: The impact of demand volatility in the presence of promotion. *Computers & Industrial Engineering*.
- Berg, B. L., & Lune, H. (2017). *Qualitative Research Methods for the social sciences*. Pearson.
- Boone, T., Ganeshan, R., Jain, A., & Sanders, N. R. (2019). Forecasting sales in the supply chain: Consumer analytics in the big data era. *International Journal of Forecasting*.
- Borucka, A. (2023). Seasonal Methods of Demand Forecasting in the Supply Chain as Support for the Company's Sustainable Growth. *MDPI*.
- Boysen, N., Fedtke, S., & Schwerdfeger, S. (2020). Last-mile delivery concepts: a survey from an operational research perspective.
- Brotcorne, L., Perboli, G., Rosano, M., & Wei, Q. (2019). A Managerial Analysis of Urban Parcel Delivery: A Lean Business Approach. *MDPI*.
- Cerqueira, V., Torgo, L., Smailovic, J., & Mozetic, I. (2017). A Comparative Study of Performance Estimation Methods for Time Series Forecasting. *ResearchGate*.
- Chopra, S., & Meindl, P. (kuupäev puudub). *Supply Chain Management: Strategy Planning, and Operation*. Pearson.

- Creswell, J. W. (2009). *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches*. Los Angeles: Sage.
- Emor AS. (07. 07 2022. a.). Allikas: <https://www.kantaremor.ee/pressiteated/pakiautomaatide-populaarsus-uha-kasvab/>
- Fadda, E., Fedorov, S., Perboli, G., & Barbosa, I. D. (2021). Mixing machine learning and optimization for the tactical capacity planning in last-mile delivery.
- Hanke, J. E., & Wichern, D. W. (2009). *Business Forecasting*. New Jersey: Pearson Education.
- Hill, C. R., Griffiths, W. E., & Lim, G. C. (2011). *Principles of Econometrics (Fourth Edition)*. John Wiley & Sons Inc.
- Hirsjärvi, S., Remes, P., & Sajavaara, P. (2005). *Uuri ja Kirjuta*. Helsinki: Medicina.
- Hyndman, R. J. (15. 05 2023. a.). *Long Seasonality*. Allikas: Rob J Hyndman: <https://robjhyndman.com/hyndsight/longseasonality/>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice 2nd edition*. Melbourne: OTexts.com.
- Kahneman, D., Sibony, O., & Sunstein, C. R. (2021). *Müra: Otsustusvigade põhjustest*.
- Kangro, R. (2016). *Aegridade analüüs*. Tartu.
- Keler, E. (2019). *Iseteeninduslikku infrastruktuuri omava ettevõtte loomise võimalused Eesti pakiveoturul*. Allikas: TTK DSPACE: <https://dspace.ttk.ee/items/344c996d-96d8-4e5e-88db-7169837da927>
- Mariusz Izdebski, I. J.-G. (2022). Selection of a fleet of vehicles for tasks based on the statistical characteristics of their operational parameters. *Maintenance and Reliability*, 407–418.
- McCarthy, T. M., Davis, D. F., Golicic, S. L., & Mentzer, J. T. (2006). The Evolution of Sales Forecasting Management: A 20-Year Longitudinal Study of Forecasting Practices. *Journal of Forecasting*, 303-324.
- Merkuryeva, G., Bolshakov, V., & Kornevs, M. (2011). An Integrated Approach to Product Delivery Planning and Scheduling. *Scientific Journal of Riga Technical University*, 97-103.

- Merkuryeva, G., Valberga, A., & Smirnov, A. (2019). Demand forecasting in pharmaceutical supply chains: A case study. *Procedia Computer Science* 149, 3-10.
- Mitra, A., Jain, A., Kishore, A., & Kumar, P. (2022). A Comparative Study of Demand Forecasting Models for a Multi-Channel Retail Company: A Novel Hybrid Machine Learning Approach. *Operations Research Forum*.
- Nissi, J., Smaros, J., Ylinen, T., & Ala-Risku, T. (05 2023. a.). Allikas: Relex: <https://www.relexsolutions.com/resources/measuring-forecast-accuracy/>
- NumFOCUS, Inc. (05 2023. a.). Allikas: Pandas: <https://pandas.pydata.org/>
- Paas, T. (1995). *Sissejuhatus ökonomeetriasse*. Tartu: Tartu Ülikooli Kirjastus.
- Perboli, G., Gobbato, L., & Perfetti, F. (2014). Packing problems in Transportation and Supply Chain: new problems and trends. 672-681.
- Perktold, J., Seabold, S., & Taylor, J. (05 2023. a.). Allikas: Statsmodels: <https://www.statsmodels.org>
- Sauga, A. (2020). *Statistika õpik majanduseriala üliõpilastele*. Tallinn: TalTech kirjastus.
- Sebastian, H.-J. (2012). Optimization Approaches in the Strategic and Tactical Planning of Networks for Letter, Parcel and Freight Mail.
- Smith, T. G. (19. 11 2023. a.). *ARIMA estimators for Python*. Allikas: pmdarima: <http://alkaline-ml.com/pmdarima/>
- Snipes, M., & Taylor, D. C. (2014). Model selection and Akaike Information Criteria: An example from wine ratings and prices. *Wine Economics and Policy*, 3-9.
- Tetlock, P. E., & Gardner, D. (2015). *The Art and Science of Prediction*. New York: Crown Publishing Group.
- Weller, M., & Crone, S. (2012). *Supply Chain Forecasting: Best Practices & Benchmarking Study*. Lancaster Centre for Forecasting.
- Virkus, S. (2010). *Infokäitumise, info hankimise ja otsingu ning infopädevuse uurimise meetodid*. Allikas: <https://www.tlu.ee/~sirvir/Infootsingu%20teooria/Infokaitumise,%20info%20hanki>

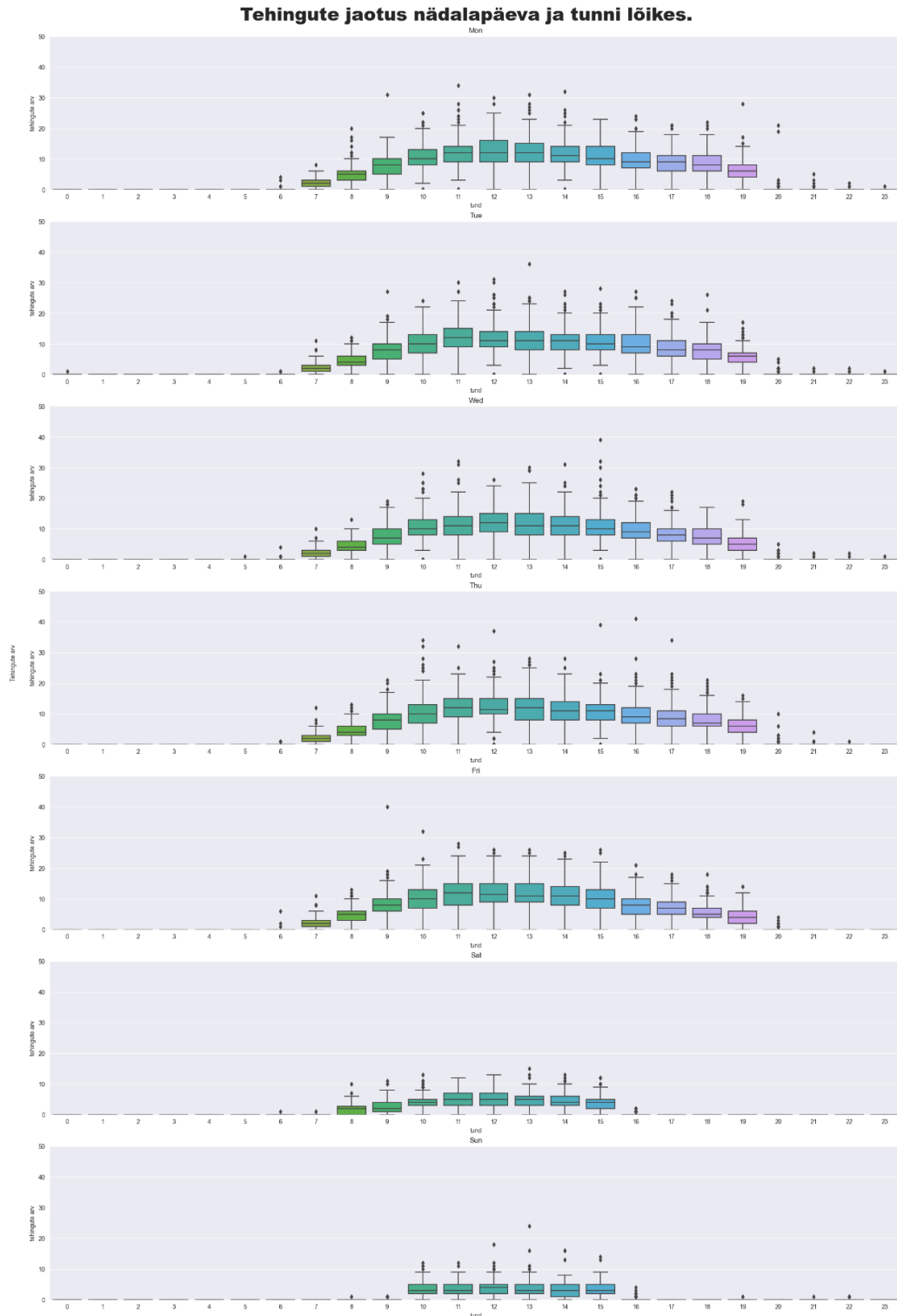
mise%20ja%20%20otsingu%20ning%20infopadevuse%20uurimise%20meetodid/ju
htumiuuringud.html

Õunapuu, L. (2014). *Kvalitatiivne ja kvantitatiivne uurimisviis sotsiaalteadustes*. Tartu.

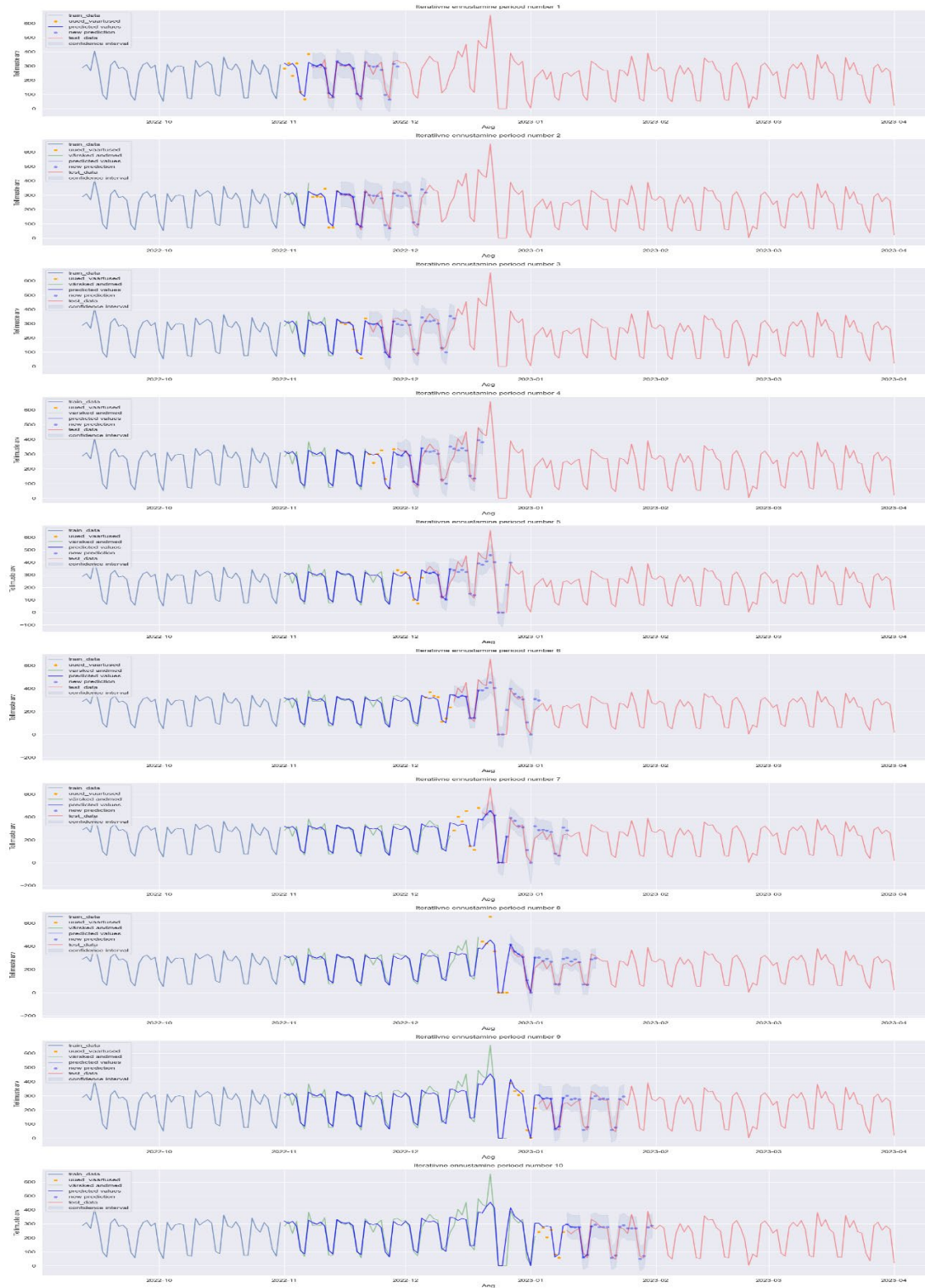
Äripäev. (2023). *Logstika konkurentsiraport*. Äripäev. Allikas: Logistikauudised.

LISAD

Lisa 1. Tehingute jaotus nädalapäeva ja tunni lõikes



Lisa 2. Rekursiivne prognoos



Lisa 3. Fourier' matriks

↕	FOURIER_S7-0 ↕	FOURIER_C7-0 ↕	FOURIER_S7-1 ↕	FOURIER_C7-1 ↕
0	7.818315e-01	0.623490	9.749279e-01	-0.222521
1	9.749279e-01	-0.222521	-4.338838e-01	-0.900969
2	4.338837e-01	-0.900969	-7.818315e-01	0.623490
3	-4.338838e-01	-0.900969	7.818315e-01	0.623490
4	-9.749279e-01	-0.222521	4.338837e-01	-0.900969
5	-7.818315e-01	0.623490	-9.749279e-01	-0.222521
6	5.563627e-08	1.000000	1.112725e-07	1.000000
7	7.818315e-01	0.623490	9.749279e-01	-0.222521
8	9.749279e-01	-0.222521	-4.338839e-01	-0.900969
9	4.338837e-01	-0.900969	-7.818314e-01	0.623490

Lisa 4. Andmestikku kirjeldav statistika

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1540337 entries, 0 to 1540336
Data columns (total 19 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   id                                     1540337 non-null  int64
1   code                                  1540337 non-null  object
2   shopping_basket_id                   1540337 non-null  int64
3   number_of_parcel                     1540337 non-null  int64
4   actual_weight                        1540331 non-null  float64
5   created_on                           1540337 non-null  datetime64[ns]
6   created_by_user_id                   1540337 non-null  int64
7   client_contract_id                   1083429 non-null  float64
8   sales_point_id                       1540337 non-null  int64
9   status_xc                            1540337 non-null  object
10  cost                                  1540337 non-null  float64
11  is_created_automatically              1540337 non-null  bool
12  start_terminal_id                    1306171 non-null  float64
13  destination_terminal_id               1016433 non-null  float64
14  start_bus_stop_id                    0 non-null      object
15  destination_bus_stop_id               7178 non-null   float64
16  departure_address                    1540295 non-null  object
17  destination_address                   1540319 non-null  object
18  has_complete_chain_supply            1540337 non-null  bool
dtypes: bool(2), datetime64[ns](1), float64(6), int64(5), object(5)
memory usage: 202.7+ MB
```

Lisa 5. Intervjuu küsimused

Üldised küsimused

1. Milline on taktikalise kapatsiteedi planeerimise täpsus teie organisatsioonis? Kas esineb üle- või alaplaneerimist?
2. Millistes etappides esineb kõige enam probleeme ressursside korrektse paigutamisega?
3. Milliseid sisendeid kasutatakse taktikalise planeerimise juures?
4. Milliseid meetodeid kasutatakse jaotusvõrgu kapatsiteedi planeerimisel?
5. Milliseid meetodeid kasutatakse jaotusvõrgu piirkondade planeerimisel?

Prognoosimisega seotud küsimused

1. Milline on prognoosimise protsess Teie ettevõttes?
2. Milline on koostatavate prognooside ajaline horisont?
3. Kuivõrd täpsed on hetkel koostatavad prognoosid?
4. Milline on prognoosimise integreerituse tase?
5. Kuivõrd mõistavad logistilise süsteemi osapooled nõudluse taga olevaid parameetreid?
6. Milline lüli vastutab prognoosimise eest Teie organisatsioonis?
7. Kas ja kui palju oleks Teie organisatsioonil kasu täpsetest pakimahu prognoosidest?
8. Kuidas hindate Merkuryeva & Bolshakov taktikalise planeerimise meetodi rakendatavust kombinatsioonis autoregressiivse mudeliga?
9. Kuidas hindate autoregressiivse mudeli rakendatavust?
10. Milline on valmisolek ettevõtteülese nõudluse prognoosimise protsessi juurutamiseks?