

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL  
Majandusteaduskond  
Majandusanalüüsi ja rahanduse instituut

Artemi Panarin

**TALLINNA KAUBAMAJA GRUPP AS-i  
KÄIBE PROGNOOSIMINE  
TULENEVALT MAKROMAJANDUSLIKEST NÄITAJATEST**

Bakalaureusetöö

Õppekava Rakenduslik majandusteadus, peeriala majandusanalüüs

Juhendaja: Tõnn Talpsepp

Tallinn 2020

Deklareerin, et olen koostanud lõputöö iseseisvalt ja olen viidanud kõikidele töö koostamisel kasutatud teiste autorite töödele, olulistele seisukohtadele ja andmetele, ning ei ole esitanud sama tööd varasemalt ainepunktide saamiseks. Töö pikkuseks on 6121 sõna sissejuhatusest kuni kokkuvõtte lõpuni.

Artemi Panarin .....

(allkiri, kuupäev)

Üliõpilase kood: 1797985TAAB

Üliõpilase e-posti aadress: artemi98panarin@gmail.com

Juhendaja: Tõnn Talpsepp:

Töö vastab kehtivatele nõuetele

.....

(allkiri, kuupäev)

Kaitsmiskomisjoni esimees: /lisatakse ainult lõputöö puhul/

Lubatud kaitsmisele

.....

(nimi, allkiri, kuupäev)

## SISUKORD

LÜHIKOKKUVÕTE .....	4
SISSEJUHATUS .....	5
1. PROGNOOSIMISE KÄSITLUSED .....	7
1. Prognoosimise olemus ja olulisus.....	7
1.2. Levinud prognooside meetodid .....	8
1.2.1. Prognoosi efektiivsuse hindamine .....	10
1.3. ARIMA modelleerimine.....	11
1.4. Makromajanduslikud mõjud prognoosile.....	12
2. TALLINNA KAUBAMAJA GRUPP AS-i KÄIBE PROGNOOSIMINE .....	14
2.1. Andmed ja prognoosimise metoodika .....	14
2.2. Prognoosimise tulemused .....	20
2.3. Järeldused .....	26
KOKKUVÕTE .....	29
SUMMARY .....	30
KASUTATUD ALLIKATE LOETELU .....	31
LISAD .....	34
Lisa 1. Lihtlitsents .....	34

## LÜHIKOKKUVÕTE

Täpsed prognoosid ja oluliste ettevõtte jaoks põhjuse-tagajärje seoste väljaselgitamised aitavad ettevõtetel paremini valmistuda tulevikuks ning püsida konkurentsivõimelisena. Iga ettevõtte käivet võivad mõjutada nii kontrollitavad kui ka kontrollimatud asjaolud. Antud bakalaureusetöö keskendub just kontrollimata asjaolude uurimisele makromajanduslike näitajate näol.

Töö eesmärgiks oli võtta ette Eesti makromajanduslikud näidikud ja uurida, kas need aitavad prognoosida kontserni Tallinna Kaubamaja Grupp AS kvartaalset käivet. Analüüsimisele kuulusid aastate 2010-2018 kvartaalsed aegread.

Regressioonanalüüsi käigus selgus, et uuritava ettevõtte käibe kasv kaasneb selliste makromajanduslike näitajate kasvuga, nagu investeeringud materiaalsesse põhivarasse, kaupade import, kaupade ekspordi ja impordi saldo, valitsemissektori kogutulud ja netovälisvõlg. Antud näitajate põhjal oli teostatud uuritava ettevõtte käibeprognoos, mille tulemused kinnitasid antud töös püstitatud hüpoteesi, et makromajanduslike näitajate põhjal on Kaubamaja Grupp AS-i käibeprognoos efektiivsem kui käibe trendi pikendamine.

Võtmesõnad: käibeprognoos, makromajanduslikud tegurid, mitmene regressioon, ARIMA mudelid, Tallinna Kaubamaja Grupp AS.

## SISSEJUHATUS

Kes valdab informatsiooni, see valdab situatsiooni. Just niimoodi võib kirjeldada kaasaegset ettevõtlust, üha enam globaliseeruvast maailmast, kus informatsiooni hulk kasvab eksponentsiaalselt. Seega igasugused prognoosid ja põhjuse-tagajärje seoste väljaselgitamised muutuvad üha tavalisemaks, kuna nad aitavad paremini valmistuda tulevikuks, ka halvema stsenaariumi puhul.

Raha on peamine vahend iga ettevõtte tegevuses, ilma rahata ei suuda ettevõtte korraldada oma tööprotsessi (nt palgata töötajaid, soetada tooraineid, luua lisandväärtust jms). Seega võiks rahalise ressursi olulisust võrrelda lausa vereringlusega kehas.

Ettevõtte käibe (ehk müügitulu) täpne prognoos võimaldab ettevõttel langetada tõhusaid otsuseid vastavalt prognoositud olukorrale. Nagu näiteks laenu võtmise otsuse langetamisel, tootmismahu planeerimisel, võimaliku palgatõusu analüüsil, dividendide maksmisel ning ka uute projektide käivitamisel on see oluliseks alguspunktiks.

Iga ettevõtte käivet võivad mõjutada nii kontrollitavad kui ka kontrollimatud asjaolud. Antud bakalaureusetöö keskendub just kontrollimata asjaolude uurimisele makromajanduslike näitajate näol. Töö peamiseks eesmärgiks on võtta ette Eesti makromajanduslikud näidikud ja uurida, kas need aitavad kaubanduskontserni Tallinna Kaubamaja Grupp AS (edaspidi Kaubamaja Grupp AS) kvartaalset käivet prognoosida.

Eesmärgi saavutamiseks püstitas autor ühe uurimisküsimuse ja hüpoteesi:

“Mis makromajanduslikud näitajad (ja kuidas) avaldavad mõju Kaubamaja Grupp AS-i käibe?”

**H0:** Makromajanduslike näitajate põhjal on Kaubamaja Grupp AS-i käibeprognoos efektiivsem kui käibe trendi pikendamine.

Empiiriliste uuringute läbiviimiseks kasutatakse antud lõputöös ökonomeetrilist lähenemist Gretl statistikatarkvaras (regressioonanalüüs ja ARIMA modelleerimine). Andmete esialgne töötlemine toimub MS Excel-is.

Analüüsimisele kuuluvad aastate 2010-2018 kvartaalsed aegread. Tegemist on sekundaarsete andmetega: makromajanduslikud andmed pärinevad Eesti Statistikaameti ja Eesti Panga andmebaasidest. Kaubamaja Grupp AS-i andmed käibe kohta olid kogutud otse majandusaruannetest, mis olid esitatud Nasdaq veebilehel.

Käesolev bakalaureusetöö koosneb kahest osast: varasema kirjanduse ülevaatest esimeses peatükis ning andmete, uurimismeetodite kirjeldamisest ja empiiriliste tulemuste esitamisest ning nende tõlgendamisest teises peatükis.

Bakalaureusetöö autor soovib tänada Junianna Zatsarnajat õigekeelsuse ja sõnakasutuse kontrollimisel, Tõnn Talpseppa teema valiku ja töö juhendamisel ning eraldi tänada Vladislav Kotšnovi 15 õpinguaasta vältel kestnud püsiva abivalmiduse eest.

# 1. PROGNOOSIMISE KÄSITLUSED

## 1. Prognoosimise olemus ja olulisus

Taktikaline müügiprognoosimine on oluline tootmise, transpordi ja personali otsuste tegemisel tarneahela kõikidel tasanditel. Traditsioonilised prognoosimismeetodid ekstrapoleerivad (ehk üldistavad) ajaloolist müügteavet tulevase müüki ennustamiseks (Verstraete *et al.* 2020). Tulude prognoosimine on keeruline, kuid hädavajalik ettevõtetele, mis soovivad luua kvaliteetset tulueelarvet, eriti ebakindlas majanduskeskkonnas koos valitsuse muutuva poliitikaga (Lin *et al.* 2011).

Juba alates a 1960 nõudlus prognoosimise uurimise järele oli suur. See järeldus põhineb prognoosimist käsitlevate artiklite suurel tsitaatide arvul ja prognoosimisele pühendatud ajakirjade tellimuste arvul. Üha suureneva nõudlusega kaasnes ka teadustööde pakkumise suurenemine, eriti pärast a 1960 ja 1970 (Armstrong 1988).

Enne a 1960 iseloomustasid prognoosimise uurimist kirjeldavad uuringud, mis olid enamasti verbaalsed. 1960-ndatel muutusid kirjeldused matemaatilisemaks. 1970-ndatel oli rõhk juba empiirilisel uurimisel. 1980-ndad olid valideerimise uuringutele palju tähelepanu pööranud. Ideaalis nõuab valideerimise uuring alternatiivsete hüpoteeside hindamiseks empiirilisi võrdlusi. Just sellised uuringud pakuvad suurepäraselt alust teaduse arenguks (*Ibid.*).

Aastatel 1982-1987 olid peaaegu pooled artiklid empiirilised. Neist 58%-s oli kasutatud mitme hüpoteesi meetod (*method of multiple hypotheses*). (Armstrong 1979). Prognoosimist käsitlevad uuringud alates a 1960 on liikunud empiirilise baasi poole, kasutades nn mitut hüpoteesi erinevates teadusharudes ning esitades tulemusi selgel viisil (Armstrong 1988).

Juba a 1980–2000 oli märgatud, et ärikeskkonnas hakkavad toimuma suured muutused. Kõigepealt oli see seostatud kasvava globaliseerumise, infotehnoloogia laialdase kasutuselevõtu ja e-äri tulekuga. Nt globaliseerumise mõju seisnes paljude ettevõtete detsentraliseeritumaks muutumises ja konkurentsi tõus, mis omakorda suurendas nõudlust prognoosimisteenuste järele (McCarthy *et al.* 2006).

Heaks reaalelu näiteks on plastitööstus, kus turustajate arv kasvab iga aastaga. Seetõttu on neil probleeme konkurentsihinnaga rohkem kui varem. Üks viis selle probleemi lahendamiseks on varude haldus, mille jaoks on oluline aegriidade prognoosimine (Udom, Phumchusri 2014). Aegriidade analüüs aitab ennustada tulevasi väärtusi ja hinnata erinevate sündmuste või poliitika mõju (Islam 2017).

Mitte ainult ettevõtted, vaid ka erinevate riikide valitsused püüavad teha prognoose, kuna tulude prognoosimine on avaliku sektori eelarvestamise oluline osa. Tuluprognooside ettevalmistamine hõlmab lisaks makromajandusliku arengu prognoosidele ka maksuseaduse toimimise ja jõustamise prognoose. Lisaks on muutusi maksuseadustes ja struktuurimuutusi majanduses, mis muudavad prognoosimise protsessi veelgi raskemaks (Buettner, Kauder 2010).

1980-2005 a jooksul müügiprognoosijate käsutuses olevate tehnikate arv ja keerukus on paranenud. Selle aja jooksul toimusid drastilised muutused tehnoloogiates: personaalarvutite levik, laivõrk, tarkvara tõhususe suurenemine jms. Vaatamata sellele ei paranenud USA ettevõtete prognoosimise täpsus ega süsteemide mõistmine ja kasutamine (McCarthy *et al.* 2006).

McCarthy *et al.* (2006) on seisukohal, et prognoosid ei paranenud, sest enamikku müügi prognoosimisega seotud töötajaid ei peeta tulemuslikkuse eest vastutavaks (67%), samuti ei mõjuta müügiprognoosimise tulemuslikkus nende rahalist autasu (77%).

## 1.2. Levinud prognooside meetodid

McCarthy *et al.* (2006) uurisid prognoosimise trende erinevates USA ettevõtetes (nt erinevate prognoosimise meetodite tundmine, nende kasutamine, rahulolu nendega jms) oma teoses “*The Evolution of Sales Forecasting Management: A 20-Year Longitudinal Study of Forecasting Practices*”. Sellest tööst selgus, et kõige tuntumad kvantitatiivsed prognoosimise meetodid ettevõtete seas on

- libisev keskmine (*moving average*),
- regressioon (sõltumatute tunnuste mõju hindamine sõltuvale tunnusele),
- *straight line method* (s.t keskmise kasvumäära kasutamine),



- eksponentsiaalne silumine (*exponential smoothing*; arvestab aegrea andmete vananemisega),
- trendijooone analüüs (*trend-line analysis*)

ning oluliselt vähem tuntumad on (*Ibid.*)

- Box-Jenkins metodoloogia (e ARIMA modelleerimine),
- nn närvivõrgud (*neural networks*).

Võrreldes McCarthy *et al.* (2006) saadud tulemusi eelmiste sarnaste töödega (Mentzer, Cox 1984; Mentzer, Kahn 1995), on näha, et perioodil 1985-2005 kõikide prognoosimise meetodite tundmine halvenes, mis omakorda põhjustab nn *black box* prognoosimist (s.t kasutajad ei tea, mida prognoosimise pakett teeb, kuid eeldavad, et kõik peab olema korras). Ühtlasi põhjustab *black box* prognoosimine liigset sõltuvust kvalitatiivsest prognoosimisest. Need asjaolud põhjustavad müügi prognoosimissüsteemide väärtarvitamist ning takistavad tõhusat müügi prognoosimise protsessi (McCarthy *et al.* 2006).

Täiendavalt prognoosimise meetodite tundmise halvenemisele oli märgatud prognoosimise täpsuse langus ettevõtete seas. Need kaks asjaolu võivad olla omavahel seotud. Eeldatavasti ei kasutata prognoosimise tehnikaid õigesti. Teine võimalik seletus võiks olla toodete kiire levik (*proliferation*), mis jätkus kaks aastakümnet (*Ibid.*).

Prognoosimise meetodite kasutamise sagedusest on näha, et USA ettevõtted ajaperioodil 1985-2005 eelistasid pigem kvalitatiivseid meetodeid (mis rohkem võtavad arvesse juhtide, ekspertide ja/või tarbijate arvamusi). Kvantitatiivsete meetodite puhul lühiajalises (s.t vähem kui 3 kuud) prognoosimises osutus päris populaarseks eksponentsiaalne silumine, mis samal ajal on tihti kasutatud ka keskmise ajahorisondi (s.t 4 kuud kuni 2 aastat) prognoosimiseks. Siiski pikaajaliseks (s.t rohkem kui 2 a) prognoosimiseks on rohkem kasutuses sellised kvantitatiivsed meetodid, nagu regressioon ja trendijooone analüüs. Iga ajahorisondi prognoosimise korral on vähem populaarsed Box-Jenkins metodoloogia (või ARIMA) ning närvivõrgud. Kuid just need meetodid koos regressiooni ja eksponentsiaalse silumisega näitasid suurima rahulolu taset, mis ei olnud saavutatud kvalitatiivsete meetoditega (Mentzer, Cox 1984; Mentzer, Kahn 1995; McCarthy *et al.* 2006).

Klassen ja Flores (2001) uuringu järgi on nii USA-s kui ka Kanadas kvalitatiivne prognoos sagedamini kasutuses kui kvantitatiivsed ja veelgi uuemad meetodid. Mõned ettevõtted kasutavad prognoosimisel mitmeid meetodeid, kuid sageli ei ühenda neid. Neid kombineerides

võtavad nad tavaliselt 2 või 3 meetodit korraga, mis omakorda Lin *et al.* (2011) arvates võib aidata täiustada prognoosimise mudelit ja niimoodi saavutada suuremat täpsust. Just selline lähenemine oli rakendatud piimatoodete hooajalise müügi prognoosiks, kasutades väga keerukat mudelit nimetusega *fuzzy least-squares support vector regression model with genetic algorithms* (FLSSVRGA). Antud mudeli suurimaks eeliseks on maailma majanduse ja valitsuse poliitika arvesse võtmise võimalus. Aegriidade probleemide puhul väljatöötatud lähenemisviis aitab saavutada paremaid tulemusi kui traditsioonilised mudelid (k.a SARIMA mudel ehk *seasonal autoregressive integrated moving average model*) (*Ibid.*).

Kraft *et al.* (2020) uuring tõestab seda, et nn närvivõrgud (*neural network*) edestavad ökonomeetrilist lähenemist prognoositava kvaliteedi osas, samas kui loodud mudelite edasiseks kasutamiseks on ökonomeetrilisel lähenemisel eelised tegurite ja seoste väljaselgitamisel. See omakorda vihjab ka sellele, et parim prognoosimise viis on erinevate viiside kombineerimine.

### 1.2.1. Prognoosi efektiivsuse hindamine

Aegriidade modelleerimisel ja prognoosimisel eksisteerivad erinevad mudeli hindamise viisid: (Nyoni, Nathaniel 2018; Nyoni 2018)

- ME (*Mean Error*),
- MAE (*Mean Absolute Error*),
- RMSE (*Mean Square Error*),
- MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*),
- AIC (*Akaike Information Criteria*; vähem suurus on parem),
- Theil's U (peab olema 0 ja 1 vahel; vähem suurus viitab paremale mudelile) jm.

McCarthy *et al.* (2006) uuring näitas, et USA ettevõtete seas populaarseim prognoosi täpsuse hindamise meetod on MAPE. Samal ajal on Verstraete *et al.* (2020) töös välja toodud, et antud hindamise viis annab head ülevaadet prognoosi kvaliteedist.

Hyndman and Koehler (2006) rõhutasid, et MAPE efektiivseks kasutamiseks hinnatavad väärtused ei tohi olla lõpmatud, määratlematud või nullilähedased.

### 1.3. ARIMA modelleerimine

Mõned uurijad arendavad pidevalt müügiprognoosimise meetodeid ja lähenemisviise, mis ennustavad tulevast müüki varasema müügi põhjal (nt libisev keskmine, eksponentsiaalne silumine, ARIMA jt). Teised uurijad keskenduvad rohkem müügi ja teatud selgitavate muutujate vahelise põhjusliku seose uurimisele (nt regressiooni kaudu). Selline lähenemisviis võimaldab otsustajal uurida, kuidas muutused selgitavates muutujates müüki mõjutavad (Chen 2008).

Antud peatükk on pühendatud ARIMA (e Box-Jenkins) lähenemisele, mis on üsna tõhus mittestatsionaarsete aegridade (sagedane juhtum) prognoosimisel, kuid mille suhteliselt raske metodoloogia nõuab eraldiseisvat ülevaadet.

ARIMA mudel kontrollib muutujat, kasutades automaatset regressiooni (AR) ja libisevat keskmist (MA) selleks, et uurida ajalooliste andmete kõikumisi ning arvestada sellega prognoosi tegemisel mudeli kuju kaardistamise kaudu (Udom, Phumchusri 2014).

Esimene samm ARIMA mudeli kuju valimiseks on diferentsi võtmine statsionaarsuse (nö aegrea iseloomustuse stabiilsuse) saavutamiseks. Kui see protsess on läbi, siis on vaja uurida korrelogrammi, et otsustada mis AR ja MA protsessid esinevad. Siiski on siin oluline rõhutada, et õige AR ja MA protsessi tuvastamine on raskendatud asjaoluga, et puuduvad kindlad reeglid. Seetõttu mängib kogemus suurt rolli. Järgmine samm on esialgse mudeli hindamine, millele järgneb diagnostiline testimine selleks, et välja selgitada, kas statsionaarsus on saavutatud või mitte. Kui statsionaarsust ei õnnestunud saavutada, siis võiks proovida teist mudeli kuju (s.o AR ja MA järke). Juhul, kui sobivat mudelit ei leitud, tuleb ülalmainitud protseduuri korrata, alustades diferentsi võtmisest. Selline protsess võib jätkuda kuni sobiva mudeli leidmiseni (Nyoni, 2018; Nyoni, Nathaniel 2018).

Islam (2017) proovis ennustada oma töös Bangladeshis inflatsiooni, kasutades harilikku ARIMA lähenemist. Tulemusena olid saadud ajaperioodi 2017-2019 järgmised inflatsioonimäärad: 4,65%, 4,68% ja 4,68% (vastavalt aastate järjekorrale). Tegelikud inflatsioonimäärad osutusid vastavalt 5,61%, 5,63% ja 5,69% (Statista, *Bangladesh: Inflation rate...*). Antud prognoosi efektiivsuse hindamiseks võib kasutada pt 1.2.1. mainitud MAPE, mille väärtus (või prognoosi keskmine viga) on *ca* 17%.

Ji *et al.* (2016) väidavad, et üksik ARIMA mudel ei vasta kõrgematele prognoosimise täpsuse standarditele. Peale selle saab antud mudeliga käsitleda ainult väikseid ennustuse perioode. Seega proovisid uurijad oma teoses ühendada kaks meetodit (ka mainitud pt 1.2.): ARIMA modelleerimist ja BP (*back propagation*) närvivõrke. Selgus, et täiendatud ARIMA mudeli prognoosi keskmine viga langes 10,4% võrra, võrreldes hariliku ARIMA lähenemisega (*Ibid.*).

#### **1.4. Makromajanduslikud mõjud prognoosile**

Traditsioonilised statistilised prognoosimismeetodid ekstrapoleerivad tulevase müügi ennustamiseks ainult ajaloolisi suundumusi ja hooajalisi mõjusid. Seetõttu ei suuda need meetodid ette näha ärikeskkonna makromajanduslikke muutusi, mis sageli mõjutavad nõudlust märkimisväärselt. Nende tulevaste muudatuste arvessevõtmiseks kohandavad ettevõtted oma statistilist prognoosi käsitsi või tuginevad ekspertide prognoosidele. Siiski on mõlemad lähenemisviisid suhteliselt ebatäpsed, kuna need on aeganõudvad ning enamasti raskesti korrigeeritavad (Verstraete *et al.* 2020).

Samuti on oluline rõhutada seda, et makromajanduslike muutujate ennustamine ei ole lihtne protsess, kuna majanduse struktuurimuutused mõjutavad kergesti selliste uuringute tulemusi. Seega hinnangulise mudeli tulemused on relevantsemad seni, kuni puuduvad struktuurimuutused, nagu valitsuse vahetus või kriis (nt 2020. a kogu maailma mõjutanud COVID-19 pandeemia) (Nyoni 2018).

LASSO regressioon on edukalt rakendatud erinevates uurimisvaldkondades. Näiteks Li ja Chen (2014) kasutasid seda selleks, et prognoosida 20 makromajanduslikku aegrida, kasutades avalikult kättesaadavat andmekogumit, mis sisaldab 107 makromajanduslikku näitajat. Ludwig *et al.* (2015) võrdlesid LASSO regressiooni ARMA mudelitega energiahindade prognoosimiseks. LASSO lähenemine osutus 17% võrra täpsemaks (Verstraete *et al.* 2020).

Makromajanduslike muutujate ja aktsiahindade liikumise omavaheline seos oli viimaste aastakümnete jooksul kirjanduses hästi palju dokumenteeritud. Aktsiaturu arengu ja riigi majanduse muutuste vastastikune seos oli märgatud juba ammu: niipea kui riigi majanduslik olukord paraneb, tegutseb aktsiaturg aktiivsemalt. Seega aktsiaturu näitajad võivad illustreerida riigi majanduse olukorda: nt kui aktsiahinnad hakkavad langema, on tõenäoline majanduslangus, ja vastupidi (Pilinkus 2010).

Makromajanduslike näitajate mõju aktsiaturu indeksile pikas ja lühikeses perspektiivis on erinev isegi riikides, kus majanduse arengutase on sarnane. See võib olla põhjendatud riikide erineva raha- ja fiskaalpoliitikaga (*Ibid.*).

Hsing (2014) leidis oma uuringus, et Eesti aktsiaturu indeks on positiivselt mõjutatud reaalse SKP, võla/SKP suhe ja Saksamaa aktsiaturu indeksi poolt. Negatiivset mõju avaldavad aga sellised näitajad, nagu vahetuskurss, intressimäär, oodatav inflatsioonimäär ja euroala riigivõlakirjade tootlus (*Ibid.*).

Samal ajal Pilinkus (2010) leidis oma töös, et Eesti aktsiaturu indeksit mõjutavad positiivselt impordi tase, tarbijahinnaindeks (CPI), välismaised otseinvesteeringud (FDI); negatiivne mõju tuleneb SKP, ekspordi, rahapakkumise, töötusemäära ja valitsemissektori võla poolt. Samas osutus, et kaubandusbilanss ja lühiajaline intressimäär ei mõjuta Eesti aktsiaturu indeksit. Nimetatud näitajatest äratub kahtlusi esmajoones võla/SKP suhe positiivne mõju aktsia indeksile. Arvatavasti juhul, kui antud suhtarv on kindlas mõistlikus vahemikus, siis selle positiivne mõju võib olla õigustatud, kuid teatud piiri ületamine võib tuua negatiivset mõju (Hsing 2014).

Kui ettevõtte omab teadmisi selle kohta, mis makromajanduse põhinäitajad ja kuidas kõige enam mõjutavad tema äritegevust (kõigepealt müüki), siis suurema tõenäosusega saab ta hakkama võimalike makromajanduse ohtudega. Õige mudeli olemasolu võimaldab juhtkonnal simuleerida makromajanduslike tingimuste oluliste muutuste põhjal stsenaariume, mis tulenevad näiteks suurtest majandussündmustest või poliitilistest otsustest (Sagaert *et al.* 2018).

## **2. TALLINNA KAUBAMAJA GRUPP AS-i KÄIBE PROGNOOSIMINE**

Tallinna Kaubamaja Grupp AS on hinnatud ja tunnustatud kaubanduskontsern Eestis. Grupi ettevõtted moodustavad enam kui kümnendiku kogu Eesti jaekaubandusest ning annavad tööd üle 4200 inimesele (Tallinna Kaubamaja Grupp AS 2020).

Gruppi kuuluvad tuntud kaubamärgid nagu Kaubamaja, Selver, Tartu Kaubamaja keskus, Viking Motors, KIA, ABC King, SHU, I.L.U., Viking Security (*Ibid.*).

### **2.1. Andmed ja prognoosimise meetoodika**

Käesoleva lõputöö eesmärgiks on võtta Eesti makromajanduslikud näidikud ja uurida, kas need aitavad prognoosida Kaubamaja Grupp AS-i kvartaalset käivet. Antud eesmärgi saavutamine on jagatud kolmeks etapiks:

- 1) seoste empiiriline uurimine (ettevõtte käibe ja makromajanduslike mõõdikute vahel);
- 2) prognoosimine tuvastatud makromajanduslike seoste kaudu;
- 3) hüpoteesi kontroll (makromajanduslike näitajate põhjal on Kaubamaja Grupp AS-i käibeprognoos efektiivsem, kui käibe trendi pikendamine).

Andmed Eesti majanduse kohta pärinevad Eesti Statistikaameti ja Eesti Panga andmebaasidest ning andmed Kaubamaja Grupp AS-i käibe kohta olid kogutud otse Nasdaq börsi veebilehel esitatud majandusaruannetest. Mõjuvate makromajanduslike näitajate valiku kriteeriumid põhinesid varasematel uuringutel (lähemalt lõputöö 1.4. pt) ning kvartaalsete andmete kättesaadavusel. Seega oli valitud tabelis 1 esitatud makromajanduslikud näidikud koos nende lühendite ja mõõtühikutega.

Tabel 1. Uuritavad tunnused, nende lühendid ja mõõtühikud

Näitaja	Lühend	Mõõtühik
Kaubamaja Grupp AS-i käive	<b>KAU</b>	tuh eur
töötuseäär	<b>TMR</b>	%
tarbijahinnaindeksi kvart muut	<b>THIm</b>	%
tarbijahinnaindeks	<b>THI</b>	indeks
sisemajanduse koguprodukt	<b>SKP</b>	mln eur
investeeringud materiaalsesse põhivarasse (k.a kapitalirent)	<b>INVmp</b>	mln eur
riiklike ja kohalike maksude laekumine	<b>TAX</b>	mln eur
valitsemissektori kogutulud	<b>VKT</b>	mln eur
valitsemissektori kogukulud	<b>VKK</b>	mln eur
valitsemissektori koguvälisvõlg	<b>DEBT</b>	mln eur
valitsemissektori netovälisvõlg	<b>DEBTn</b>	mln eur
kaupade eksport	<b>EXPk</b>	mln eur
kaupade import	<b>IMPk</b>	mln eur
kaupade ekspordi ja impordi saldo	<b>EvsIk</b>	mln eur
teenuste eksport	<b>EXPt</b>	mln eur
teenuste import	<b>IMPt</b>	mln eur
teenuste ekspordi ja impordi saldo	<b>EvsIt</b>	mln eur

Allikas: Autori koostatud

Empiirilise uuringu läbiviimiseks on kasutatud ökonomeetiline lähenemine Gretl statistikatarkvaras. Algandmed on esitatud tabelites 2 ja 3.

Tabel 2. Empiirilises analüüsis kasutatud algandmed (1. osa)

Aasta_Kv	KAU	TMR	SKP	THI	THIm	INVmp	TAX	VKT	VKK
2010_q1	93888	19,5	3549,92	172,90	1,90	322,89	1085,51	1237,40	1473,80
2010_q2	103296	18,3	3617,36	174,82	1,11	338,23	1145,53	1439,90	1483,30
2010_q3	103035	15,4	3783,30	176,75	1,10	358,42	1256,83	1643,40	1390,60
2010_q4	112393	13,6	3899,96	179,38	1,49	516,11	1207,95	1644,20	1589,30
2011_q1	96099	14,3	4044,73	181,88	1,39	500,39	1110,48	1333,30	1389,30
2011_q2	110081	13,0	4165,27	183,37	0,82	585,01	1263,88	1659,90	1506,10
2011_q3	110320	10,7	4289,34	185,86	1,36	540,16	1332,24	1630,50	1487,30
2011_q4	119510	11,3	4318,15	186,05	0,10	740,00	1319,72	1798,60	1858,70
2012_q1	106034	11,3	4389,50	189,91	2,07	518,47	1228,09	1476,70	1617,20
2012_q2	118833	10,1	4486,54	190,51	0,32	656,23	1390,96	1834,60	1757,00
2012_q3	115497	9,5	4572,40	192,87	1,24	610,82	1474,79	1785,70	1724,20

Aasta_Kv	KAU	TMR	SKP	THI	THIm	INVmp	TAX	VKT	VKK
2012_q4	127436	9,1	4596,34	192,48	-0,20	892,86	1415,21	1883,10	1933,00
2013_q1	112010	10,0	4722,11	196,47	2,07	519,70	1407,20	1535,60	1633,00
2013_q2	123771	8,0	4732,57	197,69	0,62	637,31	1541,29	1885,40	1795,10
2013_q3	124735	7,8	4814,33	196,83	-0,44	697,07	1620,34	1863,90	1785,90
2013_q4	138205	8,7	4762,06	195,22	-0,82	779,48	1582,55	2015,50	2052,30
2014_q1	119651	8,5	4945,22	196,77	0,79	499,07	1518,26	1653,40	1765,10
2014_q2	136709	7,0	5001,89	196,97	0,10	536,47	1665,85	1947,70	1877,40
2014_q3	133173	7,5	5052,88	195,73	-0,63	613,97	1738,90	1909,30	1828,50
2014_q4	145512	6,3	5167,33	194,20	-0,78	767,20	1733,93	2202,60	2100,10
2015_q1	123458	6,6	5061,01	195,65	0,75	465,40	1623,14	1711,80	1879,90
2015_q2	139342	6,5	5172,14	196,70	0,54	523,15	1795,32	2089,50	2001,00
2015_q3	139759	5,2	5262,02	194,34	-1,20	567,53	1837,57	2011,30	1917,50
2015_q4	152888	6,4	5277,90	192,49	-0,95	770,97	1884,96	2371,50	2356,10
2016_q1	136850	6,5	5324,01	195,20	1,41	446,43	1821,51	1874,10	1925,30
2016_q2	150534	6,5	5319,37	195,89	0,35	499,58	1864,05	2169,40	2094,30
2016_q3	148099	7,5	5439,66	196,38	0,25	487,35	1926,29	2088,40	2062,20
2016_q4	162931	6,6	5605,68	196,76	0,19	612,31	1932,74	2320,90	2482,90
2017_q1	150688	5,6	5760,72	200,72	2,01	573,46	1925,47	1963,80	2076,80
2017_q2	164645	7,0	5912,90	201,57	0,42	636,25	1958,09	2294,90	2335,40
2017_q3	160893	5,2	5949,32	203,57	0,99	507,37	2083,02	2278,40	2256,00
2017_q4	175031	5,3	6139,79	203,54	-0,01	719,93	2083,21	2632,00	2684,10
2018_q1	158633	6,8	6281,13	206,35	1,38	572,13	2087,53	2219,70	2275,30
2018_q2	173977	5,1	6438,43	209,68	1,61	589,61	2218,57	2572,70	2478,20
2018_q3	166219	5,2	6542,62	211,05	0,65	610,30	2263,02	2523,60	2457,80
2018_q4	182352	4,4	6756,60	210,50	-0,26	843,85	2252,13	2718,80	2969,60

Allikas: Autori koostatud Tallinna Kaubamaja Grupp AS-i aruannete, Eesti Statistikaameti ning Eesti Panga andmete põhjal

Tabel 3. Empiirilises analüüsis kasutatud algandmed (2. osa)

Aasta_Kv	DEBT	DEBTn	EXPk	IMPk	EvsIk	EXPt	IMPt	EvsIt
2010_q1	17083,00	7024,30	1423,20	1578,50	-155,30	732,80	486,30	246,50
2010_q2	17459,00	7474,70	1772,80	1936,50	-163,60	901,70	545,10	356,60
2010_q3	16817,30	6186,10	1960,70	2040,40	-79,70	1002,80	550,10	452,70
2010_q4	16492,40	5102,50	2325,10	2332,00	-6,90	944,00	647,80	296,20
2011_q1	17935,30	3513,10	2351,40	2445,80	-94,40	797,50	571,70	225,80
2011_q2	18394,90	3262,10	2583,30	2713,70	-130,40	1036,20	676,80	359,40
2011_q3	17512,60	1632,00	2719,70	2857,70	-138,10	1160,20	711,30	448,90
2011_q4	16723,30	959,40	2729,60	2718,10	11,50	1065,10	778,40	286,70
2012_q1	16831,40	825,90	2579,50	2672,30	-92,80	969,50	704,10	265,40
2012_q2	17102,10	341,00	2641,70	3047,40	-405,70	1201,20	748,30	452,90
2012_q3	17339,40	-34,00	2739,50	3206,80	-467,30	1296,30	813,00	483,30
2012_q4	17936,90	-207,10	2788,70	3103,00	-314,30	1228,90	853,80	375,10



Aasta_Kv	DEBT	DEBTn	EXPk	IMPk	EvsIk	EXPt	IMPt	EvsIt
2013_q1	17526,10	-399,10	2668,40	2848,60	-180,10	1074,40	797,10	277,30
2013_q2	17733,00	-659,20	2863,10	3119,90	-256,90	1291,90	902,20	389,70
2013_q3	17380,20	-741,30	2704,60	2972,70	-268,00	1374,90	958,40	416,50
2013_q4	17601,40	-937,60	2732,10	2951,90	-219,80	1282,90	934,10	348,80
2014_q1	18705,50	-892,50	2597,80	2857,50	-259,80	1135,90	866,00	269,90
2014_q2	18983,70	-1113,50	2800,40	3045,50	-245,20	1399,70	907,20	492,50
2014_q3	18965,10	-1469,50	2802,00	3054,00	-252,00	1471,40	951,10	520,30
2014_q4	19038,80	-2108,30	2825,60	3061,80	-236,20	1379,60	969,80	409,90
2015_q1	19159,70	-2242,10	2640,20	2783,00	-142,80	1129,70	839,20	290,60
2015_q2	19722,60	-1425,50	2725,80	2937,20	-211,40	1376,90	898,40	478,50
2015_q3	18835,60	-1892,50	2637,20	2894,70	-257,50	1417,60	905,80	511,80
2015_q4	19161,20	-2121,10	2689,10	2956,40	-267,30	1359,50	949,70	409,70
2016_q1	18885,20	-1853,80	2690,20	2844,20	-154,00	1109,40	870,20	239,30
2016_q2	19431,10	-1971,20	2908,70	3133,40	-224,70	1452,80	1013,50	439,30
2016_q3	19107,70	-2356,60	2821,70	2949,30	-127,50	1500,70	984,50	516,20
2016_q4	19194,00	-2241,50	2872,50	3116,40	-243,90	1446,40	1043,00	403,40
2017_q1	19653,00	-1620,70	2923,40	3064,70	-141,30	1287,30	952,50	334,80
2017_q2	19644,60	-1745,00	3009,00	3279,80	-270,80	1583,40	1060,70	522,70
2017_q3	19826,30	-2085,90	2962,40	3155,70	-193,30	1636,30	1083,60	552,70
2017_q4	19765,60	-3407,50	3134,00	3365,70	-231,70	1566,50	1122,00	444,50
2018_q1	19700,40	-3110,20	3058,60	3231,90	-173,30	1386,80	1023,80	363,00
2018_q2	20063,50	-3857,00	3250,90	3473,50	-222,70	1748,70	1181,80	566,90
2018_q3	19929,20	-4160,10	3069,70	3388,90	-319,10	1785,50	1262,40	523,10
2018_q4	19885,90	-4535,60	3341,50	3625,70	-284,10	1691,60	1230,80	460,80

Allikas: Autori koostatud Eesti Statistikaameti ja Eesti Panga andmete põhjal

Ülaltoodud algandmete töötlemine toimub MS Excel-is. Uurimisele kuuluvad a 2010-2018 kvartaalsed aegread (a 2019 on ära jäetud prognoosi tulemuste kontrollimiseks), mis koosnevad Kaubamaja Grupp AS-i käibest (sõltuv tunnus) ja majanduse tuntumatest makronäitajatest (sõltumatud tunnused). Tabelis 4 on toodud empiirilise uuringu jaoks valitud näitajate kirjeldav statistika.

Tabel 4. Ülevaade mudeli muutujate kirjeldavast statistikast

Näitaja ja mõõtühik	Lühend	Standardhälve	Maksimum	Keskmine	Miinum
Kaubamaja Grupp AS-i käive, tuh eur	<b>KAU</b>	24047,75	182352,00	134346,86	93888,00
töötuseäär, %	<b>TMR</b>	3,73	19,50	8,79	4,40
tarbijahinnaindeksi kvart muut, %	<b>THIm</b>	0,90	2,07	0,60	-1,20
tarbijahinnaindeks	<b>THI</b>	9,37	211,05	194,08	172,90

Näitaja ja mõõtühik	Lühend	Standardhälve	Maksimum	Keskmine	Miinum
sisemajanduse koguprodukt, mln eur	<b>SKP</b>	832,16	6756,60	5032,07	3549,92
investeeringud materiaalsesse põhivarasse (k.a kapitalirent), mln eur	<b>INVmp</b>	131,97	892,86	584,87	322,89
riiklike ja kohalike maksude laekumine, mln eur	<b>TAX</b>	344,54	2263,02	1655,45	1085,51
valitsemissektori kogutulud, mln eur	<b>VKT</b>	366,28	2718,80	1950,60	1237,40
valitsemissektori kogukulud, mln eur	<b>VKK</b>	379,10	2969,60	1952,77	1389,30
valitsemissektori koguvälisvõlg, mln eur	<b>DEBT</b>	1113,39	20063,50	18486,86	16492,40
valitsemissektori netovälisvõlg, mln eur	<b>DEBTn</b>	3024,14	7474,70	-357,43	-4535,60
kaupade eksport, mln eur	<b>EXPk</b>	373,97	3341,50	2704,00	1423,20
kaupade import, mln eur	<b>IMPk</b>	418,59	3625,70	2910,13	1578,50
kaupade ekspordi ja impordi saldo, mln eur	<b>EvsIk</b>	96,81	11,50	-206,12	-467,30
teenuste eksport, mln eur	<b>EXPt</b>	260,37	1785,50	1284,06	732,80
teenuste import, mln eur	<b>IMPt</b>	190,53	1262,40	883,18	486,30
teenuste ekspordi ja impordi saldo, mln eur	<b>EvsIt</b>	98,13	566,90	400,88	225,80

Allikas: Autori poolt koostatud MS Excel-is tabelite 2 ja 3 andmete põhjal

Kuna tegemist on aegridadega, on ülioluline kontrollida nende statsionaarsust (tõenäosuslike omaduste püsivus) enne kasutamist modelleerimises ja/või prognoosimises. Statsionaarsust saab testida lisavõimalustega ADF testiga (*Augmented Dickey-Fuller test*; või ühikjuure testimine). Mittestatsionaarsete aegridade puhul saab tänu sellele testile identifitseerida aegrea trendi liiki (stohhastiline ehk juhuslik või deterministlik) ja vastavalt sellele valida õige statsionaarsuse saavutamise viis. Stohhastilise trendi puhul piisab diferentsi võtmisest (seni, kuni statsionaarsus on saavutatud; sama meetod kehtib ka trendita mittestatsionaarsete aegridade puhul), kuid deterministliku trendi puhul tuleb hinnata regressioonimudelit koos trendiga (*time trend*) ja salvestada selle jääkliikmeid (nende aegrida peab olema statsionaarne).

Käesoleva töö autor kasutab regressioonanalüüsi vähimruutude meetodit (*ordinary least squares* ehk OLS) selleks, et leida, mis Eesti makromajanduslikud näitajad mõjutavad Kaubamaja Grupp AS-i käivet kõige rohkem ja kas neist saab koostada ühtset mudelit ettevõtte käibe prognoosimiseks. Kuna tunnuseid on suhteliselt palju ja võimalikke kombinatsioone mudeli koostamiseks on liiga palju, otsustas autor võtta kasutusele nn tagurpidi kõrvaldamist (*backward elimination*). See tähendab, et kõik tunnused on vaja panna ühte mudelisse ja kõrvaldada ebaolulisi tunnuseid ühekaupa, alustades nendest, mille nn *p-value* on suurim. Selline protseduur kestab seni, kuni kõik tunnused mudelis on statistiliselt olulised (olulisuse nivool 0,05). Samuti parima mudeli leidmiseks on vaja pidevalt jälgida nn korrigeeritud determinatsioonikordajat (*adjusted R<sup>2</sup>*), mille kasv pärast mudeli muutmist viitab mudeli paranemisele. Samas on oluline rõhutada seda, et kõik mudeli tunnused peavad olema diferentseeritud samas järgus.

Enne mitmese regressiooni mudeli prognoosimiseks kasutamist, peab see olema testitud. Muidu võivad olla tunnuste parameetrite hinnangud nihkega ja/või ebaefektiivsed ja/või ebamõjusad - selline mudel ei anna head prognoosimise tulemust.

Regressioonimudeli vajalike testide loetelu:

- 1) *VIF test* - kontrollib multikollineaarsust mudeli sees (sõltumatud tunnused ei pea olema omavahel tugevas seoses);
- 2) *White's test* heteroskedastiivsuse testimiseks;
- 3) *Ramsey's RESET test* mudeli õige kuju kontrollimiseks;
- 4) *Test for normality of residual* normaaljaotusele allumise testimine;
- 5) *LM test for autocorrelation* autokorrelatsiooni kontrollimiseks.

Kui õige ja loogiline regressioonimudel on leitud, siis võib juba proovida prognoose teha ning kontrollida nende täpsust. Sisuliselt annab regressioonimudel meile teada olulistest seostest (antud juhul, käibe ja makromajanduslike näidikute vahel), seoste suundadest ja tugevustest. Siiski prognoosi tegemiseks peavad olema andmed sõltumatute tunnuste tuleviku väärtuste kohta, mida antud töös tuleb iseseisvalt modelleerida. Aegriidade puhul kõige rohkem probleeme tekitavad autokorrelatsiooni ja mittestatsionaarsuse olemasolu.

Kirjanduse ülevaatest (pt 1.2. ja 1.3.) selgus, et üksiku mittestatsionaarse aegrea lühiajaliseks prognoosiks sobib päris hästi ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) mudel, mis suudab oma prognoosis võtta arvesse autokorrelatsiooni (on omapärane paljudele aegridadele).

Õiges järgus autoregressiivse (AR) ja libiseva keskmise (MA) operaatori aitavad leida

- korrelogrammide uurimine;
- MAPE (keskmine suhteline absoluutviga; MAPE<10% on väga hea);
- Theil's U (võrdlus naiivse prognoosiga; U<1 prognoos on parem kui naiivne);
- kuid peamiseks hindamise viisiks esineb Akaike informatsioonikriteeriumite võrdlemine (väiksem on parem).

Tavaliselt valitakse üks viiest võimalusest: AR (1), AR (2), MA (1), MA (2), ARMA (1,1).

Samas on tähtis mainida, et teatud juhtudel, lisaks hariliku diferentsi võtmisele, võib aidata eemaldada mittestatsionaarsust ja/või autokorrelatsiooni sesoonse diferentsi võtmine ja SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) mudeli kasutamine.

Kui regressioonimudeli sõltumatute tunnuste prognoosid on valmis, siis võib neid panna eelnevalt testitud mitmese regressiooni mudelisse sõltuva tunnuse (e Kaubamaja Grupp AS-i käibe) prognoosiks. Saadud tulemusi saab võrrelda nii reaalsete (a 2019) kui ka trendi pikendamise poolt modelleeritud tulemustega, kasutades mainitud 1.2.1. pt MAPE hindamist, mis omakorda aitab kontrollida lõputöös püstitatud hüpoteesi. Mittestatsionaarse sõltuva tunnuse korral toimub aegrea trendi pikendus ARIMA modelleerimise kaudu.

## 2.2. Prognoosimise tulemused

Antud töö empiirilise (e ökonomeetrilise) uuringi alguse aegridade statsionaarsuse testimisest lisavõimalustega ühikjuure testiga (ADF). Kui ühikjuur esineb, on aegrida mittestatsionaarne. ADF test kontrollib 3 mudeli kuju: trendiga, konstandiga ja ilma konstandita.

Alustada tuleb alati **trendiga** mudeli kontrollimisest. Kui trend on statistiliselt oluline, tuleb seda identifitseerida. Ühikjuure esinemise korral on tegemist stohhastilise trendiga, vastasel juhul on aegreal deterministlik trend (siin on oluline kontrollida kas enne trendi lisamist oli aegrida statsionaarne või mitte; kui trend eemaldas mittestatsionaarsuse, siis tegemist on deterministliku trendiga). Kui trend osutub statistiliselt mitteoluliseks, siis on vaja uurida **konstandiga** mudelit.

Konstandi statistilise olulisuse korral tuleb teha järeldust statsionaarsuse kohta konstandiga mudeli järgi. Vastasel juhul, peab pöörduma **ilma konstandita** mudeli poole. Tabelis 5 on välja toodud statsionaarsuse testimise tulemused (näitajate lühendite tähendused on esitatud tabelis 1).

Tabel 5. ADF testi tulemused

Näitaja	Otsustava mudeli kuju	Ühikjuur	Statsionaarsus	Trendi tüüp
<b>KAU</b>	ilma konstandita	+	-	-
<b>TMR</b>	konstandiga	-	+	-
<b>THIm</b>	ilma konstandita	+	-	-
<b>THI</b>	trendiga	-	-	deterministlik
<b>SKP</b>	ilma konstandita	+	-	-
<b>INVmp</b>	konstandiga	+	-	-
<b>TAX</b>	trendiga	+	-	stohhastiline
<b>VKT</b>	trendiga	+	-	stohhastiline
<b>VKK</b>	ilma konstandita	+	-	-
<b>DEBT</b>	trendiga	+	-	stohhastiline
<b>DEBTn</b>	konstandiga	+	-	-
<b>EXPk</b>	trendiga	+	-	stohhastiline
<b>IMPk</b>	trendiga	+	-	stohhastiline
<b>Evsk</b>	konstandiga	+	-	-
<b>EXPt</b>	trendiga	+	-	stohhastiline
<b>IMPt</b>	trendiga	+	-	stohhastiline
<b>Evst</b>	trendiga	-	-	deterministlik

Allikas: Autori poolt koostatud Gretl-is läbiviidud analüüsi põhjal

Kontrollitud tunnustest osutusid kõik (v.a TMR ehk töötuseäär) mittestatsionaarseteks. Neist kaks on deterministliku trendiga (tarbijahinnaindeks ning teenuste ekspordi ja impordi saldo). Ülejäänutest (trendita ja stohhastilise trendiga) aegridadest saab võtta diferentse ja kontrollida uuesti statsionaarsust ADF testiga.

Kuna sõltuva tunnuse (KAU e Kaubamaja Grupi käive) 1. järgu diferents eemaldas mittestatsionaarsuse, hakkavad regressioonanalüüsile (OLS) kuuluma ainult sama järku diferentseeritud statsionaarsed aegread (makromajanduslikud näitajad ehk regressioonanalüüsi sõltumatud tunnused). Tabelis 6 sõltumatutest tunnustest on võetud 1. järgu diferentsid ja testitud nende statsionaarsus.

Tabel 6. ADF testi tulemused (sõltumatute tunnuste 1. järku diferentsid)

Näitaja	1. järku diferents	Näitaja	1. järku diferents
<b>TMR</b>	statsionaarne	<b>DEBT</b>	statsionaarne
<b>THIm</b>	statsionaarne	<b>DEBTn</b>	statsionaarne
<b>SKP</b>	statsionaarne	<b>EXPk</b>	mittestatsionaarne
<b>INVmp</b>	statsionaarne	<b>IMPk</b>	statsionaarne
<b>TAX</b>	statsionaarne	<b>EvsIk</b>	statsionaarne
<b>VKT</b>	statsionaarne	<b>EXPt</b>	mittestatsionaarne
<b>VKK</b>	mittestatsionaarne	<b>IMPt</b>	mittestatsionaarne

Allikas: Autori koostatud Gretl-is läbiviidud analüüsi põhjal

Tulenevalt tabelis 6 esitatud statsionaarsetest makromajanduslikest näitajatest oli koostatud järgmine regressioonimudel Gretl statistikatarkvaras (mudel 1):

Model 1: OLS, using observations 2010:2-2018:4 (T = 35)

Dependent variable: d\_KAU

	coefficient	std. error	t-ratio	p-value	
const	1108,65	667,992	1,66	0,1078	
d_INVmp	16,4372	5,74736	2,86	0,0078	***
d_VKT	33,249	3,86068	8,612	1,74E-09	***
d_DEBTn	2,36207	1,05575	2,237	0,0331	**
d_IMPk	10,5365	4,974	2,118	0,0428	**
d_EvsIk	18,8042	7,32994	2,565	0,0157	**

LM test for autocorrelation up to order 4 -

Null hypothesis: no autocorrelation

Test statistic: LMF = 1,87551

with p-value =  $P(F(4, 25) > 1,87551) = 0,146145$

RESET test for specification -

Null hypothesis: specification is adequate

Test statistic:  $F(2, 27) = 1,31388$

with p-value =  $P(F(2, 27) > 1,31388) = 0,285414$

Test for normality of residual -

Null hypothesis: error is normally distributed

Test statistic: Chi-square(2) = 1,0505

with p-value = 0,591409

Variance Inflation Factors

Minimum possible value = 1.0

Values > 10.0 may indicate a collinearity problem

d_INVmp	2.803
d_VKT	3.783
d_DEBTn	1.100
d_IMPk	2.639
d_EvsIk	1.605

White's test for heteroskedasticity -

Null hypothesis: heteroskedasticity not present

Test statistic: LM = 26,6848

with p-value =  $P(\text{Chi-square}(20) > 26,6848) = 0,144366$

Allikas: Autori koostatud Gretl statistikatarkvaras teostatud analüüsi põhjal

Mudelit 1 saab tõlgendada järgmiselt:

$$dKAU = 1108,6 + 16,4dINVmp + 33,2dVKT + 2,36dDEBTn + 10,5dIMPk + 18,8dEvsIk + u \dots \dots \dots (1)$$

(668)            (5.75)            (3.86)            (1.06)            (4.97)            (7.33)

$$R^2 = 0,94$$

$$n = 35$$

kus

d - tunnuse diferents,

KAU - Kaubamaja Grupp AS-i käibe (tuh eur),

INVmp - investeringud materiaalsesse põhivarasse (k.a kapitalirent) (mln eur),

VKT - valitsemissektori kogutulud (mln eur),

DEBTn - valitsemissektori netovälisvõlg (mln eur),

IMPk - kaupade import (mln eur),

EvsIk - kaupade ekspordi ja impordi saldo (mln eur),

u - juhuslik liige,

$R^2$  - determinatsioonikordaja,

n - vaatluste arv.

Mudeli 1 kõik makromajanduslikud tunnused on statistiliselt olulisused nivool 0,05 ning determinatsioonikordaja  $R^2$  (näitab mudeli kirjeldusvõimet) on 94,25%, mis on väga hea tulemus. Antud mudelis omab oluliselt suuremat mõju ettevõtte käibele tunnus valitsemissektori kogutulud (VKT). Mudel 1 on edukalt läbinud kõik vajalikud testid, s.t mudelis ei esine multikollineaarsust, autokorrelatsiooni ega heteroskedastiivsust, mudel allub normaaljaotusele ning mudeli kuju on õige.

Samuti oli tulevase prognoosi nn robustsuse testimiseks moodustatud alternatiivne lihtsustatud mudel (mudel 2), kuhu on kaasatud vähem tunnuseid, kuid mille kirjeldusvõime ei ole oluliselt halvem (s.o 92%):

Model 2: OLS, using observations 2010:2-2018:4 (T = 35)

Dependent variable: d\_KAU

	coefficient	std, error	t-ratio	p-value	
const	802,892	625,598	1,283	0,2086	
d_INVmp	15,9594	6,18449	2,581	0,0147	**
d_VKT	35,1347	3,57574	9,826	3,48E-11	***

Mean dependent var	2527,543	S,D, dependent var	12509,8
Sum squared resid	4,28E+08	S,E, of regression	3655,334
R-squared	0,919643	Adjusted R-squared	0,914621
F(2, 32)	183,1111	P-value(F)	3,02E-18
Log-likelihood	-335,2326	Akaike criterion	676,4653
Schwarz criterion	681,1313	Hannan-Quinn	678,076
rho	-0,503469	Durbin-Watson	2,89765

LM test for autocorrelation up to order 4 -

Null hypothesis: no autocorrelation

Test statistic: LMF = 2,64603

with p-value =  $P(F(4, 28) > 2,64603) = 0,0543713$

Variance Inflation Factors

Minimum possible value = 1.0

Values > 10.0 may indicate a collinearity problem

d_INVmp	2.564
d_VKT	2.564

RESET test for specification -

Null hypothesis: specification is adequate

Test statistic:  $F(2, 30) = 3,81589$

with p-value =  $P(F(2, 30) > 3,81589) = 0,0333807$

White's test for heteroskedasticity -

Null hypothesis: heteroskedasticity not present

Test statistic: LM = 1,23835

with p-value =  $P(\text{Chi-square}(5) > 1,23835) = 0,941146$

Test for normality of residual -

Null hypothesis: error is normally distributed

Test statistic:  $\text{Chi-square}(2) = 0,853393$

with p-value = 0,652662

Allikas: Autori koostatud Gretl statistikatarkvaras teostatud analüüsi põhjal

Mudelit 2 saab esitada järgmise võrrandina:

$$dKAU = 803 + 16dINVmp + 35,1dVKT + u \dots \dots \dots (2)$$

(626)      (6.18)      (3.58)

$$R^2 = 0,92$$

$$n = 35$$



kus

d - tunnuse diferents,

KAU - Kaubamaja Grupp AS-i käibe (tuh eur),

INVmp - investeringud materiaalsesse põhivarasse (k.a kapitalirent) (mln eur),

VKT - valitsemissektori kogutulud (mln eur),

u - juhuslik liige,

$R^2$  - determinatsioonikordaja,

n - vaatluste arv.

Mudel 2 ka läbib kõiki vajalikke teste, kuid selle puuduseks on suhteliselt nõrgad tulemused mudeli õige kuju (e RESET *test*) ja autokorrelatsiooni testimises.

Nüüd on õiged regressioonimudelid moodustatud ja olulised makromajanduslikud seosed Kaubamaja Grupp AS-i käibega tuvastatud. Järgmiseks sammuks on regressioonimudeli tunnuste modelleerimine tuleviku prognoosiks, kasutades ARIMA mudeleid (Box-Jenkins meetod).

ARIMA mudeli õige kuju leidmine osutus raskeks ülesandeks, kuna puuduvad kindlad reeglid (nagu oli mainitud 1.3. pt), olid ainult mõned mustrid. Ülesanne saab veelgi keerulisemaks, kui esineb sesoonsete ja mittesesonsete AR ja/või MA protsesside kombinatsioon ja tuleb otsida õiget SARIMA mudeli kuju. Pärast korrelogrammide uurimist, kõikidest (juba diferentseeritud) tunnustest (v.a dDEBTn) oli otsustatud võtta sesoonsed diferentsid. Seejärel olid Akaike kriteeriumi põhjal kontrollitud enamlevinud AR ja MA protsessid ja neist valitud kõige sobivamad. Lisaks oli testitud allumine normaaljaotusele. Regressiooni tunnuste prognoosi tulemused on esitatud tabelis 7.

Tabel 7. Mitmese regressiooni sõltumatute tunnuste ARIMA prognoos

Aasta : kvartal	dINVmp	dVKT	dDEBTn	dIMPk	dEvsIk
2019:1	-193,28	-335,4	-353,7	-153,4	133
2019:2	17,48	315,7	-351,9	222	-88,8
2019:3	20,69	-31	-350,5	-104,2	-96,4
2019:4	233,55	186,4	-349,3	217,2	35
2020:1	-193,28	-331,1	-348,4	-173	133
2020:2	17,48	313,6	-347,7	202,4	-88,8
2020:3	20,69	-30	-347,1	-123,8	-96,4
2020:4	233,55	185,9	-346,7	197,6	35
<b>MAPE, %</b>	118,46	65,72	116,38	178,27	190,32
<b>Theil's U</b>	0,63	0,39	0,95	0,61	0,52

Allikas: Autori koostatud Gretl-is läbiviidud analüüsi põhjal

Tabelist 7 saab järeldada, et kõik ARIMA makromajanduslike näitajate prognoosid on paremad kui naiivsed prognoosid (Theil's U alusel), kuid tulemused ei ole väga täpsed (väga suured prognooside keskmised suhtelised absoluutvead ehk MAPE; võib olla tingitud diferentsi poolt). Siiski Kaubamaja Grupp AS-i käibeprognoosiga on olukord teine: prognoos on palju täpsem kui naiivne (Theil's U = 0,19) ning selle MAPE on ainult 1,65%. Tabelis 8 on toodud uuritava ettevõtte käibe prognoosid, mis on võrreldud omavahel tegelike kvartaalsete andmetega MAPE kordaja kaudu.

Tabel 8. Kaubamaja Grupp AS-i lühiajalised käibeprognoosid

Aasta : kvartal	Tegelik käive	ARIMA prognoos	Mudeli 1 prognoos	Mudeli 2 prognoos
2019:1	163695	166332,16	169210,56	168289,99
2019:2	181731	181880,61	180918,16	180453,71
2019:3	179933	174233,15	177603,32	180499,64
2019:4	192614	190425,92	190844,93	191582,09
2020:1	175496	174438,39	177652,96	177671,02
<b>MAPE, %</b>	-	<b>1,32</b>	<b>1,45</b>	<b>1,12</b>

Allikas: Autori arvutused Gretl-is ja MS Excel-is

Tabelis 8 välja toodud MAPE järgi kõik kolm prognoosid osutusid väga edukaks (tulemust vähem kui 10 peetakse väga heaks). Lõputöö alguses püstitatud hüpotees leidis kinnituse vastavalt tabelis 8 esitatud mudeli 2 tulemustele. See tähendab, et makromajanduslike näitajate põhjal Kaubamaja Grupp AS-i käibe prognoos on efektiivsem kui käibe trendi pikendamine (antud juhul, kasutades ARIMA modelleerimist).

### 2.3. Järeldused

Käesolevas töös oli koostatud ning testitud üks põhi- ja üks alternatiivne (ehk lihtsustatud) regressioonimudel vähimruutude meetodi (OLS) abil selleks, et leida, mis Eesti makromajanduslikud näitajad mõjutavad Kaubamaja Grupp AS-i kvartaalset käivet kõige rohkem. Empiiriline uuring oli läbi viidud aastate 2010-2018 kvartaalsete andmete põhjal.

Selgus, et uuritava ettevõtte käibe on mõjutatud selliste makromajanduslike mõõdikute poolt, nagu investeringud materiaalsesse põhivarasse (k.a kapitalirent), kaupade import, kaupade ekspordi ja impordi saldo, valitsemissektori kogutulud ja netovälisvõlg (s.o võlanõuded miinus

võlakohustused). Kõikide nimetatud näitajate kasvu mõju Kaubamaja Grupp AS-i käibele on positiivne. Piirväärtusanalüüs näitab, et *ceteris paribus* (s.t muude tingimuste samaks jäädes):

- investeeringute kasv materiaalsesse põhivarasse 1 mln eur võrra (s.o mudeli ühiku väärtus) suurendab Kaubamaja Grupp AS-i käivet *ca* 16 437 eur võrra;
- kaupade impordi kasv 1 mln eur võrra suurendab Kaubamaja Grupp AS-i käivet *ca* 10 536 eur võrra;
- kaupade ekspordi ja impordi saldo kasv 1 mln eur võrra suurendab Kaubamaja Grupp AS-i käivet *ca* 18 804 eur võrra;
- valitsemissektori kogutulude kasv 1 mln eur võrra suurendab Kaubamaja Grupp AS-i käivet *ca* 33 249 eur võrra;
- valitsemissektori netovõla kasv 1 mln eur võrra suurendab Kaubamaja Grupp AS-i käivet *ca* 2 362 eur võrra.

Ülaltoodud tulemused tuvastavad empiirilisel Kaubamaja Grupp AS-i suurt sõltuvust Eesti majanduse seisust. Antud ettevõtte tundlikkus majanduses toimuvale on päris loogiline, kuna ettevõtte peamiseks tegevusalaks on jae- ja hulgikaubandus, mis olenevalt toote liigist võib väga kiiresti reageerida majanduse suurtele sündmustele.

Üheks selliseks sündmuseks osutus a 2020 COVID-19 (ehk koroonaviiruse) puhang üle maailma (k.a Eesti). Rahandusministri Martin Helme sõnul on eriolukorraga seoses Eesti riigi plaanides vähemalt ühe miljardi euro väärtuses laenu võtmine (Ruuda 2020). Antud toiming võib viidata nt netovõla vähenemisele, mis koostatud mudeli järgi peab vähendama Kaubamaja Grupp AS-i käivet *ca* 2,36 mln eur võrra (*ceteris paribus*). Siiski on kõiki eriolukorra mõjusid ettevõtte käibele väga raske hinnata ja eriti ühekorraga arvestada. Antud juhul täiendavalt kvantitatiivsele prognoosimise lähenemisele tuleks võtta kasutusele ka kvalitatiivset meetodit (nt ekspertide hinnanguid).

Samuti oli antud lõputöös teostatud kolm Kaubamaja Grupp AS-i käibeprognoosi ja võrreldud tegelikkusega keskmise suhtelise absoluutvea (MAPE) abil. Kõik kolm mudelit näitasid väga häid tulemusi MAPE järgi. Parimaks osutus mudeli 2 (e lihtsustatud regressioonmudeli 1) prognoos, mis omakorda kinnitas lõputöös püstitatud hüpoteesi: makromajanduslike näitajate põhjal on Kaubamaja Grupp AS-i käibeprognoos efektiivsem kui käibe trendi pikendamine (ARIMA mudeli näol). Eeldatavasti osutus alternatiivse mudeli prognoos paremaks kui

põhimudeli (mudel 1) prognoos seoses vähima sõltumatute tunnuste arvuga, mida ARIMA mudelid prognoosisid väga suurte MAPE-dega.

Tabelis 9 on välja toodud pt 2.2. tabeli 5 pikendatud prognoosid. Antud perioodi tegelikud väärtused on lõputöö kirjutamise hetkeks kättesaamatud. Seega ei saa kasutada MAPE hinnangut.

Tabel 9. Kaubamaja Grupp AS-i käibeprognoos (tuh eur) aastate 2010-2018 kvartaalsete andmete põhjal (teostatud a 2020 1. kvartalis)

Aasta : kvartal	ARIMA prognoos	Mudeli 1 prognoos	Mudeli 2 prognoos
2020:2	166332,16	169210,56	168289,99
2020:3	181880,61	180918,16	180453,71
2020:4	174233,15	177603,32	180499,64

Allikas: Autori arvutused Gretl-is ja MS Excel-is

Kuigi tabelis 9 esitatud prognoosid ei võta arvesse majanduse eriolukorda (a 2020), neid oleks ikkagi huvitav võrrelda tulevaste tulemustega (ilmuvad kvartaalsetes aruannetes Tallinna Kaubamaja Grupi veebilehel).

Käesoleva töö edasiarendamiseks on palju võimalusi. Esiteks, võiks proovida kontrollida teiste suurte ettevõtete käibe sõltuvust makromajanduslikest teguritest ja ettevõtte enda spetsiifikast (nt uurida lähemalt mõnda ehitusettevõtet, rahvusvahelist firmat, monopolisti vms). Teiseks, võiks proovida kasutada teisi prognoosimise meetodeid ja võib-olla isegi kombineerida neid omavahel; samuti tehisintellekti kasutamine prognoosis võib avada palju uusi perspektiive.

## KOKKUVÕTE

Bakalaureusetöö eesmärgiks oli ette võtta Eesti makromajanduslikud näidikud ja uurida, kas need aitavad prognoosida Tallinna Kaubamaja Grupp AS-i kvartaalset käivet. Analüüsimisele kuulusid aastate 2010-2018 kvartaalsed aegread.

Antud töö eesmärgi saavutamiseks oli koostatud ning testitud üks põhi- ja üks alternatiivne (ehk lihtsustatud) regressioonimudel vähimruutude meetodi (OLS) abil selleks, et leida, mis Eesti makromajanduslikud näitajad mõjutavad Kaubamaja Grupp AS-i kvartaalset käivet kõige rohkem.

Selgus, et uuritava ettevõtte käibe on mõjutatud selliste makromajanduslike mõõdikute poolt, nagu investeeringud materiaalsesse põhivarasse (k.a kapitalirent), kaupade import, kaupade ekspordi ja impordi saldo, valitsemissektori kogutulud ja netovälisvõlg (s.o võlanõuded miinus võlakohustused). Kõikide nimetatud näitajate kasvu mõju Kaubamaja Grupp AS-i käibele on positiivne. Kõige mõjuvamaks näitajaks osutus valitsemissektori kogutulud, mille kasv 1 mln eur võrra peab suurendama Kaubamaja Grupp AS-i käivet ca 33 249 eur võrra (muude tingimuste samaks jäädes).

Väljaselgitatud oluliste makromajanduslike näidikute põhjal oli teostatud kaks uuritava ettevõtte käibeprognoosi, mis olid võrreldud käibe trendi pikendamise prognoosiga (ARIMA mudeli näol) keskmise suhtelise absoluutvea abil (võrdleb prognoosi tulemusi tegelikkusega). Kõik kolm prognoosi näitasid väga häid tulemusi (mitte ühegi prognoosi viga ei ületanud 1,5%). Parimaks osutus alternatiivse (ehk lihtsustatud) regressioonimudeli põhjal läbiviidud prognoos, mis omakorda kinnitas antud lõputöös püstitatud hüpoteesi: makromajanduslike näitajate põhjal on Kaubamaja Grupp AS-i käibeprognoos efektiivsem kui käibe trendi pikendamine.

Käesoleva töö edasiarendamiseks võiks proovida kontrollida teiste suurte ettevõtete käibe sõltuvust makromajanduslikest teguritest ja ettevõtte enda spetsiifikast (nt uurida lähemalt mõnda ehitusettevõtet, rahvusvahelist firmat, monopolisti vms). Samuti võiks proovida kasutada teisi prognoosimise meetodeid ja võib-olla isegi kombineerida neid omavahel; samuti võib tehisintellekti kasutamine prognoosis avada palju uusi perspektiive.

## **SUMMARY**

### **TURNOVER FORECASTING OF TALLINNA KAUBAMAJA GROUP USING MACROECONOMIC INDICATORS**

Artemi Panarin

The goal of the bachelor's thesis was to take Estonian macroeconomic indicators and to investigate whether they help to forecast the quarterly turnover of the Tallinna Kaubamaja trade group. The empirical research was conducted over the 2010-2018 quarterly time series using MS Excel and Gretl econometric package.

In order to achieve the purpose of this work, one basic and one alternative (or simplified) regression models were prepared and tested using the least squares method (OLS) to find out which Estonian macroeconomic indicators affect the quarterly turnover of Tallinna Kaubamaja Group the most.

The turnover of the company was found to be affected by macroeconomic indicators such as investments in tangible goods (including finance leases), imports of goods, net exports of goods, general government revenue and net external debt. The growth of the indicators mentioned has a positive impact on the turnover of Tallinna Kaubamaja Group. The most influential indicator is general government revenue (the 1 million euros growth must increase the turnover of Kaubamaja Group by approximately 33 249 euros; with other conditions equal).

On the basis of the identified important macroeconomic indicators, there were carried out two turnover forecasts. They were also compared to the forecast of turnover's trend extension (by ARIMA model) using the mean absolute percentage error (MAPE). All three forecasts showed very good results (none of the forecast errors exceeded 1,5%). The forecast conducted on the basis of an alternative regression model turned out to be the most accurate. As a result, the research work's hypothesis was confirmed: macroeconomic indicators provide a more accurate turnover forecast of the Tallinna Kaubamaja trade group than the trend extension forecast.

## KASUTATUD ALLIKATE LOETELU

- Verstraete, B., Aghezzaf, E. H., Desmet, B. (2020). A leading macroeconomic indicators' based framework to automatically generate tactical sales forecasts. – *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 139.
- Lin, K. P. (2011). Revenue forecasting using a least-squares support vector regression model in a fuzzy environment. – *Information Sciences*, 220.
- Armstrong, J. S. (2008). Research needs in forecasting. – *International Journal of Forecasting*, Vol. 4, 449-465, 1988.
- Armstrong, J. S. (1979). Advocacy and objectivity in science. – *Management Science*, Vol. 25, No 5, 423-428.
- 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*, Vol. 25, No. 5, 303-324.
- Udom. P., Phumchusri, N. (2014). A comparison study between time series model and ARIMA model for sales forecasting of distributor in plastic industry. – *Journal of Engineering*, Vol. 4, No 2, 32-38.
- Islam, N. (2017). Forecasting Bangladesh's Inflation through Econometric Models. – *American Journal of Economics and Business Administration*, Vol. 9, No 3, 56-60.
- Buettner, T., Kauder, B. (2010). Revenue Forecasting Practices: Differences across Countries and Consequences for Forecasting Performance. – *Fiscal Studies*, Vol. 31, No. 3, 313-340.
- Mentzer, J. T., Cox, J. E. Jr. (1984). Familiarity, application, and performance of sales forecasting techniques. – *Journal of Forecasting*, Vol. 3, No. 1, 27-36.
- Mentzer, J. T., Kahn, K. B. (1995). Forecasting technique familiarity, satisfaction, usage, and application. – *Journal of Forecasting*, Vol. 14, No. 5, 465-476.
- Klassen, R. D., Flores, B. E. (2001). Forecasting practices of Canadian firms: survey results and comparisons. – *International Journal of Production Economics*, Vol. 70, No 2, 163-174.
- Kraft, E., Keles, D., Fichtner, W. (2020). Modelling of Frequency Containment Reserve Prices with Econometrics and Artificial Intelligence. – *Journal of Forecasting*.
- Nyoni, T., Nathaniel, S. P. (2018). Modeling rates of inflation in Nigeria: an application of ARMA, ARIMA and GARCH models. – *Munich Personal RePEc Archive*, No. 91351.

- Nyoni, T. (2018). Box – Jenkins ARIMA Approach to Predicting net FDI inflows in Zimbabwe. – *Munich University Library – Munich Personal RePEc Archive (MPRA)*, No. 87737.
- Hyndman, R. J., Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. – *International Journal of Forecasting*, Vol. 22, No 4, 679-688.
- Chen, H. L. (2008). Using Financial and Macroeconomic Indicators to Forecast Sales of Large Development and Construction Firms. – *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, Vol. 40, 310-331.
- Ji, S., Yu, H., Guo, Y., Zhang, Z. (2016). Research on sales forecasting based on ARIMA and BP neural network combined model. – *ICIIP '16: Proceedings of the 2016 International Conference on Intelligent Information Processing*, No. 41, 1-6.
- Statista (2020) Bangladesh: Inflation rate from 1984 to 2021 (database) [Online]. Kättesaadav: <https://www.statista.com/statistics/438363/inflation-rate-in-bangladesh/>, 30. märts 2020.
- Li, J., Chen, W. (2014). Forecasting macroeconomic time series: Lasso-based approaches and their forecast combinations with dynamic factor models. – *International Journal of Forecasting*, Vol. 30, No 4, 996-1015.
- Ludwig, N., Feuerriegel, S., Neumann, D. (2015). Putting big data analytics to work: Feature selection for forecasting electricity prices using the lasso and random forests. – *Journal of Decision Systems*, Vol. 24, No 1, 19-36.
- Pilinkus, D. (2010). Macroeconomic Indicators and Their Impact on Stock Market Performance in the Short and Long Run: The Case of the Baltic States. – *Technological and Economic Development of Economy*, No 2, 291-304.
- Hsing, Y. (2014). Impacts of macroeconomic factors on the stock market in Estonia. – *Journal of Economics and Development Studies*, Vol. 2, No 2, 23-31.
- Sagaert, Y. R., Aghezzaf, E. H., Kourentzes, N., Desmet, B. (2018). Tactical sales forecasting using a very large set of macroeconomic indicators. – *Journal of Economics and Development Studies*, Vol. 2, No 2, 23-31.
- Grupist. Tallinna Kaubamaja Grupp AS. Kättesaadav: <https://www.tkmgroup.ee/investor/tallinna-kaubamaja-grupp>, 20. aprill 2020.
- Ruuda, L. (2020). Riik võtab viirusega võitlemiseks vähemalt miljard eurot laenu. Kättesaadav: <https://majandus24.postimees.ee/6922308/riik-votab-viirusega-voitlemiseks-vahemalt-miljard-eurot-laenu>, 25. aprill 2020.
- Tallinna Kaubamaja Grupp AS kvartaalsed konsolideeritud vahearuaanded 2010-2020
- Eesti Statistikaamet (2020) TT461: 15-74-aastaste hõiveseisund [E-andmebaas]. Kättesaadav: <http://andmebaas.stat.ee/>, 15. märts 2020
- Eesti Statistikaamet (2020) IA02: Tarbijahinnaindeks, 1997 = 100 [E-andmebaas]. Kättesaadav: <http://andmebaas.stat.ee/>, 15. märts 2020



Eesti Statistikaamet (2020) RAA0012: Sisemajanduse koguprodukt ja kogurahvatulu (ESA 2010) [E-andmebaas]. Kättesaadav: <http://andmebaas.stat.ee/>, 15. märts 2020

Eesti Statistikaamet (2020) EM042: Ettevõtete investeeringud materiaalsesse põhivarasse tegevusala (EMTAK 2008) järgi jooksevhindades [E-andmebaas]. Kättesaadav: <http://andmebaas.stat.ee/>, 15. märts 2020

Eesti Statistikaamet (2020) RR026: Riiklike ja kohalike maksude laekumine [E-andmebaas]. Kättesaadav: <http://andmebaas.stat.ee/>, 15. märts 2020

Eesti Statistikaamet (2020) RR057: Valitsemissektori konsolideeritud tulud ja kulud [E-andmebaas]. Kättesaadav: <http://andmebaas.stat.ee/>, 15. märts 2020

Eesti Pank (2020) Koguvälisvõlg ja netovälisvõlg [E-andmebaas]. Kättesaadav: <https://statistika.eestipank.ee/>, 15. märts 2020

Eesti Pank (2020) Maksebilanss [E-andmebaas]. Kättesaadav: <https://statistika.eestipank.ee/>, 15. märts 2020

# LISAD

## Lisa 1. Lihtlitsents

### **Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks<sup>1</sup>**

Mina Artemi Panarin (*autori nimi*) (sünnikuupäev: .....)

1. annan Tallinna Tehnikaülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose

Tallinna Kaubamaja Grupp As-i käibe prognoosimine tulenevalt makromajanduslikest näitajatest,

*(lõputöö pealkiri)*

mille juhendaja on Tõnn Talpsepp,

*(juhendaja nimi)*

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

1.2 üldsusele kättesaadavaks tegemiseks TalTechi veebikeskkonna kaudu, sealhulgas TalTechi 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.

---

<sup>1</sup>*Lihtlitsents ei kehti juurdepääsupiirangu kehtivuse ajal, välja arvatud ülikooli õigus lõputööd reprodutseerida üksnes säilitamise eesmärgil.*