

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL
Majandusteaduskond
Majandusanalüüsi ja rahanduse instituut

Egert Sekk

**OMXT INDEKSI JA VIIE SUURIMA SKP-GA RIIGI
AKTSIAINDEKSITE VOLATIILSUSTE MODELLEERIMINE**

Bakalaureusetöö

Õppekava TABB, peaeriala ärirahandus

Juhendaja: Tõnn Talpsepp, PhD

Tallinn 2022

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 8181 sõna sissejuhatusest kuni kokkuvõtte lõpuni.

Egert Sekk

(allkiri, kuupäev)

Üliõpilase kood: 193892TABB

Üliõpilase e-posti aadress: egertsekk6@gmail.com

Juhendaja: Tõnn Talpsepp, PhD:

Töö vastab kehtivatele nõuetele

.....

(allkiri, kuupäev)

Kaitsmiskomisjoni esimees:

Lubatud kaitsmisele

.....

(nimi, allkiri, kuupäev)

SISUKORD

LÜHIKOKKUVÕTE	5
SISSEJUHATUS	6
1. VOLATIILSUS	8
1.1. Volatiilsus finantsturgudel.....	8
1.2. Volatiilsuse hindamise mudelid	10
1.2.1 Ajaloolised volatiilsuse mudelid	10
1.2.2. ARCH	11
1.2.3. GARCH.....	11
1.2.4. EGARCH	12
1.3. Volatiilsuse ülekandumine.....	13
1.4. Varasemad uuringud.....	14
2. OMXT JA SUURIMATE SKP-GA RIIKIDE AKTSIAINDEKSID	17
2.1. OMXT	17
2.2. S&P 500.....	18
2.3. Shanghai Composite.....	19
2.4. Nikkei 225.....	19
2.5. DAX	20
2.6. FTSE 100	21
2.7. Indeksite sisu võrdlus	22
3. ANDMED, METOODIKA JA MUDELI EELDUSED	23
3.1. Andmed ja meetoodika.....	23
3.2. Mudeli eeldused	27
4. ANALÜÜS JA JÄRELDUSED.....	29
4.1. Kirjeldav statistika.....	29
4.2. Indeksite tootluste vaheline korrelatsioon	30
4.3. Mudeli eelduste testimine	32
4.4. Keskväärtuse mudelite määramine ja jääkliikmete testimine.....	32
4.5. GARCH mudelid.....	34
4.5.1 GARCH(1,1)	34
4.5.2 EGARCH(1,1).....	35
4.6. GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) adekvaatsuse hindamine.....	36

4.7. Järeldused.....	37
KOKKUVÕTE	39
SUMMARY	41
KASUTATUD ALLIKATE LOETELU.....	44
LISAD	47
Lisa 1. OMXT, S&P 500 ja Shanghai Composite indeksite tootluste Box-Ljungu testide tulemused.....	47
Lisa 2. Nikkei 225, DAX ja FTSE 100 indeksite tootluste Box-Ljungu testide tulemused	49
Lisa 3. ARMA mudelite testimiste tulemused.....	50
Lisa 4. OMXT, S&P 500 ja Shanghai Composite ARMA mudelite jääkliikmete Box-Ljungu testide tulemused.....	51
Lisa 5. Nikkei 225, DAX ja FTSE 100 ARMA mudelite jääkliikmete Box-Ljungu testide tulemused.....	52
Lisa 6. GARCH(1,1) mudelid (OMXT, S&P 500).....	53
Lisa 7. GARCH(1,1) mudelid (Shanghai Composite, Nikkei 225).....	55
Lisa 8. GARCH(1,1) mudelid (DAX, FTSE 100).....	57
Lisa 9. EGARCH(1,1) mudelid (OMXT, S&P 500)	59
Lisa 10. EGARCH(1,1) mudelid (Shanghai Composite, Nikkei 225).....	61
Lisa 11. EGARCH(1,1) mudelid (DAX, FTSE 100).....	63
Lisa 12. OMXT, S&P 500 ja Shanghai Composite GARCH(1,1) mudeli jääkliikmete Box-Ljungu testide tulemused	65
Lisa 13. Nikkei 225, DAX ja FTSE 100 GARCH(1,1) mudeli jääkliikmete Box-Ljungu testide tulemused.....	66
Lisa 14. OMXT, S&P 500 ja Shanghai Composite EGARCH(1,1) mudeli jääkliikmete Box-Ljungu testide tulemused	67
Lisa 15. Nikkei 225, DAX ja FTSE 100 EGARCH(1,1) mudeli jääkliikmete Box-Ljungu testide tulemused.....	68
Lisa 16. Lihtlitsents.....	69

LÜHIKOKKUVÕTE

Käesolevas töös modelleeritakse Eesti ja viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksi volatiilsust. Uurimisprobleem seisneb selles, et varasemalt ei ole nii laiaulatuslikku uuringut tehtud OMX Tallinn (OMXT) indeksi volatiilsuse ja suurimate SKP-ga riikide aktsiaindeksite volatiilsuste võrdluste kohta. Antud töö eesmärk on uurida indeksite tootluste vahelisi seoseid ning võrrelda OMXT indeksi volatiilsust viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksite volatiilsustega. Töös kasutatakse GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudeleid ja uuritakse indeksite tootluste vahelisi korrelatsioonikordajaid ning standardhälbeid.

Töös kasutas autor OMXT indeksi ja viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksi sulgemishindu perioodil 01.03.2007 - 01.03.2022. Töö käigus selgus, et ühelgi töös uuritava aktsiaindeksi tootlusel ei ole väga tugevat seost OMXT indeksi tootlusega. Kõige suurem seos OMXT indeksi tootlusega on Nikkei 225, DAX ja FTSE 100 indeksite tootlustel. Kõige väiksem seos OMXT indeksi tootlusega on S&P 500 ja Shanghai Composite indeksite tootlustel. Analüüsi käigus tuli välja, et kõigi viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksite tootlused on volatiilsemad kui OMXT indeksi tootlus.

GARCH tüüpi mudelite modelleerimisel selgus, et OMXT indeksi volatiilsus on šoki järgselt püsivam kui enamike teiste riikide indeksite volatiilsused. OMXT indeks reageerib negatiivsetele šokkidele võrreldes samaväärsete positiivsete šokkidega väiksema erisusega kui enamike teiste riikide aktsiaindeksid. Mudelite adekvaatsuse hindamisel ei saavutatud ideaalseid tulemusi ja seega ei pruugi tehtud järeldused olla kõige täpsemad. Samas, kuna antud töö keskendus OMXT indeksi ja viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksite volatiilsuste võrdlustele, tuginedes GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudelitele ja eesmärk ei olnud prognoosida indeksite volatiilsust, siis peab autor saadud tulemusi oma bakalaureusetöö jaoks sobivaks.

Võtmesõnad: Volatiilsus, OMXT, S&P 500, Shanghai Composite, Nikkei 225, DAX, FTSE 100, GARCH mudelid.

SISSEJUHATUS

Elame praegu ajastul, kus börside volatiilsus on küllaltki kõrge. Aktsiaindeksid liiguvad pidevalt üles ja alla ning need kõikumised on kohati päris suured. Lisaks on maailma majandused aastate jooksul globaliseerunud ja rahvusvahelised seosed on aina aktuaalsemad. Iga investori jaoks on oluline minimeerida riske ja läbi selle suurendada pikaajalist tootlust. Börside volatiilsus mõjutab teataval määral ka konkreetse riigi majandust ning seeläbi kogu maailma majanduslikku olukorda. Seetõttu on autori arvates vaja pöörata suuremat tähelepanu volatiilsusele ja aktsiaindeksite tootluste seostele erinevate börside vahel.

Fookusesse on autor võtnud Tallinna börsi indeksi volatiilsuse ja võrdluseks on valitud viie suurima sisemajanduse koguproduktiga (SKP-ga) riigi peamise aktsiaindeksi volatiilsused. Uurimisprobleem seisneb selles, et varasemalt ei ole nii laiaulatuslikku uuringut tehtud OMX Tallinn (OMXT) indeksi volatiilsuse ja suurimate SKP-ga riikide aktsiaindeksite volatiilsuste võrdluste kohta. Antud töö eesmärk on uurida indeksi tootluste vahelisi seoseid ning võrrelda OMXT indeksi volatiilsust viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksite volatiilsustega.

Töö eesmärgi saavutamiseks püstitas autor järgnevad uurimisküsimused:

- 1) Milliste riikide aktsiaindeksite tootlustel on kõige suurem seos OMXT indeksi tootlusega ning millistel kõige väiksem?
- 2) Milliste riikide aktsiaindeksid on suurema ning millised väiksema volatiilsusega kui OMXT indeks?
- 3) Kuidas reageerib šokkidele OMXT indeksi volatiilsus võrreldes viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksite volatiilsustega?

Andmeteks on autor valinud OMXT indeksi ja viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksi 15 aasta aegread, kus on indeksi päevased sulgemishinnad perioodil 01.03.2007 - 01.03.2022. Välja on jäetud nädalavahetused ja riigipühade puhul kasutatakse eelmist sulgemishinda. Viis suurima SKP-ga riiki maailmas on USA, Hiina, Jaapan, Saksamaa ja Suurbritannia. Autor on neid riike esindama valinud järgmised indeksid: S&P 500, Shanghai Composite, Nikkei 225, DAX ja FTSE

100. Andmed on võetud Eikoni andmebaasist. Nendele andmetele tuginedes arvutab autor logaritmitud päevased tootlused, mida analüüsil kasutab.

Autor otsustas uurimisküsimustele vastuse leidmiseks läbi viia ökonomeetrilise analüüsi kasutades GARCH ja EGARCH mudeleid. Lisaks uurib autor indeksite tootluste vahelisi korrelatsioonikordajaid ning standardhälbeid. Autori hinnangul on valim kohane ning esinduslik, kuna OMX Tallinna kõrvale on valitud viie suurima SKP-ga riigi peamine aktsiaindeks, mis peegeldab küllaltki hästi konkreetse börsi seisuga. Nende viie suurima SKP-ga riigi hulka kuuluvad maailma suurimad majandused, mille otsesed või kaudsed seosed Eestiga on tõenäolisemalt ka kõige suuremad.

Antud bakalaureusetöö jaguneb neljaks peatükiks. Esimeses peatükis antakse üldisem ülevaade volatiilsusest. Peatükis kirjeldatakse volatiilsuse mõistet, selle esinemist finantsturgudel, võimalikke hindamise mudeleid, ülekandumist erinevate riikide börside vahel ning tuuakse välja varasemad uuringud ja selgunud tulemused. Teises peatükis räägitakse lähemalt töös kasutatud indeksitest. Tuuakse välja, millised on indeksitesse kuuluvad suurima turukapitalisatsiooniga ettevõtted, samuti, milline on erinevate majandusharude osakaal indeksis. Veel pööratakse tähelepanu eri riikide börside lahtiolekuaegadele ja ajavööndite erinevusele ning võrreldakse neid Tallinna näitajatega.

Kolmandas peatükis on välja toodud ülevaade bakalaureusetöös kasutatavatest andmetest, meetodikast ning mudelite puhul vajalikest eeldustest. Peatükis räägitakse lahti, kuidas andmed saadi, milliseid andmeid kasutati, kuidas neid rakendati ja mis eeldused tuli enne analüüsi veel täita. Neljandas peatükis on kajastatud analüüsi tulemused ja nende põhjal tehtud järeldused. Lisaks kirjeldatakse peatükis lähemalt analüüsiprotsessi, tuuakse välja kirjeldav statistika ning töö käigus saadud tulemused ja vastavalt tulemustele tehtud järeldused.

1. VOLATIILSUS

1.1. Volatiilsus finantsturgudel

Finantsturgudel iseloomustatakse volatiilsust kui statistilist mõõdikut, millega on võimalik hinnata väärtpaberi, aktsiaindeksi või mõne muu finantsinstrumendi hinnaliikumist kindla perioodi jooksul. Üldiselt lähtutakse sellisest kontseptsioonist, et mida kõrgem on finantsinstrumendi volatiilsus, seda riskantsem see konkreetne investering investori jaoks on. (Hayes 2021) Poon (2005) on toonud aga välja, et volatiilsusel ja riskil eksisteerib omavaheline seos, kuid tihti hinnatakse seda suuremaks, kui see tegelikult on. Lisaks ka seda, et volatiilsus ei ole hea riski mõõdik, kuna see näitab jaotuse ulatust, kuid mitte selle kuju.

Volatiilsuse hindamiseks kasutatakse enamasti standardhälvet või investeringu tootluse varieerumist mingi ajaperioodi jooksul (Hayes 2021). Poon (2005) pakub alternatiivina kasutada dispersiooni, mille puhul on tegemist standardhälbe ruuduga (σ^2). Samas on standardhälbe eeliseks see, et ühik on sama, mis valemis oleval perioodi keskmisel, dispersiooni puhul esitatakse tulemus ruuduna. Seetõttu on standardhälbe kasutamine võrreldes dispersiooniga mugavam ja volatiilsuse hindamisel intuitiivne. (*Ibid.*) Finantsökonomitide hinnangul on standardhälve küllaltki hea volatiilsuse hindamisvahend, sest see koondab kokku ekstreemsete väärtuste esinemise tõenäosuse. Seega suurema standardhälbe puhul kaasneb ka suurem ekstreemse tootluse esinemise tõenäosus. (Schwert 2011)

Standardhälvet leitakse järgmise valemiga (1) (Poon 2005):

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (r_t - \mu)^2} \quad (1)$$

kus

$\hat{\sigma}$ – standardhälve,

T – valitud periood päevades,

r_t – tootlus päeval t,

μ – valitud perioodi keskmine tootlus.

Volatiilsusel on üldisemas majanduses ja finantsalastes uuringutes väga oluline roll. Kuna see on selgelt seotud turu ebakindlusega ja omab otsest mõju investorite käitumisele, siis võib seda pidada üheks peamiseks finantsturgude karakteristikuks. Selleks, et maandada võimalikke riske, on relevantne hinnata võimalikult täpselt aktsiaindeksite tootluste volatiilsust. Hoolimata sellest, et on loodud mitmeid erinevaid mudeleid ja tehnikaid volatiilsuse hindamiseks, tuleb arvestada seda, et kõikide aktsiaturgude hindamiseks ei pruugi need vahendid üheselt sobida. Seetõttu on finantsanalüütikute ja teadlaste jaoks ka tänasel päeval turutootluse ja volatiilsuse ennustamine küllaltki keeruline. (Bhowmik, Wang 2020)

Volatiilsuse hindamisel on ajalooliselt uuringute sisendina kasutatud kvartali- ja kuupõhiseid andmeid, kuid tänu andmete kättesaadavuse paranemisele on tänapäeval võimalik kasutada andmeid, mille põhjal saab arvutada nädala, päeva ja ka päevasiseseid tootlusi. Mida kitsamaks need andmed lähevad, seda täpsemaks kujuneb tehtav uuring. Samas ei võimalda standardsed kasutusel olevad volatiilsusemudelid, mis on keskendunud päevastele tootlustele, sobituda päevasiseste andmetega. Samuti mudelid, mis on loodud päevasiseste tootluste jaoks, ei ühildu päevaste tulumääradega. Seetõttu keskendutakse volatiilsuse hindamisel enamasti päevastele tootlustele. (Andersen *et al.* 2003)

Finantsinstrumentide hinna aegridade puhul on kaks võimalust tootluse arvutamiseks. Esimene võimalus on arvutada tootlus välja lihtsate tulumääradega ja teine võimalus on kasutada logaritmitud tulumäärasid. Logaritmitud tootluse puhul saab välja tuua asjaolu, et seda saab tõlgendada pideva tulumäärana, seega ei ole arvutamise tihedus enam oluline ja see omakorda soodustab erinevate varade omavahelist võrreldavust. Samas saab negatiivsest aspektist välja tuua selle, et kui lihtsate tulumäärade puhul on portfelli tootlus üksikute varade lihtsate tulumäärade kaalutud keskmine, siis logaritmitud tulumäärade puhul see nii ei ole. (Brooks 2019, 127-128)

Lihtsad tulumäärad leitakse järgmise valemiga (2) (*Ibid.*, 126):

$$R_t = \frac{p_t - p_{t-1}}{p_{t-1}} \cdot 100\% \quad (2)$$

kus

R_t – tootlus ajahetkel t ,

p_t – vara hind ajahetkel t .

Logaritmitud tulumäärad leitakse järgneva valemiga (3) (*Ibid.*, 126):

$$r_t = 100\% \cdot \ln \left(\frac{p_t}{p_{t-1}} \right) \quad (3)$$

kus

r_t – tootlus ajahetkel t ,

p_t – vara hind ajahetkel t .

Tuginedes eeltoodule on töö autor teinud otsuse kasutada oma töös päevaseid tulumäärasid, et soodustada veelgi erinevate varade omavahelist võrreldavust. Selleks kasutab autor ülal esitatud logaritmitud tulumäärade valemit.

1.2. Volatiilsuse hindamise mudelid

Finantsturgude volatiilsuse puhul esineb tihti kuhjumist. See tähendab seda, et volatiilsematele perioodidele järgnevad volatiilsemad perioodid ja vähem volatiilsematele vähem volatiilsemad perioodid (Poon 2005). Seega on praegune volatiilsuse tase positiivses korrelatsioonis vahetult sellele eelnenud perioodide volatiilsusega (Brooks 2019, 507). Samuti areneb volatiilsus aja jooksul pidevalt ehk katkematult. Veel saab välja tuua selle, et volatiilsusel on teatud vahemik, mille vahel see kõigub ja seetõttu esineb tihti statsionaarsust. Hinna tõusudele ja langustele võib volatiilsus reageerida erineva tugevusega. (Panda, Nanda 2018)

Just nendele omadustele tuginedes hakati koostama volatiilsuse mudeleid. ARCH (*AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity*) ja GARCH (*Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity*) mudelid on loodud selleks, et hinnata volatiilsust ja selle püsivust teatud perioodi jooksul. (*Ibid.*) Need mudelid on kujunenud peamisteks vahenditeks volatiilsuse modelleerimisel (Engle 2001). EGARCH (*Exponential Generalized AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity*) mudel loodi funktsiooniga selgitada välja volatiilsuses esinev asümmeetria, mis on põhjustatud suurtest positiivsetest ja negatiivsetest tulumääradest. (Panda, Nanda 2018) Samas, tuginedes kirjandusele, on kõige populaarsemad mudelid volatiilsuse ülekandumise analüüsimisel seni olnud BEKK-GARCH ja VAR-GARCH (Wang *et al.* 2018).

1.2.1 Ajaloolised volatiilsuse mudelid

Ajaloolisi volatiilsuse mudeleid on võrreldes teiste volatiilsuse hindamise mudelitega palju lihtsam mõjutada ja manipuleerida. Samas on ajaloolised mudelid saanud küllaltki hästi hakkama volatiilsuse prognoosimisega ja nii mõnedki varasemalt läbiviidud uuringute tulemused on

tõdenud seda, et ajaloolised mudelid suudavad paremini volatiilsust prognoosida kui teised mudelid. Ajaloolisi mudeleid on kahte tüüpi: ühe konkreetse olekuga mudelid (*single-state models*) ja režiimi vahetavad mudelid (*regime-switching models*). (Poon 2005) Kuna antud töö ei keskendu volatiilsuse prognoosimisele, siis ajaloolistele mudelitele suuremat tähelepanu ei pöörata.

1.2.2. ARCH

ARCH mudeli loojaks saab pidada Robert F. Englet, kes pani sellele aluse 1982. aastal. Tema eesmärk oli hinnata volatiilsuse püsivust inflatsiooni puhul. Hiljem on sellele erinevate teadlaste poolt tehtud täiendusi. Kui võrrelda ARCH mudelit ajalooliste mudelitega, siis saab välja tuua selle, et mudelis ei kasutata varasemate perioodide standardhälbeid, vaid koostatakse suurima tõepära meetodi kaudu varade tootluste tingimuslik dispersioon. (Poon 2005) Kuna bakalaureusetöö fookuses on GARCH mudelid, siis ei kirjeldata ARCH mudelit väga põhjalikult.

ARCH(q) mudel näeb välja järgmine (4) (Brooks 2019, 509):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q u_{t-q}^2 \quad (4)$$

kus

σ_t^2 – tingimuslik dispersioon,

α_0 – konstant,

α – parameetrite hinnangud,

u_{t-1}^2 – jääkliikme ruut,

q – viitaeg.

1.2.3. GARCH

ARCH mudelist samm edasi on GARCH mudel, mida kasutatakse enamasti aegriidade volatiilsuse hindamisel. GARCH mudeli autorina saab välja tuua Bollerslevi (1986), kes selle esmakordselt välja pakkus. Selle kohaselt tootluste tingimuslik dispersioon ei sõltu mitte ainult võrrandi keskmise jääkliikmete ruutudest, vaid ka selle mineviku väärtustest. Tüüpiline GARCH(1,1) mudel koosneb ühest ARCH (α_i) ja ühest GARCH (β_j) tunnusest. Liites need tunnused α ja β omavahel kokku, saab teha teatavaid järeldusi. Kui saadud tulemus on ühele küllaltki lähedal, siis on indeksite tootluste puhul esinevad šokid väga püsivad. (Srinivasan, Ibrahim 2010)

GARCH mudeli eelistena ARCH mudeli ees saab välja tuua selle, et antud mudel pigem väldib liigset sobitamist (*overfitting*) ja kasutab väiksemat arvu sisendparameetreid ning seetõttu on võimalik tulemusi lihtsamini mõista ja tõlgendada. Sellest tulenevalt esineb väiksem võimalus, et

rikutakse mittenegatiivsuse piiranguid. Teatavasti on jõutud seisukohale, et väga tihti reageerivad finantsaegread negatiivsetele šokkidele tugevamini kui positiivsetele ja seetõttu on oluline pöörata tähelepanu aegride puhul asümmeetriale. (Brooks 2019) Paraku tavaline GARCH mudel on sümmeetriline ega suuda hinnata asümmeetria esinemist ja seetõttu tuleks tähelepanu pöörata ka teistele GARCH mudelitele (Srinivasan, Ibrahim 2010)

GARCH (p,q) mudel näeb välja järgmine (5) (Bollerslev 1986):

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (5)$$

$$p \geq 0, \quad q > 0$$

$$\omega > 0, \quad \alpha_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, q$$

$$\beta \geq 0, \quad j = 1, \dots, p$$

kus

σ_t^2 – tingimuslik dispersioon,

ω – pikaajaline keskmine dispersioon,

α_i, β_j – parameetrite hinnangud,

ε_t – jääkliige ajahetkel t,

j – p järkude arv,

i – q järkude arv.

1.2.4. EGARCH

Nagu mainitud sai, jääb tavalisest GARCH mudelist puudu, et finantsaegridades potentsiaalselt esinevat asümmeetriat hinnata. Selleks, et seda probleemi lahendada, pakkus Nelson (1991) välja eksponentsiaalse GARCH vormi, mida tuntakse ka kui EGARCH mudelit. EGARCH mudeli eelisena saab välja tuua selle, et see on paindlikum, kuna ei sea parameetritele nõudmisi, et need peaksid tulema positiivsed, vaid annab neile võimaluse olla ka negatiivne, seega hoolimata parameetrite ees olevast märgist, tuleb dispersioon positiivne (Mills 2019, 167).

EGARCH (p,q) mudel näeb välja järgmine (6) (Brooks 2019, 523):

$$\ln(\sigma_t^2) = a_0 + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + \alpha \left[\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] \quad (6)$$

kus

σ_t^2 – tingimuslik dispersioon,

α, β, γ – parameetrite hinnangud,

a_0 – konstant,

u_{t-1} – jääkliige.

1.3. Volatiilsuse ülekandumine

Arvestades, et erinevate aktsiaindeksite ja börside volatiilsuste vahel esineb seoseid, siis sellest tulenevalt võivad toimuda volatiilsuse ülekandumised. See tähendab seda, et ühel aktsiaindeksil või börsil esile kerkinud volatiilsus võib teatava viivitusega kanduda edasi ka teistele aktsiaindeksitele ja börsidele. Antud alapeatükk annab väikese ülevaate volatiilsuse ülekandumisest.

Lähtudes maailma majanduste ja finantsturgude lõimumisest, oleme tänasel päeval seisus, kus iga investori jaoks on oluline olla kursis turuga, kuhu investeeritakse ning samuti kõikide nende turgudega, mis omavad sellega kas otseseid või kaudseid suhteid ja võivad mõjutada kuidagi selle turu käekäiku. Finantsturgude vahelised dünaamilised vastastikused seosed ja lühiajalised viivitussuhted (*short-term lead-lag relationships*) soodustavad laiaulatuslikumat teabe ja volatiilsuse ülekandumist erinevate aktsiaturgude tulumäärade vahel. (Panda, Nanda 2018) Ülemaailmse globaliseerumise tulemusena oleme jõudnud olukorda, kus šokk ühel aktsiaturul ei mõjuta mitte ainult kohalikku turgu, vaid need mõjutused kanduvad edasi ka teiste riikide börsidele, millel vahel eksisteerib majanduslik seos. Näitena saab tuua 11.09.2001 Ameerikas toimunud terrorirünnaku poolt vallandunud volatiilsuse USA aktsiaturgudel, mis kandus edasi enamike maailma riikide börsidele. (Lee 2009)

Volatiilsuse ülekandumise efekti uurimine erinevate aktsiaturgude vahel on finantsstabiilsuse perspektiivi kohaselt küllaltki oluline, kuna turgudevahelised seosed võivad selgelt mõjutada valitsuse poolt finantsturgudele rakendatava poliitika toimimise edukust. Samuti annab volatiilsuse ülekandumise uurimine parema ülevaate potentsiaalsete riskide ja võimalike tootluste kohta. (Kara *et al.* 2022) Kui vaadata nüüd minevikku ja tugineda varasematele kriisidele, siis saab välja tuua selle, et finantsstabiilsuse kohapealt on ohtlikumad just järsud volatiilsuse tõusud, mitte püsivalt kõrge volatiilsus pikema perioodi jooksul. Sellele kõigele tuginedes on aktsiaturu poliitikakujundajate ja osaliste jaoks olulisem keskenduda ebastabiilsuse vähendamisele, mis võib ootamatult tugeva volatiilsuse endaga kaasa tuua, mitte üldisele volatiilsuse minimeerimisele. (International Monetary Fund 2003, 62)

Aktsiaturgude seoste kontseptsioon tugineb integratsiooni- ja diversifitseerimisteooriale. Integratsiooniteooria järgi on turud omavahel seotud siis, kui ainult ühised riskifaktorid kujundavad tootlust. Vastavalt kaasaegse portfelli teooriale diversifitseerimisteooria keskendub

portfelli hajutamisele ja seega peaksid investorid maksimeerima oma portfelli tootlust, samal ajal minimeerides oma portfelli riski. Sellest lähtuvalt tuleks portfelli valida varasid, mis on omavahel madala korrelatsiooniga. Kui korrelatsioon varade vahel on madal, on võimalik riske maandada ja läbi selle pikaajaliselt tõsta ka oma portfelli tootlust. (Panda, Nanda 2018)

1.4. Varasemad uuringud

Autor pöörab esialgu tähelepanu globaalsetele turgudele ja suurematele börsidele ning hiljem toob välja ka varasemad uuringud, mis puudutavad otseselt OMXT indeksit. Moon ja Yu (2010) uurisid S&P 500 (USA) ja SSE (Hiina) indeksite volatiilsuste vahelisi seoseid ja võimalikku volatiilsuse ülekandumist. Nad kasutasid oma töös indeksite päevaseid tootlusi aastatel 1999 - 2007 ning rakendasid sümmeetrilisi ja asümmeetrilisi GARCH mudelid. Tulemustest selgus, et S&P 500 indeksi tootluse volatiilsuse puhul esines nii sümmeetriline kui ka asümmeetriline ülekandumine SSE indeksi tootluse volatiilsusele. Selgus, et head uudised USA-st vähendasid volatiilsust Hiina aktsiaturul. Samuti leiti, et esineb vastupidine efekt, et SSE indeksi volatiilsuselt toimub sümmeetriline ülekandumine S&P 500 indeksi volatiilsusele.

Loh (2013) uuris 13 Aasia ja Vaikse ookeani piirkonna aktsiaturu tootluste koosliikumist Euroopa ja USA aktsiaturgude tootlustega. Teiste hulgas olid esindatud ka selles bakalaureusetöös kasutatavad riigid Hiina (Shanghai Composite indeks) ja Jaapan (Nikkei indeks). Analüüsi käigus kasutati nädala tootlusi perioodil 2001-2012. Tulemustest selgus, et sel perioodil esines enamike Aasia ja Vaikse ookeani piirkonna aktsiaturgude puhul tugev koosliikumine pikal perioodil, kuid lühemal perioodil oli see seos pigem nõrk. Välja saab tuua ka selle, et Hiina aktsiaturu puhul oli seos Euroopa aktsiaturuga kõige nõrgem ning Jaapani seos Euroopaga suurenes alates 2005. aastast ja USA-ga 2006. aastast.

Keskendudes nüüd Balti riikidele ja konkreetselt OMXT indeksile, saab välja tuua mõningad varasemad uuringud. Deltuvaite (2015) on uurinud Balti aktsiaturgude ja globaalsete finantsturgude omavahelist lõimumist, keskendudes Balti riikide päevastele indeksite tootlustele aastatel 2000-2014. Uuringu käigus jõuti arusaamani, et kolme riigi aktsiaturgude seos globaalsete turgudega on küllatki väike. Samas tugevam korrelatsioon eksisteeris Eesti ja Leedu aktsiaturgudel ning seos Läti turuga oli pigem madal. Deltuvaite hinnangul selgitab olukorda see, et Eesti ja Leedu aktsiaturul tegutsevate välisinvestorite hulk on suurem kui Lätis.

Kuusk *et al.* (2011) on uurinud, kas 2008. aasta Ameerika Ühendriikidest alguse saanud majanduskriis kandus edasi Balti riikidesse. Töös keskenduti päevastele S&P 500, OMX Tallinna, OMX Riga ja OMX Vilniuse indeksite sulgemishindadele aastatel 2008-2009. Kriisi algushetkeks määrati Lehman Brothersi pankrott 15. septembril 2008. Tulemustest selgus, et korrelatsioon indeksite tootluste vahel kriisi ajal, võrreldes kriisile eelnenud perioodiga, suurenes. Samas tingimuslikele dispersioonidele tuginedes saab väita, et volatiilsuse ülekandumist siiski ei esinenud.

Remmelgas (2021) uuris oma magistritöös Balti riikide, USA, Saksamaa ning Suurbritannia aktsiaindeksite volatiilsuste omavahelisi seoseid perioodil 2000-2020. Töö autor kasutas analüüsi käigus GARCH mudeleid. Tulemustest selgus, et šokid teistel börsidel põhjustavad volatiilsust ka Balti riikides, kuid need seosed on pigem nõrgad. Lisaks leiti, et hinnašokid vaibuvad Balti riikides kiiremini maha ja olukord stabiliseerub võrreldes globaalsete börsidega lühema aja jooksul. Jõuti järeldusele, et kriiside ajal esineb erinevate börside tootluste vahel tugevam korrelatsioon võrreldes stabiilsemate perioodidega. Globaalsete turgude puhul jõuti järeldusele, et positiivsetele ja negatiivsetele šokkidele reageerib börs erinevalt. Balti riikide puhul aga oli tulemus ühesugune ja šokk tõi kaasa sarnase volatiilsuse amplituudi. Samas leidis Guštšak (2015) enda magistritööd koostades, et Balti aktsiaturgude volatiilsuse puhul esineb negatiivsete šokkide suhtes asümmeetria.

Przekota *et al.* (2019) uurisid aktsiaturgude ja majanduse seoseid, keskendudes Kesk- ja Ida-Euroopa riikidele. Fookusesse võeti Saksamaa peamine indeks DAX ja vaadati selle seoseid Poola, Tšehhi, Slovakkia, Ungari, Rumeenia, Bulgaaria ja Balti riikide aktsiaindeksitega. Autorid jõudsid oma analüüsi käigus selgusele, et lühiajalised DAX indeksi hinna muutused kanduvad koheselt edasi väikestele Euroopa börsidele, sh Tallinna börsile. Pikaajalisi seoseid, mis olid statistiliselt olulised, leiti aga vaid Rumeenia, Bulgaaria ja Leedu börsiga.

Duraškovic *et al.* (2019) uurisid volatiilsuse ülekandumist ja portfelli ülesehitust Balti aktsiaindeksite vahel erinevatel ajaperioodidel. Lisaks toodi võrdluseks ka Saksamaa indeks. Nad rakendasid analüüsimisel erinevaid meetodeid ja teiste hulgas oli kasutusel ka EGARCH(1,1) mudel. Töös kasutatavad indeksid olid OMXT, OMXR, OMXV ja Saksamaad esindav DAX indeks. Uurimise käigus kasutati andmeid, mis esindasid perioodi 2000 – 2018. Selgus, et riski

integratsioon Balti riikide ja ka Saksamaa aktsiaturu vahel ei ole eriti tugev. Lisaks leiti, et OMXR indeksi tingimuslik volatiilsus kujundab mingil määral OMXV ja OMXT indeksi volatiilsust.

2. OMXT JA SUURIMATE SKP-GA RIIKIDE AKTSIAINDEKSID

Selles peatükis räägib autor lähemalt analüüsi jaoks valitud indeksitest ja nende sisust. Ülevaade luuakse järgmiste indeksite koha: Tallinna börsi esindav OMXT indeks, USA-d esindav S&P 500 indeks, Hiinast Shanghai Composite indeks, Jaapanist Nikkei 225 indeks, Saksamaalt DAX indeks ja Suurbritanniast FTSE 100 indeks. Samuti pöörab autor tähelepanu börsidele, kus need indeksid asuvad ja räägib nende lahtiolekuaegadest. Lisaks on võrdluseks toodud ka ajavööndid, kus nimetatud börsid asuvad ja võrreldud neid Tallinna börsi andmetega.

2.1. OMXT

Tallinna börsi põhinimekirjas on noteeritud 18 ettevõtet, lisanimekirjas on kaks ja First Northi aktsianimekirja hulka kuulub üheksa ettevõtet. Seega kokku on Tallinna börsil võimalik kaubelda 29 erineva aktsiaga. Tallinna börsi üldine indeks kannab nime OMXT, mis sisaldab kõiki neid Tallinna börsil noteeritud ettevõtteid, mida autor eelpool mainis. Kõige suurema turukapitalisatsiooniga on hetkel LHV, Enefit Green, Tallinna Kaubamaja Grupp ja Tallinna Sadam. OMXT indeksi puhul on tegemist tulususindeksiga, mis tähendab seda, et seal lähtutakse indeksis sisalduvate aktsiate kogutootlusest ehk lisaks hinnamuutustele on seal kajastatud ka dividendimaksud, mida reinvesteeritakse. (Nasdaq Baltic 2022)

Tabel 1. OMXT indeksisse kuuluvate ettevõtete arv majandusharu järgi

Majandusharu	Ettevõtete arv
Teisesed tarbekaubad	9
Tööstused	6
Finantsteenused	4
Kinnisvara	4
Kommunaalteenused	2
Esmatarbekaubad	2
Telekommunikatsioon	1
Tehnoloogia	1

Allikas: Autori arvutused Nasdaq Baltic andmete põhjal

Tabelis 1 on toodud ülevaade, kui suur on konkreetse majandusharuga tegelevate ettevõtete hulk OMXT indeksis. Kõige enam on indeksis selliseid ettevõtteid, mille majandusharuks on märgitud teisesed tarbekaubad, teisel kohal on tööstused, millele järgnevad finantsteenused ja kinnisvara. Teiste majandusharude osalus OMXT indeksis on juba väiksem. Teatavasti on Tallina börs avatud ajavahemikul 10:00 – 16:00 kohaliku aja järgi. Selleks, et luua võrdlusmomenti erinevate riikide puhul, toob autor välja ajavööndi, kuhu Eesti kuulub. Talvisel ajal on Eesti ajavööndiks +2 UTC, suvisel perioodil on selleks +3 UTC.

2.2. S&P 500

S&P 500 puhul on tegemist kõige läbipaistvama, mainekama ja laiapõhjalisema indeksiga Ameerikas (Bennett *et al.* 2020). See koosneb ligikaudu 500-st (hetkel 505) USA ettevõttest, mis on noteeritud Nasdaq ja New Yorgi börsil. Kõige suurema turukapitalisatsiooniga ettevõtte aktsiad S&P 500 indeksis on hetkel Apple Inc, Microsoft Corp, Alphabet Inc ja Amazon.Com Inc (Stock Market MBA). Samuti leidub seal väga palju teisi ülemaailmselt tuntud ettevõtete aktsiaid. Teiste seas kuuluvad indeksisse veel näiteks Tesla Inc, Berkshire Hathaway Inc. Class B, Facebook Inc Class A, Coca – Cola, Bank of America Corp jne (*ibid.*). S&P 500 indeksis olevate ettevõtete peamisteks tegevusvaldkondadeks on erinevad tööstused, teisesed tarbekaubad, tehnoloogia, finantsteenused ja tervishoid. Täpsemalt on võimalik vaadata S&P 500 indeksis olevate ettevõtete majandusharude jaotust tabelist 2.

Tabel 2. S&P 500 indeksisse kuuluvate ettevõtete arv majandusharu järgi

Majandusharu	Ettevõtete arv
Tööstused	100
Teisesed tarbekaubad	92
Tehnoloogia	75
Finantsteenused	67
Tervishoid	65
Kommunaalteenused	29
Kinnisvara	29
Telekommunikatsioon	27
Energia	21

Allikas: Autori arvutused Stock Market MBA andmete põhjal

Nasdaq ja NYSE-i (*New York Stock Exchange*) börs on avatud 9:30 – 16:00 kohaliku aja järgi. Talvisel ajal on New Yorgis valitsev ajavöönd -5 UTC ja suvisel perioodil on ajavööndiks -4 UTC.

Seega on nii suvisel kui ka talvisel perioodil aeg New Yorgis 7 tundi tagapool kui Tallinnas. Lähtudes Eesti ajast, on Tallinna börs avatud Eesti aja järgi hommikul ja USA börsid (Nasdaq ja NYSE) õhtul, seega pole börsid samaaegselt avatud.

2.3. Shanghai Composite

Shanghai Composite on Hiina aktsiaindeks, mis koosneb kõikidest Shanghai börsil noteeritud ettevõtetest. Sinna kuuluvad nii A- kui ka B-aktsiad. A-aktsiate puhul on tegemist ettevõtetega, mis asuvad ja on loodud Hiinas. B-aktsiad on sellised, millega kaubeldakse välisvaluutades ja nende puhul on tegu välismaiste aktsiatega, millega on võimalik Hiinas kaubelda. Esimest korda moodustati Shanghai Composite indeks 1991. aasta juulis. Antud indeks annab väga hea ülevaate Hiina väärtpaberiturgudel toimuvast ning tegemist on Hiinas enim kasutatud aktsiaindeksiga. Hetkel on Shanghai börsil noteeritud 2067 ettevõtet. Kõige suurema turukapitalisatsiooniga ettevõtted, mis kuuluvad Shanghai Composite indeksisse, on energeetika- ja keemiatööstusettevõtte Sinopec corp, investeerimispank CITIC Securities, pank Shanghai Pudong Development Bank, pank CMBC ja tööstusettevõtte SANY. (Shanghai Stock Exchange 2022)

Kuna antud indeksis on väga palju ettevõtteid ja kogu seda informatsiooni on keeruline hoomata, siis ei too autor välja arvuliselt ettevõtete arvu, vaid toob välja peamised majandusharud, mida esindavaid ettevõtteid on seal indeksis kõige enam. Selgelt on kõige enam Shanghai Composite indeksis tootmisega tegelevaid ettevõtteid, kuid palju on ka finantsteenuste, kommunaalteenuste ja tarbekaupadega tegelevaid ettevõtteid. Shanghai börs on avatud ajavahemikul 9:30 – 15:00. Shanghais on aastaringselt sama aeg ehk seal suve- ja talveaja puhul erinevusi ei esine. Shanghais olev ajavöönd on +8 UTC, seega talvisel ajal ollakse Eesti ajast 6 tundi ja suvisel perioodil 5 tundi eespool.

2.4. Nikkei 225

Nikkei 225 indeks on Jaapani indeks, kuhu kuulub 225 suurimat ja hea mainega Jaapani ettevõtet. Antud indeks asub Tokyo börsil. Tuntumatest ettevõtetest, mis kuuluvad Nikkei 225 indeksisse, saab välja tuua Sony, Canoni, Nissani ja Honda (Chen 2021). Kõige enam on mainitud indeksis tööstusega tegelevaid ettevõtteid, väga palju on ka erinevate tehnoloogiaharude-, tarbekaupade- ja

finantsteenustega tegelevaid ettevõtteid. Tabel 3 annab põhjalikuma ülevaate Nikkei 225 indeksisse kuuluvate ettevõtete arvu kohta lähtuvalt majandusharust.

Tabel 3. Nikkei 225 indeksisse kuuluvate ettevõtete arv majandusharu järgi.

Majandusharu	Ettevõtete arv
Tööstused	87
Tehnoloogia	58
Teised tarbekaubad	34
Finantsteenused	21
Transport	15
Kinnisvara	5
Kommunaalteenused	5

Allikas: Autori arvutused Nikkei Indexes andmete põhjal

Tokyos valitsev ajavöönd on +9 UTC ja teatavasti seal riigis juba ammu ajast kella ei keerata. Seega võrreldes Tallinnaga on kell Tokyos talvisel ajal 7 tundi ja suvisel perioodil 6 tundi eespool. Tokyo börs on avatud kahes osas - hommikul 9:00 - 11:30 ja pärastlõunal 12:30 - 15:00 kohaliku aja järgi. Seega sealne börs on avatud juba mõnda aega enne Tallinna börsi avanemist.

2.5. DAX

DAX indeksi näol on tegemist Saksamaa börsi küllatki hästi hindava mõõdikuga, kuna sinna kuuluvad 40 suurimat Saksamaa ettevõtet, mis on Frankfurdi börsil noteeritud. DAX indeksisse kuuluvad ettevõtted moodustavad umbes 80% kogu Frankfurdi börsi turukapitalisatsioonist, seega on tegemist piisavalt esindusliku indeksiga. (Deutsche Börse Group 2022) Kõige suurema turukapitalisatsiooniga ettevõtted DAX indeksis on hetkel Linde plc, SAP SE, Siemens AG, Allianz SE ja Airbus SE. Lisaks leiab sealt ka palju teisi üldsusele tuttavaid ettevõtteid nagu näiteks Volkswagen AG, Mercedes Benz Group, BMW AG st, Adidas AG, PUMA SE, Deutsche Bank AG jne. (Börse Frankfurt 2022) Enim kuulub DAX indeksisse ettevõtteid, mille majandusharuks saab pidada tööstust. Sellele järgnevad teisesed tarbekaubad, meditsiin ja finantsteenused. Teiste osalused on juba väiksemad. Selge ülevaate saab tabelist 4, kus on välja toodud DAX indeksisse kuuluvate ettevõtete arv majandusharu põhjal.

Tabel 4. DAX indeksisse kuuluvate ettevõtete arv majandusharu järgi

Majandusharu	Ettevõtete arv
Tööstused	14
Teisesed tarbekaubad	7
Tervishoid	6
Finantsteenused	4
Kommunaalteenused	2
Tehnoloogia	2
Logistika	2
Kinnisvara	1
Telekommunikatsioon	1
Turustus/müük	1

Allikas: Autori arvutused Börse Frankfurt andmete põhjal

Kohaliku aja järgi on Frankfurdi börsil võimalik kaubelda ajavahemikul 9:00 - 17:30. Talvisel perioodil on Frankfurdis kehtiv ajavöönd +1 UTC. Suvisel ajal on ajavööndiks +2 UTC. Seega tuues võrdluseks Tallina börsi, saab välja tuua, et kuna Frankfurdi börs avaneb hommikul tund aega varem ning aeg on seal tunni jagu maas, siis tegelikult avanevad börsid samaaegselt. Samas on Frankfurdi börs ajaliselt kauem avatud.

2.6. FTSE 100

FTSE 100 indeks koondab kokku 100 suurimat ettevõtet, mis on noteeritud Londoni börsil (Mase 2007). Ettevõtete indeksisse valimisel hinnatakse seda, milline on ettevõtte turukapitalisatsioon ehk eesmärk on täita indeks 100 Londoni börsil noteeritud ettevõttega, mis omavad suurimat turukapitalisatsiooni. Indeksi koosseisu uuendatakse kvartaalselt ja kui mõni ettevõtte langeb 111. kohale või veel madalamale, eemaldatakse see automaatselt. Sama kehtib ka tõusu puhul, kus tuleks jõuda vähemalt 90. kohale, mis tagaks indeksis koha. (Daya *et al.* 2012) Suurima turukapitalisatsiooniga ettevõtted FTSE 100 indeksis on hetkel Shell plc, AstraZeneca plc, HSBC Holdings plc, Unilever plc, Diageo plc (London Stock Exchange 2022). Kõige enam on antud indeksis tarbekaupade ja teenustega tegelevaid ettevõtteid, küllaltki palju on ka tööstusele ja finantsteenustele keskendunud ettevõtteid, kuid teiste majandusharude esindajate osakaal on juba väiksem. Täpsemalt saab FTSE 100 indeksi jaotust näha tabelist 5.

Tabel 5. FTSE 100 indeksisse kuuluvate ettevõtete arv majandusharu järgi

Majandusharu	Ettevõtete arv
Tarbekaubad ja teenused	30
Tööstused	28
Finantsteenused	20
Tervishoid	5
Kommunaalteenused	4
Tehnoloogia	4
Kinnisvara	4
Telekommunikatsioon	3
Energia	2

Allikas: Autori arvutused London Stock Exchange andmete põhjal

Londoni börs on avatud kell 8:00 – 16:30 kohaliku aja järgi. Talvisel perioodil on ajavöönd Londonis +0 UTC ja suvisel +1 UTC. Seega võrreldes Tallinnaga on kell Londonis kaks tundi taga, kuid kuna seal avaneb börs 2 tundi varem, siis reaalsuses avanevad börsid hommikul samal hetkel. Erinevus Tallinna börsiga on see, et Londoni börs on kauem avatud.

2.7. Indeksite sisu võrdlus

Kuna majandusharu määramine ei ole erinevate indeksite lõikes andmete põhjal võimalik täpselt üks-ühele viia, siis esineb väikseid erisusi, kuid majandusharude puhul säilib siiski üldine sarnasus ja suures osas need kattuvad. Kui vaadata bakalaureusetöösse valitud aktsiaindekseid, siis paistab välja see, et kõik indeksid on oma sisult küllaltki sarnased ning populaarsemad majandusharud erinevate riikide aktsiaindeksites kipuvad korduma. Kõige enam on indeksites ettevõtteid, mille majandusharuks on erinevad tööstusvaldkonnad, samuti on suur osakaal ka ettevõtetel, mille peamiseks tegevusalaks on teised tarbekaubad ja teenused. Tähtsal kohal on lisaks teistele ettevõtetele ka finantsteenuseid pakkuvad ettevõtted. Samuti väärivad välja toomist ka erinevate tehnoloogiaharudega tegelevad ettevõtted ja pisut väiksema osakaaluga esinevad majandusharud, milleks on kommunaalteenused ning kinnisvara. Teiste majandusharude puhul selget mustrit aktsiaindeksite vahel autori hinnangul välja ei joonistunud. Antud võrdlusest jäi hetkel Hiinat esindav Shanghai Composite indeks välja, kuna indeksisse kuuluvaid ettevõtteid oli liiga palju, et nende kohta vastavat ülevaadet koostada, kuid eeldada võib, et aktsiaindeksi sisu kujuneks küllaltki sarnaseks eelmainitutele ja populaarsemad majandusharud indeksis oleksid vähemalt osaliselt samad.

3. ANDMED, METOODIKA JA MUDELI EELDUSED

Selles peatükis räägitakse lähemalt andmetest, nende saamisest ning analüüsil rakendatavatest meetoditest. Lisaks tuuakse välja mudelite eeldused, mis tuleb täita, et tagada adekvaatseid tulemusi. Samuti luuakse ülevaade erinevatest testidest, mida on võimalik rakendada nende eelduste täitmise kinnitamiseks või ümber lükkamiseks.

3.1. Andmed ja meetodika

Töös kasutatavad andmed on 15 aasta aegread, mis kajastavad perioodi 01.03.2007 – 01.03.2022. Autor on valinud põhiliseks elemendiks OMXT indeksi ja kõrvale on võetud 5 suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksid. Need viis suurima SKP-ga riiki on USA, Hiina, Jaapan, Saksamaa ja Suurbritannia. Neid riike esindama valitud indeksid on S&P 500, Shanghai Composite, Nikkei 225, DAX, FTSE 100. Töös kasutab autor indeksite päevaseid sulgemishindu, mis on esitatud konkreetse indeksi kohaliku riigi valuutas. Andmetest on autor välja jätnud nädalavahetused ja riigipühade puhul on kasutatud eelmist sulgemishinda. Töös kasutavad andmed on saadud Eikoni andmebaasist ja nendele tuginedes on autor välja arvutanud logaritmitud päevased tootlused, mida analüüsil kasutab. Igal aegreal on 3914 vaatlust ja kokku on valimis 23484 vaatlust. Autor kasutab modelleerimisel, analüüsimisel ja jooniste koostamisel statistikatarkvara programme Gretl ja EViews.

Logaritmitud tulumäärad leidis autor järgneva valemiga (7) (Brooks 2019):

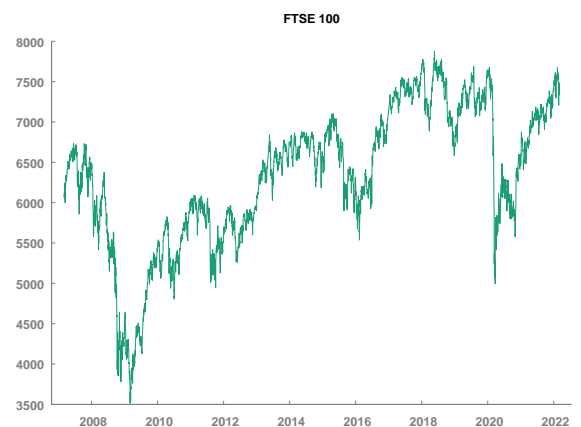
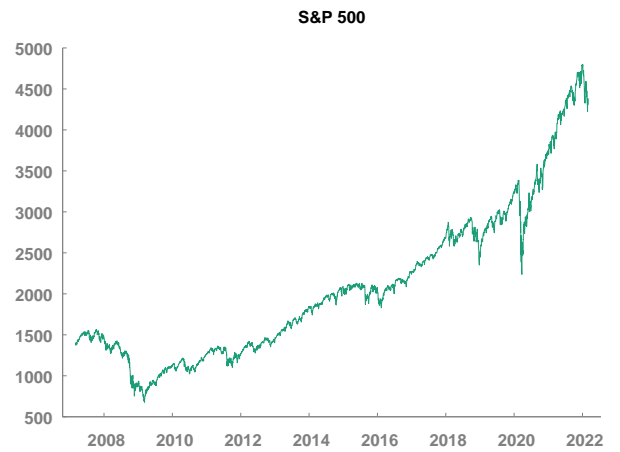
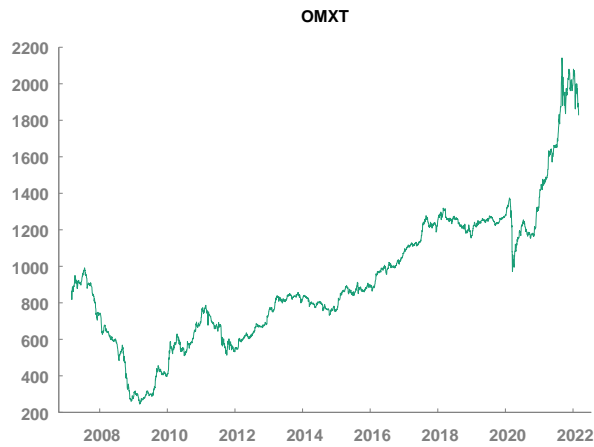
$$r_t = 100\% \cdot \ln \left(\frac{p_t}{p_{t-1}} \right) \quad (7)$$

kus

r_t – tootlus päeval t ,

p_t – indeksi sulgemishind päeval t ,

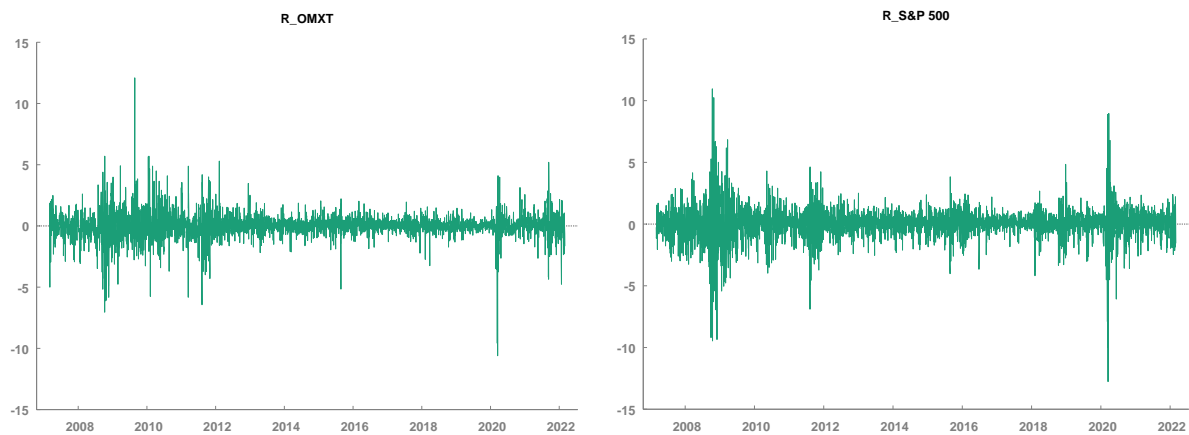
p_{t-1} – indeksi eelmise päeva sulgemishind.



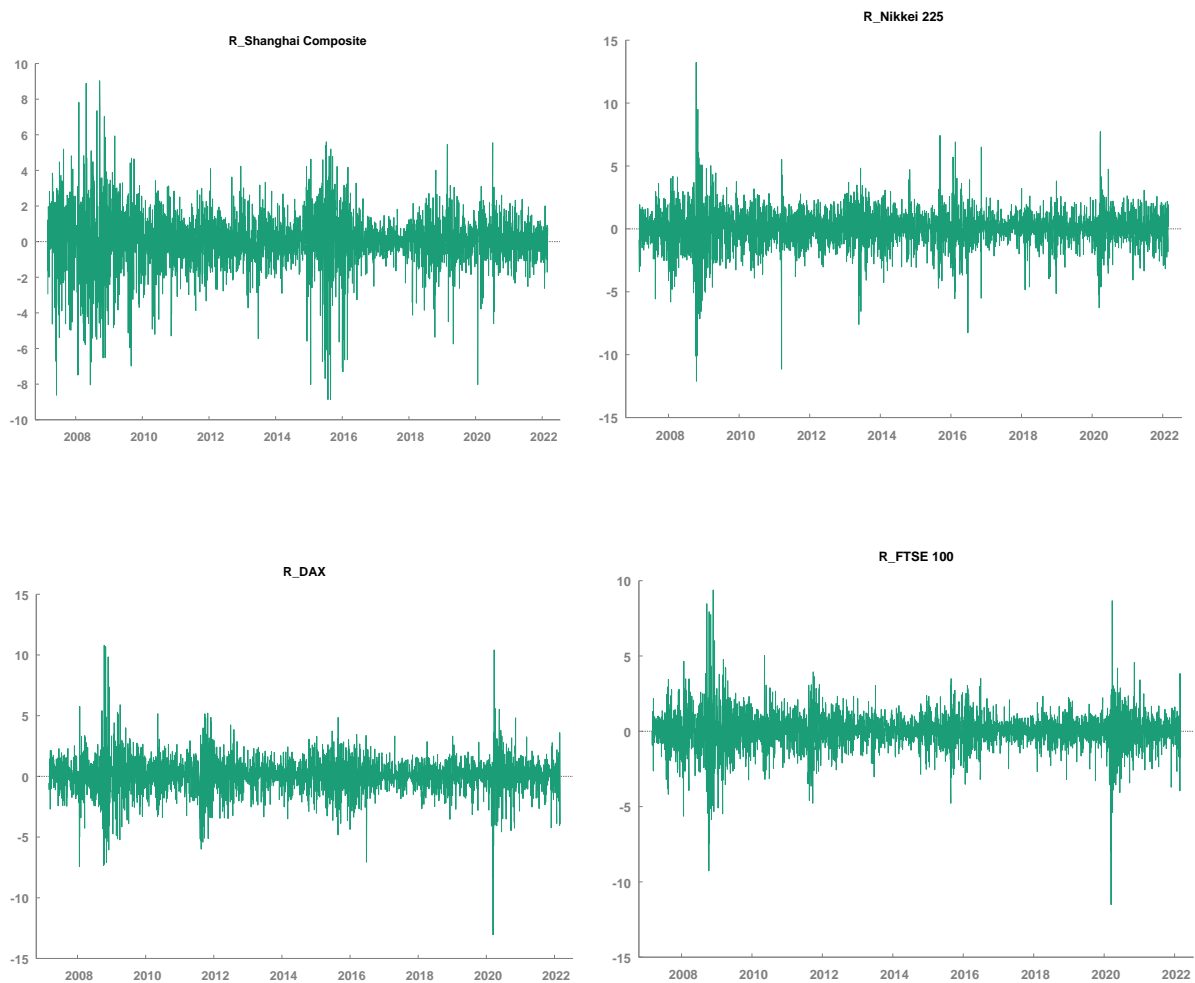
Joonis 1. OMXT, S&P 500, Shanghai Composite, Nikkei 225, DAX, FTSE 100 päevased sulgemishinnad perioodil 01.03.2007 – 01.03.2022
Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal

Joonisel 1 on välja toodud graafiliselt kõikide eelpool mainitud indeksite päevased sulgemishinnad perioodil 01.03.2007 – 01.03.2022. Pöörates tähelepanu graafikutele, saab välja tuua selle, et indeksite sulgemishindade puhul esineb pikaajaline trend ja tegu on mittestatsionaarsete aegridadega, seega keskmine ei ole ajas muutumatu ja sellisel kujul ei ole neid indekseid võimalik teineteisega võrrelda. Probleemi lahendamiseks on autor leidnud indeksitele logaritmitud päevased tootlused. Joonisel 2 ja 3 on esitatud aktsiaindeksite päevased logaritmitud tootlused perioodil 01.03.2007 – 01.03.2022 ning sealt paistab, et nüüdseks on indeksite aegridade puhul pikaajaline trend kadunud.

Kui vaadata indeksite sulgemishindade graafikuid, siis visuaalselt tunduvad OMXT indeksile kõige sarnasemad S&P 500, DAX ja Nikkei 225. Shanghai Composite ja FTSE 100 indeksite sulgemishinnad on liikunud autori hinnangul veidi erinevas rütmis. Pöörates tähelepanu nüüd joonistele 2 ja 3, kus on esitatud aktsiaindeksite logaritmitud tootlused, paistab välja, et kõikide indeksite puhul esineb volatiilsuse kuhjumist ehk nagu teoreetilises osas sai mainitud, järgnevad suurema volatiilsusega perioodidele volatiilsemad perioodid ja väiksema volatiilsusega perioodidele vähem volatiilsemad perioodid.



Joonis 2. OMXT, S&P 500 päevased logaritmitud tootlused perioodil 01.03.2007 – 01.03.2022
Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal



Joonis 3. Shanghai Composite, Nikkei 225, DAX, FTSE 100 päevased logaritmitud tootlused perioodil 01.03.2007 – 01.03.2022

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal

Bakalaureusetöö autor lähtub oma töö koostamisel Box-Jenkinsi metoodikast. Antud metoodika koosneb kolmest osast: mudeli identifitseerimine, tunnuste hindamine ja mudeli diagnostika kontrollimine. Lisaks tuleb enne veel testida statsionaarsuse ning autokorrelatsiooni olemasolu. Sealt edasi toimub mudeli koostamine, kus tuleb määrata ARMA õiged järkude arvud. Seejärel viiakse läbi mudeli diagnostika, kus testitakse jääkliikmetes valge müra olemasolu ja autokorrelatsiooni puudumist. Lisaks vaadatakse ARCH efekti esinemist ja selgub, kas on täiendav vajadus GARCH mudelite järele. (Brooks 2019) Pärast seda moodustatakse GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudelid ja kontrollitakse nende adekvaatsust.

3.2. Mudeli eeldused

Selleks, et analüüsi käigus rakendatavad mudelid oleksid korrektsed ja tulemuste põhjal tehtavad järeldused vettpeidavad, tuleb enne teatavad eeldused täita. Kuna töös kasutatavad andmed on aegread, siis on oluline enne mudeli rakendamist selgitada välja statsionaarsuse olemasolu. Selleks on võimalik kasutada laiendatud Dickey-Fulleri (ADF) testi ja Phillip-Perroni testi (PP). Enne mudeli rakendamist viisid Rajhans ja Jain (2015) oma volatiilsuse ülekandumise uurimuses samuti läbi needsamad testid. Statsionaarsuse olemasolu on oluline, kuna, kui ei esine statsionaarsust, siis jäävad šokkide mõjutused püsima. Statsionaarsete aegridade esinemise korral hääbub aja jooksul šoki mõju. Kui šokk esineb ajahetkel t , siis ajahetkel $t+1$ on šokist tulenev mõju juba väiksem ja ajahetkel $t+2$ on see veel omakorda väiksem. Paraku mittestatsionaarsete aegridade puhul on šoki mõju lõpmatu ja seetõttu on tulevased volatiilsuse hinnangud ja prognoosid ebatäpsed. (Brooks 2019, 438) Statsionaarsuse olemasolu välja selgitamiseks otsustas autor läbi viia ADF-testi.

Mudeli puhul on oluline testida ka autokorrelatsiooni esinemist, mille jaoks tuleb uurida, kas jääkliikmel ja varasematel jääkliikmetel eksisteerivad mingisugused seosed. Autokorrelatsiooni on võimalik hinnata näiteks graafiliselt, vaadates korrelogramme, kuid sellisel juhul ei pruugi see olla väga täpne. Lisaks sellele on olemas veel erinevaid teste, millega hinnata autokorrelatsiooni esinemist. Esimene võimalus on kasutada Durbin–Watsoni (DW) testi, kuid see testib ainult esimest järku autokorrelatsiooni. Teine võimalus on kasutada Breusch–Godfrey testi, mille puhul on tegu üldisema testiga ja see võimaldab korraga testida jääkliiget ja selle erinevaid viitaegu. (Brooks 2019) Kolmas variant on kasutada Box-Ljungungi testi, mis on olnud väga populaarne praktikute seas just tänu selle mugavusele. Antud test testib statsionaarsetes ARMA mudelites vigade mittekorreleerumist. (Kim *et al.* 2004) Töö autor viib oma mudelite puhul autokorrelatsiooni testimiseks läbi Box-Ljungungi testi.

Juba ARCH ja GARCH mudelite nimes sisaldub termin heteroskedastiivsus, seega on loogiline, et tegemist on ühe mudelitele seatud eeldusega. Heteroskedastiivsus on olukord, kus aegrea dispersioon ei ole konstantne terve valimi ulatuses, vaid selle väärtus muutub. Olemas on erinevaid teste heteroskedastiivsuse hindamiseks. Üks võimalus on kasutada Goldfeld–Quandti testi, mille puhul jagatakse valim kaheks ja võrreldakse nende mõlema alamvalimi dispersiooni. Testi nullhüpotees on see, et mõlema alamvalimi dispersiooni väärtus on sama. Antud testi on näiteks hea kasutada, kui võrreldakse kahte perioodi omavahel ja nende vahel on mingi kindel sündmus. (Brooks 2019)

Teine võimalus heteroskedastiivsuse olemasolu välja selgitamiseks on kasutada White'i testi. Tegemist on laialdaselt kasutusel oleva testiga, mis töötab kõige paremini, kui tegemist on suurema valimiga. Testi käigus võrreldakse homoskedastiivsete regressioonikoeffitsientide hinnangulisi dispersioone nendega, mis on heteroskedastiivsed. White'i testi nullhüpotees on, et heteroskedastiivsus puudub. (Jeong, Lee 1999) Kolmas variant heteroskedastiivsuse testimiseks on kasutada ARCH-LM (*Autoregressive Conditional Heteroscedasticity-Lagrange Multiplier*) testi, mis on ARCH efekti tuvastamiseks kõige standardsem test ja seda rakendatakse jääkliikmetele. Antud testi puhul on nullhüpotees selline, et ARCH efekti ei esine. (Sjölander 2011) Lähtudes antud bakalaureusetöö iseloomust ja ARCH efekti väljaselgitamise vajadusest, kasutab autor oma analüüsi käigus ARCH-LM testi.

4. ANALÜÜS JA JÄRELDUSED

Antud peatükis toob autor välja andmete kohta kirjeldava statistika, räägib lähemalt indekse tootluste vahel esinevast korrelatsioonist ja viib läbi mudeli eelduste testimise. Lisaks sellele määrab autor mudeli kõige optimaalsemad ARMA järgud ning testib nende jääkliikmeid, et selgitada välja, kas on täiendav vajadus kasutada GARCH tüüpi mudeleid. Seejärel on esitatud GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudelite puhul saadud tulemused ning nende põhjal tehtud järeldused.

4.1. Kirjeldav statistika

Autor toob järgmisena välja aktsiaindeksite päevaste logaritmitud tulumäärade kirjeldava statistika, mis on kajastatud tabelis 6. Keskmise päevane logaritmitud tootlus on valitud indekse puhul kõikidel nulli juures. Kõige suurem on nimetatud näitaja S&P 500 indeksil ning kõige väiksem FTSE 100 puhul. Kõige sarnasem tulemus OMXT indeksile on DAX indeksil, mille keskmised on vastavalt 0,02 ja 0,019. Vaadates mediaane, saab välja tuua selle, et kõigil on need nulli ringis ja kõige suurem näitaja on DAX indeksi tootluse puhul. Valitud perioodi jooksul on esinenud indeksitel küllaltki suuri kõikumisi, mida näitavad miinimum- ja maksimumväärtused.

Tabel 6. Kirjeldav statistika aktsiaindeksite päevaste logaritmitud tulumäärade kohta

	R_OMX T	R_S&P 500	R_Shangha i Composite	R_Nikkei 225	R_DA X	R_FTSE 100
Keskmine	0,020	0,029	0,005	0,011	0,019	0,004
Mediaan	0,011	0,042	0,000	0,000	0,050	0,008
Miinimum	-10,603	-12,765	-8,8732	-12,111	-13,055	-11,512
Maksimum	12,094	10,958	9,0345	13,235	10,797	9,3843
Standardhälve	1,039	1,269	1,517	1,465	1,381	1,189
Asümmeetriakordaja	-0,347	-0,556	-0,638	-0,469	-0,233	-0,387
Püstakuse kordaja	15,203	13,509	5,490	8,501	8,338	9,954
Jarque-Bera statistik	37773	29964	5181	11928	11372	16257
Vaatluste arv	3914	3914	3914	3914	3914	3914
P-väärtus	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras Gretl

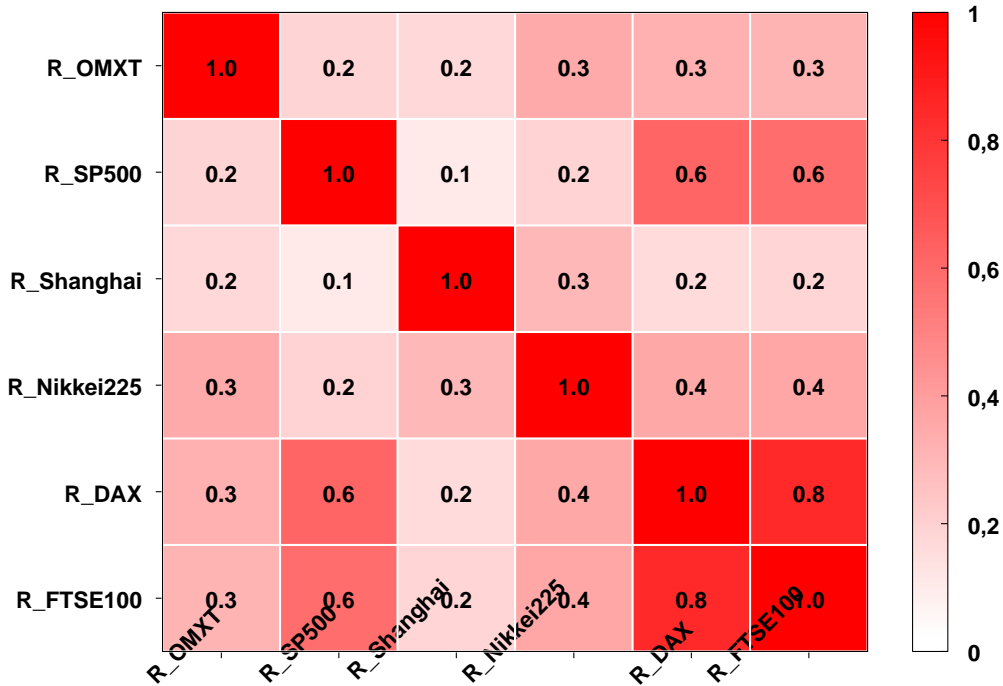
Kõige negatiivsem päevane tootlus (-13,06%) on olnud DAX indeksil ja kõige suurem päevane tootlus (13,24%) Nikkei 225 indeksil. Standardhälve on logaritmitud tootluste puhul kõige suurem Shanghai Composite indeksil (1,52%) ja kõige väiksem OMXT indeksil (1,04%). Seega saab väita, et valitud perioodil on kõige madalam volatiilsus olnud OMXT indeksil, millele järgnevad FTSE 100 (standardhälbega 1,19%), S&P 500 (1,27%), DAX (1,38%) ja Nikkei 225 (1,47%). Kuna kõikide indeksite puhul esineb negatiivne asümmeetriakordaja, siis on tegu kergelt vasakkaldelise asümmeetriaga.

Vaadates püstakusekordajaid, on näha, et kõikide indeksite puhul on need nullist suuremad ja seega esineb normaaljaotusest kõrvalekaldumine ja peamine osa väärtusest on aritmeetilise keskmise juures ning kaugemalasuvate väärtuste esinemist on pigem vähe. Vaadates Jarque-Bera statistikut ja selle p-väärtust on näha, et kõikidel indeksitel on antud väärtused statistiliselt mitteolulised ja seega lükatakse nullhüpotees tagasi ehk need aegread ei allu normaaljaotusele.

4.2. Indeksite tootluste vaheline korrelatsioon

Edasi pööratakse tähelepanu indeksite tootluste vahelisele korrelatsioonile. Nagu jooniselt 4 võib näha, siis on kõigi indeksite tootlused omavahel positiivselt korreleerunud. Kõige rohkem on omavahel korreleerunud indeksite FTSE 100 ja DAX tootlused, mille puhul tuli korrelatsioonikordajaks 0,84, mida saab ühtlasi pidada ka tugevaks seoseks, kuna see jääb 0,7 ja 0,9 vahele.

Tugevuselt teisel kohal on S&P 500 ja DAX indeksite tootlused ja nende vaheline korrelatsioonikordaja on 0,61, millele järgneb S&P 500 ja FTSE 100 seos korrelatsioonikordajaga 0,58. Kahe viimase korrelatsioonikordaja põhjal saab väita, et tegemist on keskmise tugevusega seosega, sest kordaja jääb 0,3 ja 0,7 vahele. Teiste indeksite tootluste vahelised seosed on juba selgelt madalamad.



Joonis 4. OMXT, S&P 500, Shanghai Composite, Nikkei 225, DAX, FTSE 100 päevaste logaritmitud tootluste korrelatsioonimaatriks

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras Gretl

Samas tasub nüüd keskenduda OMXT indeksi ja teiste indeksite tootluste vahelistele seostele, kuna antud töö fookuses on just OMXT indeksi tootluse seosed teiste indeksite tootlustega. Kõige suurem seos OMXT indeksi tootlusele on Nikkei 225 indeksi tootlusega, mille puhul tuli korrelatsioonikordajaks 0,35. Teistest enam on korreleerunud OMXT indeksi tootlus DAX ja FTSE 100 indeksi tootlustega, mille korrelatsioonikordajad tulid vastavalt 0,32 ja 0,31.

Tuginedes seni mainitud kordajatele, eksisteerib eelmainitud indeksite tootluste vahel keskmise tugevusega seos. Väga nõrk positiivne seos esineb OMXT ja S&P 500 ning OMXT ja Shanghai Composite indeksite tootluste vahel, kuna korrelatsioonikordajad jäävad juba alla 0,2 ning on vastavalt 0,19 ja 0,16. Seega saab väita, et kõige suurem seos OMXT indeksi tootlusega esineb Nikkei 225 tootlusele ja kõige väiksem Shanghai Composite indeksi tootlusele.

4.3. Mudeli eelduste testimine

Selleks, et edasist analüüsi rakendada, tuleb läbi viia mudeli eelduste testimine. Antud peatükis viib autor läbi erinevad testid ja räägib lähemalt saadud tulemustest ning mudeli sobivusest. Nagu autor varasemalt juba mainis, tuleb statsionaarsuse olemasolu välja selgitamiseks läbi viia ADF-test. Saadud testi tulemused on esitatud tabelis 7. Tabelist võib näha, et nüüd esineb indekse logaritmitud tootluse puhul statsionaarsus, kuna saadud olulisuse tõenäosused on alla 0,01 ja seda nii ilma konstandita, konstandiga kui ka konstandi ja trendi puhul.

Tabel 7. ADF testi olulisuse tõenäosused

Indeksid	Ilma konstandita	Konstandiga	Konstandi ja trendiga
R_OMXT	$2,73 \cdot 10^{-27}$	$7,78 \cdot 10^{-29}$	$3,28 \cdot 10^{-33}$
R_S&P 500	$7,77 \cdot 10^{-32}$	$5,44 \cdot 10^{-35}$	$4,54 \cdot 10^{-43}$
R_Shanghai Composite	$1,03 \cdot 10^{-22}$	$4,19 \cdot 10^{-23}$	$6,57 \cdot 10^{-25}$
R_Nikkei 225	$4,59 \cdot 10^{-14}$	$5,97 \cdot 10^{-27}$	$1,61 \cdot 10^{-137}$
R_DAX	0,0001	0,0001	$2,94 \cdot 10^{-76}$
R_FTSE 100	$2,30 \cdot 10^{-24}$	$3,95 \cdot 10^{-25}$	$1,18 \cdot 10^{-27}$

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras Gretl

Järgmise sammuna viiakse läbi autokorrelatsiooni testimine. Selleks kasutab autor Box-Ljung testi ning testi tulemused on esitatud lisades 1 ja 2. Pöörates tähelepanu saadud testi tulemustele tuleb tõdeda, et autokorrelatsioon esineb kõikide indekse logaritmitud tootluste puhul, kuid esineb üks erand, milleks on DAX indeks. DAX indeks ei vasta mudeli nõuetele ja seega ei saa antud indeksi puhul leitud edasise tulemusi adekvaatseks pidada. Hetkel jäetakse DAX indeks analüüsi veel sisse, kuid järelduste tegemisel pööratakse sellele tähelepanu.

4.4. Keskväärtuse mudelite määramine ja jääkliikmete testimine

Selleks, et määrata õiged ARMA mudelite järgud, tuginetakse informatsioonikriteeriumitele ning vaatluse all on AIC (*Akaike information criterion*) ja BIC (*Bayesian information criterion*) informatsioonikriteeriumid. Analüüsi käigus pööratakse tähelepanu järgmistele ARMA mudelitele: ARMA(1,0), ARMA(2,0), ARMA(0,1), ARMA(0,2), ARMA(1,1), ARMA(1,2), ARMA(2,1), ARMA(2,2). Siinkohal on oluline välja tuua, et kõik parameetrid peavad olema statistiliselt olulised, vastasel juhul rakendatakse ARMA(0,0) mudelit, kus on ainult konstant. Kui

see eeldus on täidetud, lähtutakse valiku tegemisel AIC ja BIC kriteeriumitest ning valitakse välja see mudel, mille puhul nimetatud väärtused on kõige väiksemad.

Testitud ARMA mudelite tulemused on nähtavad lisas 3, kus on välja toodud kõikide indeksite puhul AIC ja BIC väärtused. Juhul, kui mudelis olev konstant osutus statistiliselt mitteoluliseks, siis eemaldati see mudelist ja välja toodi tulemus ilma konstandita. Valituks osutunud ARMA mudelid on järgmised: OMXT – ARMA(2,1), S&P 500 – ARMA(2,1), Shanghai Composite – ARMA(2,2), Nikkei 225 – ARMA(1,1), DAX – ARMA(0,0), FTSE 100 – ARMA(2,2).

Edasi on oluline leida eelmises punktis leitud indeksitele vastava mudeli puhul jääkliikmed ning viia läbi autokorrelatsiooni testimine. Selleks kasutab autor Box-Ljunggi testi. Saadud tulemused on välja toodud lisades 4 ja 5. Mudelid on sobivad, kui aegread on genereeritud valge müra poolt ja autokorrelatsiooni ei esine. OMXT ARMA mudeli jääkliikmete puhul puudub autokorrelatsioon nivool 0,01 12. viitajani ja sealt alates esineb teatav autokorrelatsioon. S&P 500 ja FTSE 100 ARMA mudelite jääkliikmetel esineb autokorrelatsioon paraku juba väga varakult ja sellele peab edaspidi mudelite rakendamisel tähelepanu pöörama. Shanghai Composite ARMA mudeli jääkliikmetel puudub autokorrelatsioon 20. viitajani ja Nikkei 225 puhul 32. viitajani. DAX ARMA mudeli jääkliikmete puhul puudub autokorrelatsioon täielikult. Kuna antud töö eesmärk ei ole ideaalselt modelleerida tulumäärade ARMA protsessi, vaid võrrelda erinevate indeksite volatiilsust, siis jätkab autor hetkel saadud mudelitega ja pöörab lihtsalt järelduste tegemisel täiendavat tähelepanu sellele asjaolule.

Tabel 8. ARCH-LM testide tulemused

Indeks	LM stat.	P-value
OMXT	442,86	$1,70 \cdot 10^{-93}$
S&P 500	1109,91	$9,56 \cdot 10^{-238}$
Shanghai Composite	356,18	$8,19 \cdot 10^{-75}$
Nikkei 225	783,10	$5,25 \cdot 10^{-167}$
DAX	476,38	$10,00 \cdot 10^{-101}$
FTSE 100	682,22	$3,43 \cdot 10^{-145}$

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras Gretl

Selleks, et olla kindel, et aegride puhul võib kasutada ARCH ja GARCH tüüpi mudeleid, tuleb järgmiseks läbi viia heteroskedastiivsuse testimine. Selleks kasutab autor ARCH-LM testi ning saadud testi tulemused on nähtavad tabelis 8. Tabelist selgub, et kõikide indeksite puhul saab

nullhüpoteesi ümber lükata ja see tähendab seda, et kõikide aegridade puhul esineb ARCH efekt ja tekib täiendav vajadus kasutada ARCH või GARCH tüüpi mudeleid.

4.5. GARCH mudelid

4.5.1 GARCH(1,1)

Autor, tuginedes Brooks (2019, 514) poolt välja toodule, et üldine GARCH(1,1) on juba sobilik volatiilsuse omaduste hindamisel, lähtub sellest ja ei hakka teisi tavalisi GARCH mudeleid oma bakalaureusetöös rakendama. Lisad 6, 7 ja 8 annavad põhjaliku ülevaate kõikide indeksite tootluste GARCH(1,1) mudelite tulemuste kohta ning parameetrite väärtused on toodud tabelis 10. Kõikide indeksite volatiilsuse mudelite liikmed on statistiliselt olulised. Mudelites esinev alfa (α) on ARCH tunnus ja beeta (β) GARCH tunnus. Alfa näitab, kuidas volatiilsus reageerib uuele informatsioonile, beeta aga volatiilsuse püsivust. Liites tunnused kokku ja saades tulemuse, mis on number ühele küllaltki lähedal, saab öelda, et šokist tulenev mõju on küllaltki püsiv.

Tabel 9. Mudeli GARCH(1,1) indeksite tootluste parameetrite väärtused

Indeks	α_0	α_1	β_1	$\alpha_1 + \beta_1$
OMXT	0,015	0,146	0,849	0,995
S&P 500	0,027	0,140	0,841	0,982
Shanghai Composite	0,011	0,070	0,928	0,999
Nikkei 225	0,056	0,113	0,860	0,973
DAX	0,035	0,096	0,885	0,981
FTSE 100	0,026	0,110	0,871	0,981

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras EViews

Tabelist 9 selgub, et OMXT indeksil on alfa kõikidest teiste indeksite alfast kõrgem (0,15). Kõige väiksem on alfa Shanghai Composite indeksil (0,07). Samas, kui pöörata tähelepanu beeta väärtustele, siis paistab välja see, et kõige kõrgem on beeta Shanghai Composite indeksil (0,93). S&P 500 indeksil on kõige madalam beeta (0,84) ja talle järgneb OMXT indeks beetaga 0,85. Kui liita alfa ja beeta väärtused kokku, on saadud summa kõige suurem Shanghai Composite indeksil. Väga lähedase tulemusega on ka OMXT indeks. Teistel on see väärtus juba veidi madalam. Kõige madalam alfa ja beeta summa tuli Nikkei 225 indeksil. Seega on šokist tingitud volatiilsuse püsivus

kõige suurem Shanghai Composite indeksil, teistest tugevam on see ka OMXT indeksi puhul. Kõige lühiajalisem volatiilsuse püsivus on Nikkei 225 indeksil.

4.5.2 EGARCH(1,1)

Autor on valinud edasiseks rakendamiseks EGARCH(1,1) mudeli, et selgitada välja potentsiaalne asümmeetria olemasolu. Selle esinemist kinnitab või lükkab ümber mudelis olev gamma. Lisades 9, 10 ja 11 on esitatud kõikide indeksite tootluste EGARCH(1,1) mudelid. Kõikide indeksite mudelites on kõik liikmed statistiliselt olulised, välja arvatud Shanghai Composite indeks, kus gamma väärtus tuli statistiliselt mitteoluline. Teiste puhul tulid gammad statistiliselt olulised nivool 0,01. Kui gamma on statistiliselt oluline ja omab negatiivset märki, siis toovad hinnalangused endaga kaasa suurema volatiilsuse tõusu võrreldes olukorraga, kui hinnad kerkivad. Seega esineb indeksite puhul asümmeetria ehk indeksite volatiilsus reageerib positiivsetele ja negatiivsetele šokkidele erinevalt.

Tabel 10. Mudeli EGARCH(1,1) indeksite tootluste parameetrite väärtused

Indeks	α_0	α_1	β_1	γ
OMXT	-0,195	0,261	0,977	-0,033 (***)
S&P 500	-0,141	0,190	0,966	-0,151 (***)
Shanghai Composite	-0,099	0,145	0,992	-0,006
Nikkei 225	-0,121	0,188	0,962	-0,105 (***)
DAX	-0,085	0,127	0,972	-0,135 (***)
FTSE 100	-0,096	0,125	0,979	-0,116 (***)

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras EViews

Tabelis 10 on välja toodud indeksi tootluste mudeli EGARCH(1,1) parameetrite väärtused. Kui gamma veerus on tunnusele lisatud kolm täрни (***) , tähendab see seda, et antud gamma väärtus tuli statistiliselt oluline. Kui tärnid puuduvad lahtrist, siis ei tulnud gamma statistiliselt oluline. Kuna Shanghai Composite indeksi mudeli gamma ei tulnud statistiliselt oluline, siis asümmeetria efekti seal ei esine. Kõikidel teistel indeksitel esineb asümmeetria ning kuna kõik gammad on negatiivse märgiga, siis esineb sedasorti asümmeetria, kus negatiivsed šokid tõstavad esile suurema volatiilsuse kui samaväärsed positiivsed šokid.

Kõige negatiivsem gamma koefitsiendi väärtus on S&P 500 indeksil (-0,15), seega antud indeksi puhul on see efekt kõige suurem. Talle järgnevad DAX (-0,14), FTSE 100 (-0,12) ja Nikkei 225 (-0,11). Kõige nõrgem on asümmeetria efekt OMXT indeksi puhul, kus gamma väärtuseks tuli vaid -0,03. Duraškovic *et al.* (2019) jõudsid oma uuringu käigus sarnase tulemuseni, kus OMXT puhul tuli gamma väärtus (-0,01) ehk selgelt teiste indeksite omast madalam.

4.6. GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) adekvaatsuse hindamine

Edasise sammuna hindab autor, kas kasutatud mudelid on adekvaatsed ja kas nende põhjal saab ammendavaid järeldusi teha. Esimese sammuna pööratakse tähelepanu mudelite jääkliikmetele ja jääkliikmete ruutudele ning viiakse läbi autokorrelatsiooni testimine. Saadud tulemused on leitavad lisades 12, 13, 14 ja 15. Oluline on see, et ei esineks autokorrelatsiooni. GARCH(1,1) mudeli puhul moodustub jääkliikmetes valge müra enamikes indeksites, välja arvatud OMXT indeks ja Shanghai Composite indeks, kus paraku esineb autokorrelatsioon. Pöörates tähelepanu jääkliikmete ruutudele, siis seal ei esine autokorrelatsiooni ühelgi indeksil. Vaadates nüüd EGARCH(1,1) mudeli tulemusi, paistab välja see, et jääkliikmetes esineb autokorrelatsioon taas vaid OMXT ja Shanghai Composite indeksil. Teiste puhul moodustub jääkliikmetes valge müra. Samuti ei esine jääkliikmete ruutudes taaskord autokorrelatsiooni.

Tabel 11 GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudelite jääkliikmete normaaljaotuse ja heteroskedastiivsuse testide tulemused

Mudel	Indeks	Jarque-Bera stat.	P-väärtus	LM stat.	P-väärtus
GARCH(1,1)	OMXT	3850,142	0,000	1,480	0,224
	S&P 500	971,270	0,000	0,879	0,349
	Shanghai Composite	1703,652	0,000	1,657	0,200
	Nikkei 225	611,484	0,000	3,812	0,051
	DAX	799,638	0,000	1,913	0,167
	FTSE 100	643,176	0,000	0,012	0,912
EGARCH(1,1)	OMXT	3724,601	0,000	4,803	0,028
	S&P 500	1482,104	0,000	0,150	0,700
	Shanghai Composite	1983,334	0,000	2,975	0,085
	Nikkei 225	892,527	0,000	0,431	0,512
	DAX	582,918	0,000	4,184	0,041
	FTSE 100	560,353	0,000	0,087	0,768

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras EViews

Järgmisena hinnatakse jääkliikmete allumist normaaljaotusele ja testitakse heteroskedastiivsust. Selleks viidi läbi Jarque-Bera test ja ARCH-LM test. Testide tulemused on esitatud tabelis 11. Nagu tabelist paistab, siis ühegi indeksi puhul ei allu jääkliikmed normaaljaotusele, kuna p-väärtus jääb alla 0,05. Samas, kui hinnata ARCH-LM testi tulemusi, siis selgub, et ei esine ARCH efekti ja seega ei ole ka jääkliikmetes heteroskedastiivsust.

4.7. Järeldused

Võrreldes OMXT indeksi tootlust viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksi tootlustega, saab välja tuua selle, et ühelgi töös uuritava aktsiaindeksi tootlusel ei ole väga tugevat seost OMXT indeksi tootlusega. Kõige suurem seos OMXT indeksi tootlusega on Nikkei 225 indeksi tootlusel. Tugevam seos OMXT indeksiga on ka DAX indeksi ja FTSE 100 indeksi tootlustel. Nende kolme puhul eksisteerib keskmise tugevusega seos. Nõrk seos OMXT indeksi tootlusega esineb S&P 500 ja Shanghai Composite indeksi tootlustel. Pöörates tähelepanu keskmistele päevastele tootlustele, siis sarnaneb OMXT indeksile kõige enam DAX indeks, nendel kahel on väga lähedased tulemused. Seega esineb OMXT indeksi tootlusega kõige suurem seos Nikkei 225, DAX ja FTSE 100 indeksite tootlustel. Kõige väiksem seos OMXT indeksi tootlusega on S&P 500 ja Shanghai Composite indeksite tootlustel.

Saadud tulemused, mis puudutavad tugevamat seost OMXT indeksi tootluse ja teiste Euroopa riikide indeksite tootluste vahel, on loogilised. Samas tekib küsimus, miks on OMXT indeksi tootlusel tugevam seos Jaapani indeksi tootlusega võrreldes näiteks USA ja Hiina aktsiaindeksite tootlustega. Siin võivad mängida rolli seosed USA ja teiste riikide indeksite tootluste vahel ja sealt tulenevad kaudsed seosed OMXT indeksi tootlusega.

Analüüsi käigus selgus, et kõige madalam volatiilsus antud 15 – aastase perioodi jooksul esines OMXT indeksil ja kõige kõrgem Shanghai Composite indeksil. Seega on kõigi viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksite tootlused volatiilsemad kui OMXT indeksi tootlus. Kõige lähedasem tulemus OMXT indeksi tootluse volatiilsusel tuli Suurbritannia indeksi FTSE 100 tootluse volatiilsusega.

Keskendudes nüüd volatiilsuse mudelitele, siis saab välja tuua selle, et Shanghai Composite indeksil ja OMXT indeksil on kõige püsivamad šokkidest tingitud volatiilsused ning Nikkei 225

indeksil esineb šoki puhul kõige lühiajalisem mõju volatiilsusele. Seega on OMXT indeksi puhul volatiilsus püsivam kui enamikel teiste riikide indeksitel. Vaadates indeksite volatiilsuses esinevat asümmeetriat, on selge see, et kõikide indeksite puhul, välja arvatud Shanghai Composite indeks, esineb volatiilsuses asümmeetria ja tegu on sellise asümmeetriaga, kus negatiivsed šokid mõjutavad volatiilsust rohkem kui positiivsed šokid. Kõige tugevam on see S&P 500 puhul ning kõige nõrgem OMXT indeksil. Seega kutsuvad negatiivsed šokid OMXT indeksi volatiilsuse puhul esile väiksemat erisust võrreldes teiste riikide indeksitega.

Samas tasub tähelepanu pöörata sellele, et mudelite adekvaatsuse hindamisel ei saavutatud ideaalseid tulemusi ja seega ei pruugi need järeldused olla kõige täpsemad. Teisest küljest, kuna eesmärk oli võrrelda OMXT indeksi volatiilsust viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksi volatiilsustega tuginedes GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudelitele, mitte prognoosida indeksite volatiilsust, siis peab autor saadud tulemusi oma bakalaureusetöö jaoks sobivaks. Autori hinnangul said uurimisküsimused analüüsi käigus vastatud ja tänu sellele sai ka bakalaureusetöö eesmärk täidetud.

KOKKUVÕTE

Maailma börsidel valitsev kõrge volatiilsus ja üldine globaliseerumine on loonud olukorra, kus investorite seisukohast on väga oluline jälgida ning analüüsida börside tootluste vahelisi seoseid ja aktsiaindeksite volatiilsust. Riskide vähendamisel ja tootluse suurendamisel mängivad olulist rolli börside volatiilsused ja erinevate indeksite tootluste vahelised seosed. Seetõttu seadis bakalaureusetöö autor eesmärgiks uurida indeksite tootluste vahelisi seoseid ning võrrelda OMXT indeksi volatiilsust viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksite volatiilsustega.

Töö eesmärgi saavutamiseks püstitas autor järgnevad uurimisküsimused:

- 1) Milliste riikide aktsiaindeksite tootlustel on kõige suurem seos OMXT indeksi tootlusega ning millistel kõige väiksem?
- 2) Milliste riikide aktsiaindeksid on suurema ning millised väiksema volatiilsusega kui OMXT indeks?
- 3) Kuidas reageerib šokkidele OMXT indeksi volatiilsus võrreldes viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksi volatiilsustega?

Viis suurima SKP-ga riiki maailmas on USA, Hiina, Jaapan, Saksamaa ja Suurbritannia. Autor valis neid riike esindama järgmised indeksid: S&P 500, Shanghai Composite, Nikkei 225, DAX ja FTSE 100. Valituks osutusid just need indeksid, kuna tegemist on antud riikide börside peamiste aktsiaindeksitega, mis peegeldavad hästi konkreetse börsi seisu. Töös kasutas autor OMXT indeksi ja viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksi 15 aasta aegridu perioodil 01.03.2007 - 01.03.2022. Sulgemishindadele tuginedes leidis autor päevased logaritmitud tootlused, mida analüüsil kasutas. Uurimisküsimustele vastuse leidmiseks viis autor läbi ökonomeetrilise analüüsi, kasutades GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudeleid. Lisaks uuris autor indeksite tootluste vahelisi korrelatsioonikordajaid ning standardhälbeid.

Töö käigus selgus, et ühelgi töös uuritava aktsiaindeksi tootlusel ei ole väga tugevat seost OMXT indeksi tootlusega. Kõige suurem seos OMXT indeksi tootlusega on Nikkei 225, DAX ja FTSE 100 indeksite tootlustel. Samas on nendevaheline seos vaid keskmise tugevusega. Kõige väiksem

seos OMXT indeksi tootlusega on S&P 500 ja Shanghai Composite indeksite tootlustel. Saadud tulemused on osaliselt loogilised, kuid samas tekib küsimus, miks on OMXT indeksi tootlusel tugevam seos Jaapani indeksi tootlusega võrreldes näiteks USA ja Hiina indeksite tootlustega. Antud juhul võivad mängida rolli USA ja teiste riikide indeksite tootluste vahelised seosed ja sellest tulenevad kaussed seosed OMXT indeksi tootlusega.

Analüüsi käigus tuli välja, et kõigi viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksite tootlused on volatiilsemad kui OMXT indeksi tootlus. GARCH tüüpi mudelite modelleerimisel selgus, et OMXT indeksi volatiilsus on šoki järgselt püsivam kui enamike teiste riikide indeksite volatiilsused. Ainukene erand on Shanghai Composite indeks, mille puhul on šokkidest tulenev volatiilsus veel püsivam kui OMXT indeksil. Asümmeetria seisukohalt selgus, et OMXT indeks reageerib negatiivsetele šokkidele võrreldes samaväärsete positiivsete šokkidega väiksema erisusega kui teiste riikide aktsiaindeksid. Shanghai Composite indeksi puhul asümmeetria efekti ei esinenud.

Kuigi autor leidis vastused kõikidele uurimisküsimustele, tasub eraldi tähelepanu pöörata kolmanda uurimisküsimuse järeldustele, kuna mudelite adekvaatsuse hindamisel ei saavutatud ideaalseid tulemusi ja seega ei pruugi tehtud järeldused olla kõige täpsemad. Samas, kuna antud töö keskendus OMXT indeksi ja viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksite volatiilsuste võrdlustele, tuginedes GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudelitele ja eesmärk ei olnud prognoosida indeksite volatiilsust, siis peab autor saadud tulemusi oma bakalaureusetöö jaoks sobivaks.

Edasiseks antud teema arenduseks pakub autor välja võimaluse uurida volatiilsuse ülekandumist OMXT indeksi ja suurima SKP-ga riikide aktsiaindeksite vahel. Lisaks võiks proovida rakendada teisi GARCH ja EGARCH mudelite järkusid, et jõuda mudeliteni, mis vastaksid paremini adekvaatsuse nõuetele ja seega tagaksid ka täpsemad tulemused ja nende põhjal tehtud järeldused. Samuti võiks rakendada ka teisi GARCH mudelite täiendusi, mida antud bakalaureusetöö ei käsitlenud.

SUMMARY

MODELING VOLATILITY OF THE OMXT INDEX AND THE INDEXES OF THE FIVE HIGHEST GDP COUNTRIES

Egert Sekk

We are currently living in an era where stock market volatility is quite high. Stock indices are constantly moving up and down, and these fluctuations are quite large at times. In addition, the world economy have globalized over the years and international connections are becoming increasingly important. The high volatility of the world's stock exchanges and the general globalization have created a situation where it is very important, from investor's point of view, to evaluate the relationships between stock market returns and the volatility of different stock indices. Stock market volatility and the relationships between the returns of different indices play an important role in reducing risks and increasing returns. The research problem was that in the past no such extensive study has been conducted on the comparisons of the volatility of the OMX Tallinn (OMXT) index with the volatilities of the stock indices of the countries with the highest GDP. Therefore, the author of the bachelor's thesis aimed to study the relationships between index returns and to compare the volatility of the OMXT index with the volatility of the five highest GDP countries stock indices.

In order to achieve the aim of the work, the author raised the following research questions:

- 1) Which countries' stock index returns have the highest correlation with the OMXT index returns and which have the lowest?
- 2) Which countries' stock indices have higher and which have lower volatility than the OMXT index?
- 3) How does the volatility of the OMXT index react to shocks compared to the volatility of the stock indices of the five countries with the highest GDP?

For the data, the author chose 15-year time series of the OMXT index and the stock indices of the five countries with the highest GDP. There were daily closing prices of the indices in the period of 01.03.2007 - 01.03.2022. Weekends were excluded and the previous closing price was used for public holidays. The five countries with the highest GDP in the world are the USA, China, Japan, Germany and the United Kingdom. The author chose the following indices to represent these countries: S&P 500, Shanghai Composite, Nikkei 225, DAX and FTSE 100. Data was taken from the Eikon database. Based on this data, the author calculated the logarithmic daily returns, which were used in the analysis. To find the answers to the research questions, the author applied econometric analysis and used GARCH (1,1) and EGARCH (1,1) models. In addition, the author examined the correlation coefficients and standard deviations between indices returns.

In the course of the work, it became clear that none of the returns of the stock indices examined in the work has a very strong correlation with the OMXT index return. The returns of the Nikkei 225, DAX and FTSE 100 indices have the largest correlation with the OMXT index return. However, the relationship between them is only of medium strength. The return of the S&P 500 and Shanghai Composite indices have the smallest correlation with the OMXT index return. The results obtained are partly logical, but at the same time the question arises as to why the return of the OMXT index has a stronger connection with the return of the Japanese index compared with the returns of the USA and Chinese indices. The relationship between the USA and other index returns may play a role in this and it might be resulting in indirect links to the OMXT index returns.

The analysis revealed that the returns of the stock indices of all five countries with the highest GDP are more volatile than the returns of the OMXT index. The results of GARCH-type models showed that the volatility of the OMXT index is more permanent after the shocks than the volatilities of most other country indices. The only exception is the Shanghai Composite Index, where the volatility after the shocks is even more permanent than volatility of the OMXT index. In terms of asymmetry, in the OMXT index volatility, there were fewer differences in negative shocks compared to equivalent positive shocks than other country stock indices. There was no asymmetry effect for the Shanghai Composite Index.

Although the author found answers to all the research questions, special attention should be paid to the conclusions of the third research question, because the evaluation of the adequacy of the models did not show ideal results and thus the conclusions made may not be the most accurate. However, as this work focused on the OMXT index and the five highest GDP country indices

volatility comparisons based on the GARCH (1,1) and EGARCH (1,1) models, and the aim was not to predict the volatility of the indices, the author considers these results suitable for this bachelor's thesis.

KASUTATUD ALLIKATE LOETELU

- Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., Labys, P. (2003). Modeling and Forecasting Realized Volatility. *Econometrica*, 71 (2), 579-625.
- Bennett, B., Stulz, R. M., Wang, Z. (2020). Does Joining the S&P 500 Index Hurt Firms?. *Finance Working Paper*, 690, 1-89.
- Bhowmik, R., Wang, S. (2020). Stock Market Volatility and Return Analysis: A Systematic Literature Review. *Entropy*, 22 (5), 522.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31 (3), 307-327.
- Brooks, C. (2019). *Introductory Econometrics for Finance* (4rd ed.). New York, USA: Cambridge University Press.
- Börse Frankfurt. (2022). *Frankfurt DAX Indication*. Kättesaadav: <https://www.boerse-frankfurt.de/indices/frankfurt-dax-indikation/constituents>, 9. märts 2022.
- Chen, J. (2021). *Nikkei*. Kättesaadav: <https://www.investopedia.com/terms/n/nikkei.asp>, 9. märts 2022.
- Daya, W., Mazouz, K., Freeman, M. (2012). Information efficiency changes following FTSE 100 index revisions. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 22 (4), 1054-1069.
- Deltuvaite, V. (2015). An Empirical Investigation of the Baltic Stock Markets Global Integration. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 213, 430-435.
- Deutsche Börse Group. *DAX – benchmark and barometer for the German economy*. Kättesaadav: <https://deutsche-boerse.com/dbg-en/media/deutsche-boerse-spotlights/spotlight/DAX-benchmark-and-barometer-for-the-German-economy-139948>, 18. märts 2022.
- Duraškovic, J., Slavica, M., Živkov, D. (2019). Multiscale Volatility Transmission and Portfolio Construction Between the Baltic Stock Markets. *Czech Journal of Economics and Finance*, 69 (2), 211-235.
- Engle, R. F. (2001). GARCH 101: The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 15 (4), 157-168.
- Guštšak, S. (2015). *Modeling Volatility of Baltic Stock Markets*. (Magistritöö) TalTechi majandusteaduskond, Tallinn.

- Hayes, A. (2021). *Volatility*. Kättesaadav: <https://www.investopedia.com/terms/v/volatility.asp>, 9. märts 2022.
- International Monetary Fund. Global Financial Stability Report 2003
- Jeong, J., Lee, K. (1999). Bootstrapped White's test for heteroskedasticity in regression models. *Economics Letters*, 63 (3), 261-267.
- Kara, E., Anbar, A., Arabaci, Ö. (2022). Volatility Spillover Between Bist 30 Futures and Spot Markets: A DCC-GARCH Analyses. *Journal of Administrative Sciences*, 20 (43), 1-27.
- Kim, E., Ha, J., Jeon, Y., Lee, S. (2004). Ljung-Box Test in Unit Root AR-ARCH Model. *Communications for Statistical Applications and Methods*, 11 (2), 323-327.
- Kuusk, A., Paas, T., Viikmaa, K. (2011). Financial contagion of the 2008 crisis: is there any evidence of financial contagion from the US to the Baltic states. *Eastern Journal of European Studies*, 2 (2), 61-76.
- Lee, S. J. (2009). Volatility spillover effects among six Asian countries. *Applied Economics Letters*, 16 (5), 501-508.
- Loh, L. (2013). Co-movement of Asia-Pacific with European and US stock market returns: A cross-time-frequency analysis. *Research in International Business and Finance*, 29, 1-13.
- London Stock Exchange. *FTSE 100*. Kättesaadav: <https://www.londonstockexchange.com/indices/ftse-100/constituents/table>, 9. märts 2022.
- Mase, B. (2007). The Impact of changes in the FTSE 100 index. *Financial Review*, 42 (3), 461-484.
- Mills, T. C. (2019). *Applied Time Series Analysis: A Practical Guide to Modeling and Forecasting*. London, United Kingdom: Academic Press.
- Moon, G. H., Yu, W. C. (2010). Volatility Spillovers between the US and China Stock Markets: Structural Break Test with Symmetric and Asymmetric GARCH Approaches. *Global Economic Review*, 39 (2), 129-149.
- Nasdaq Baltic. (2022). *Emitendid*. Kättesaadav: <https://nasdaqbaltic.com/statistics/et/issuers>, 9. märts 2022.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Econometrica*, 59 (2), 347-370.
- Nikkei indexes. (2022). *Components:Nikkei Stock Average (Nikkei 225)*. Kättesaadav: <https://indexes.nikkei.co.jp/en/nkave/index/component?idx=nk225>, 9. märts 2022.

- Panda, A. K., Nanda, S. (2018). A GARCH modelling of volatility and M-GARCH approach of stock market linkages of North America. *Global Business Review*, 19 (6), 1538-1553.
- Poon, S. H. (2005). *A Practical Guide to Forecasting Financial Market Volatility*. Chichester: John Wiley & Sons
- Przekota, G., Rembeza, J., Mentel, G., Szetela, B. (2019). The Relationship between the Stock Market and the Economy: Evidence from Central and Eastern European Countries. *Transformations in Business & Economics*, 18 (2A), 397-415.
- Rajhans, R. K., Jain, A. (2015). Volatility Spillover in Foreign Exchange Markets. *Paradigm*, 19 (2), 137-151.
- Rommelgas, P. (2021). *Gloabalsete finantsturgude volatiilsuse kandumine Balti riikide aktsiaturgudele*. (Magistritöö) TalTechi majandusteaduskond, Tallinn.
- Schwert, G. W. (2011). Stock Volatility during the Recent Financial Crisis. *European Financial Management*, 17 (5), 789-805.
- Shanghai Stock Exchange. *Securities Prices*. Kättesaadav: <http://english.sse.com.cn/markets/equities/data/>, 9. märts 2022.
- Sjölander, P. (2011). A stationary unbiased finite sample ARCH-LM test procedure. *Applied Economics*, 43 (8), 1019-1033.
- Srinivasan, P., Ibrahim, P. (2010). Forecasting Stock Market Volatility of Bse-30 Index Using Garch Models. *Asia Pacific Business Review*, 6 (3), 47-60.
- Stock Market MBA. (2022). *Stocks in the S&P 500 Index*. Kättesaadav: <https://stockmarketmba.com/stocksinthesp500.php>, 9. märts 2022.
- Wang, Y., Pan, Z., Wu, C. (2018). Volatility spillover from the US to international stock markets: A heterogeneous volatility spillover GARCH model. *Journal of Forecasting*, 37 (3), 385-400.

LISAD

Lisa 1. OMXT, S&P 500 ja Shanghai Composite indeksite tootluste Box-Ljungi testide tulemused

LAG	OMXT		S&P 500		Shanghai Composite	
	Q-stat.	[p-value]	Q-stat.	[p-value]	Q-stat.	[p-value]
1	47,8485	[0,000]	66,7805	[0,000]	0,9466	[0,331]
2	65,6295	[0,000]	66,8246	[0,000]	2,2269	[0,328]
3	69,9460	[0,000]	68,4859	[0,000]	4,9606	[0,175]
4	70,4177	[0,000]	72,5743	[0,000]	14,3420	[0,006]
5	80,2253	[0,000]	72,5798	[0,000]	16,9333	[0,005]
6	86,0519	[0,000]	82,7515	[0,000]	24,4447	[0,000]
7	92,4058	[0,000]	89,1142	[0,000]	26,3616	[0,000]
8	97,9743	[0,000]	89,7121	[0,000]	31,6359	[0,000]
9	99,9779	[0,000]	92,2643	[0,000]	31,6400	[0,000]
10	119,0523	[0,000]	92,2715	[0,000]	33,6678	[0,000]
11	120,4699	[0,000]	94,3541	[0,000]	33,8264	[0,000]
12	141,1320	[0,000]	94,3766	[0,000]	33,8650	[0,001]
13	146,5899	[0,000]	99,3560	[0,000]	42,6947	[0,000]
14	155,6612	[0,000]	102,1599	[0,000]	43,5292	[0,000]
15	156,7076	[0,000]	119,2931	[0,000]	43,5756	[0,000]
16	157,2435	[0,000]	127,4136	[0,000]	45,9569	[0,000]
17	158,2981	[0,000]	133,0491	[0,000]	46,3837	[0,000]
18	158,8704	[0,000]	144,4044	[0,000]	46,4509	[0,000]
19	159,3380	[0,000]	144,6037	[0,000]	46,7026	[0,000]
20	159,3930	[0,000]	144,6039	[0,000]	55,6604	[0,000]
21	159,4129	[0,000]	144,6190	[0,000]	55,8537	[0,000]
22	161,4685	[0,000]	144,7670	[0,000]	55,8697	[0,000]
23	161,5857	[0,000]	145,2025	[0,000]	56,0003	[0,000]
24	161,8213	[0,000]	147,0589	[0,000]	56,8703	[0,000]
25	162,0838	[0,000]	148,0953	[0,000]	56,9320	[0,000]
26	163,1383	[0,000]	148,5048	[0,000]	57,4435	[0,000]
27	163,2884	[0,000]	148,5373	[0,000]	58,4615	[0,000]
28	163,3444	[0,000]	149,2785	[0,000]	63,1702	[0,000]
29	163,3450	[0,000]	149,2786	[0,000]	76,0772	[0,000]
30	163,9625	[0,000]	149,4725	[0,000]	80,1173	[0,000]
31	164,1847	[0,000]	149,4787	[0,000]	81,0951	[0,000]
32	166,6493	[0,000]	149,4879	[0,000]	84,0497	[0,000]
33	166,7069	[0,000]	149,5238	[0,000]	85,0527	[0,000]
34	166,9193	[0,000]	154,9240	[0,000]	85,0869	[0,000]

Lisa 1 järg

35	167,5368	[0,000]	155,6066	[0,000]	85,0869	[0,000]
----	----------	---------	----------	---------	---------	---------

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras Gretl

Lisa 2. Nikkei 225, DAX ja FTSE 100 indeksite tootluste Box-Ljung'i testide tulemused

LAG	Nikkei 225		DAX		FTSE 100	
	Q-stat.	[p-value]	Q-stat.	[p-value]	Q-stat.	[p-value]
1	4,6862	[0,030]	0,0415	[0,839]	5,1009	[0,024]
2	8,9192	[0,012]	0,6505	[0,722]	10,2742	[0,006]
3	27,0624	[0,000]	2,6374	[0,451]	16,6585	[0,001]
4	27,1367	[0,000]	4,5529	[0,336]	24,7117	[0,000]
5	27,2069	[0,000]	6,0176	[0,305]	28,0337	[0,000]
6	27,8867	[0,000]	6,0412	[0,419]	37,1704	[0,000]
7	27,9123	[0,000]	7,8913	[0,342]	48,6626	[0,000]
8	27,9132	[0,000]	12,2422	[0,141]	49,0180	[0,000]
9	28,2498	[0,001]	12,2755	[0,198]	49,1321	[0,000]
10	28,7257	[0,001]	12,5557	[0,250]	49,6128	[0,000]
11	28,7983	[0,002]	13,7232	[0,249]	49,7863	[0,000]
12	28,8022	[0,004]	13,7326	[0,318]	49,9096	[0,000]
13	31,7246	[0,003]	15,7791	[0,261]	56,9088	[0,000]
14	31,7568	[0,004]	15,8517	[0,323]	57,4293	[0,000]
15	34,6902	[0,003]	16,7514	[0,334]	63,6941	[0,000]
16	36,1269	[0,003]	18,0436	[0,321]	66,8578	[0,000]
17	37,8349	[0,003]	18,8822	[0,335]	68,2692	[0,000]
18	44,0319	[0,001]	28,9778	[0,049]	73,8035	[0,000]
19	44,6920	[0,001]	28,9798	[0,066]	74,4663	[0,000]
20	45,4306	[0,001]	31,2124	[0,052]	74,5176	[0,000]
21	46,6214	[0,001]	31,2918	[0,069]	81,5619	[0,000]
22	48,8851	[0,001]	32,0021	[0,077]	82,3725	[0,000]
23	48,9997	[0,001]	32,2218	[0,096]	86,5580	[0,000]
24	51,4228	[0,001]	33,0581	[0,103]	87,1630	[0,000]
25	51,7707	[0,001]	35,4768	[0,080]	91,3734	[0,000]
26	53,3958	[0,001]	37,9490	[0,061]	93,6595	[0,000]
27	57,7993	[0,001]	38,0758	[0,077]	95,6279	[0,000]
28	57,8565	[0,001]	38,6606	[0,087]	96,2899	[0,000]
29	68,3969	[0,000]	39,6057	[0,091]	97,1465	[0,000]
30	68,8060	[0,000]	39,7348	[0,110]	97,2790	[0,000]
31	70,4427	[0,000]	42,1589	[0,087]	112,8043	[0,000]
32	73,6625	[0,000]	44,6798	[0,067]	113,4730	[0,000]
33	73,6716	[0,000]	45,5549	[0,072]	115,0578	[0,000]
34	73,6730	[0,000]	51,3452	[0,029]	118,6900	[0,000]
35	74,4847	[0,000]	55,1092	[0,017]	120,4929	[0,000]

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras Gretl

Lisa 3. ARMA mudelite testimiste tulemused

	OMXT		S&P 500		Shanghai Composite	
	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC
ARMA(0,0)	11406,62	11412,89	12972,19	12978,47	14372,69	14378,96
ARMA(1,0)	11366,72	11379,27	12905,11	12911,39	14365,31	14371,59
ARMA(2,0)	11341,57	11354,11	12902,36	12914,90	14362,63	14375,17
ARMA(0,1)	11366,72	11379,27	12908,19	12920,73	14373,74	14386,29
ARMA(0,2)	11353,58	11372,39	12910,18	12929,00	14374,47	14393,29
ARMA(1,1)	11343,31	11362,12	12907,79	12926,61	14366,49	14385,31
ARMA(1,2)	11348,09	11373,18	12909,34	12934,43	14368,35	14393,44
ARMA(2,1)	11326,23	11351,31	12902,96	12928,05	14365,59	14390,68
ARMA(2,2)	11327,83	11359,19	12907,04	12938,4	14363,43	14394,79
	Nikkei 225		DAX		FTSE 100	
	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC
ARMA(0,0)	14099,99	14106,26	13633,72	13639,99	12462,64	12468,92
ARMA(1,0)	14092,58	14098,85	13631,24	13637,51	12454,84	12461,11
ARMA(2,0)	14087,13	14099,68	13630,00	13642,54	12449,09	12461,64
ARMA(0,1)	14097,79	14110,34	13636,38	13648,93	12459,17	12471,72
ARMA(0,2)	14096,59	14115,41	13637,83	13656,65	12455,54	12474,35
ARMA(1,1)	14085,79	14104,61	13634,93	13653,75	12451,60	12470,42
ARMA(1,2)	14086,04	14111,13	13635,85	13660,94	12452,34	12477,43
ARMA(2,1)	14086,27	14111,35	13633,32	13658,41	12449,98	12475,07
ARMA(2,2)	14094,77	14126,13	13635,01	13666,37	12442,78	12474,14

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras Gretl

Lisa 4. OMXT, S&P 500 ja Shanghai Composite ARMA mudelite jääkliikmete Box-Ljung'i testide tulemused

LAG	OMXT		S&P 500		Shanghai Composite	
	Q-stat.	[p-value]	Q-stat.	[p-value]	Q-stat.	[p-value]
1	0,0052	[0,942]	270,7157	[0,000]	1,1269	[0,288]
2	0,7416	[0,690]	1132,452	[0,000]	1,9674	[0,374]
3	2,0218	[0,568]	1385,956	[0,000]	4,8697	[0,182]
4	7,5165	[0,111]	1754,968	[0,000]	6,6475	[0,156]
5	7,8578	[0,164]	2216,896	[0,000]	6,8127	[0,235]
6	7,8724	[0,248]	2629,643	[0,000]	11,6362	[0,071]
7	7,9079	[0,341]	3021,247	[0,000]	11,6827	[0,111]
8	7,9912	[0,434]	3351,905	[0,000]	19,1087	[0,014]
9	8,3617	[0,498]	3649,809	[0,000]	19,3230	[0,023]
10	15,9648	[0,101]	3939,102	[0,000]	19,9733	[0,030]
11	16,5773	[0,121]	4289,275	[0,000]	20,0600	[0,045]
12	27,0149	[0,008]	4545,304	[0,000]	20,1110	[0,065]
13	27,6515	[0,010]	4723,792	[0,000]	26,7924	[0,013]
14	31,3357	[0,005]	4810,043	[0,000]	27,8679	[0,015]
15	31,3779	[0,008]	4959,204	[0,000]	28,3693	[0,019]
16	31,3963	[0,012]	5117,483	[0,000]	29,8809	[0,019]
17	34,9136	[0,006]	5329,769	[0,000]	30,6374	[0,022]
18	37,1047	[0,005]	5475,853	[0,000]	30,7055	[0,031]
19	37,1541	[0,008]	5542,729	[0,000]	31,2497	[0,038]
20	37,8096	[0,009]	5684,496	[0,000]	39,3066	[0,006]
21	37,9713	[0,013]	5790,821	[0,000]	39,6807	[0,008]
22	39,1867	[0,013]	5870,938	[0,000]	39,6874	[0,012]
23	39,8691	[0,016]	5934,090	[0,000]	39,8974	[0,016]
24	40,7158	[0,018]	6017,711	[0,000]	40,3655	[0,020]
25	40,7552	[0,024]	6082,140	[0,000]	40,3909	[0,027]
26	41,2284	[0,029]	6145,725	[0,000]	40,6655	[0,034]
27	41,7759	[0,035]	6233,716	[0,000]	41,1836	[0,040]
28	42,0141	[0,043]	6371,651	[0,000]	46,0158	[0,017]
29	42,0971	[0,055]	6444,992	[0,000]	58,5649	[0,001]
30	42,5717	[0,064]	6529,815	[0,000]	63,0989	[0,000]
31	42,6029	[0,080]	6553,754	[0,000]	63,5138	[0,001]
32	44,8290	[0,066]	6618,548	[0,000]	67,1286	[0,000]
33	45,0273	[0,079]	6688,450	[0,000]	68,1585	[0,000]
34	45,4059	[0,091]	6718,854	[0,000]	68,2735	[0,000]
35	46,1415	[0,099]	6820,257	[0,000]	68,3209	[0,001]

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras Gretl

Lisa 5. Nikkei 225, DAX ja FTSE 100 ARMA mudelite jääkliikmete Box-Ljung'i testide tulemused

LAG	Nikkei 225		DAX		FTSE 100	
	Q-stat.	[p-value]	Q-stat.	[p-value]	Q-stat.	[p-value]
1	0,4852	[0,486]	0,0415	[0,839]	1,5296	[0,216]
2	0,4865	[0,784]	0,6505	[0,722]	1,7771	[0,411]
3	8,8606	[0,031]	2,6374	[0,451]	13,5188	[0,004]
4	9,5566	[0,049]	4,5529	[0,336]	14,4983	[0,006]
5	9,7855	[0,082]	6,0176	[0,305]	16,1070	[0,007]
6	11,6314	[0,071]	6,0412	[0,419]	17,8059	[0,007]
7	11,8780	[0,105]	7,8913	[0,342]	27,2668	[0,000]
8	11,9406	[0,154]	12,2422	[0,141]	32,1367	[0,000]
9	12,1681	[0,204]	12,2755	[0,198]	32,1871	[0,000]
10	12,5801	[0,248]	12,5557	[0,250]	36,9236	[0,000]
11	12,6537	[0,317]	13,7232	[0,249]	37,0272	[0,000]
12	12,6538	[0,395]	13,7326	[0,318]	37,9639	[0,000]
13	15,4223	[0,282]	15,7791	[0,261]	47,1132	[0,000]
14	15,4227	[0,350]	15,8517	[0,323]	50,4781	[0,000]
15	17,8609	[0,270]	16,7514	[0,334]	54,7863	[0,000]
16	18,8397	[0,277]	18,0436	[0,321]	55,4301	[0,000]
17	20,0427	[0,272]	18,8822	[0,335]	55,8632	[0,000]
18	25,6178	[0,109]	28,9778	[0,049]	58,1159	[0,000]
19	26,0291	[0,129]	28,9798	[0,066]	58,1822	[0,000]
20	27,1449	[0,131]	31,2124	[0,052]	58,4965	[0,000]
21	28,7945	[0,119]	31,2918	[0,069]	62,7552	[0,000]
22	30,8487	[0,099]	32,0021	[0,077]	62,7874	[0,000]
23	31,1544	[0,119]	32,2218	[0,096]	64,7518	[0,000]
24	33,1160	[0,102]	33,0581	[0,103]	66,9183	[0,000]
25	33,2486	[0,125]	35,4768	[0,080]	68,6935	[0,000]
26	34,3857	[0,126]	37,9490	[0,061]	73,3390	[0,000]
27	38,1130	[0,076]	38,0758	[0,077]	73,6499	[0,000]
28	38,1138	[0,096]	38,6606	[0,087]	73,7643	[0,000]
29	48,2042	[0,014]	39,6057	[0,091]	73,7697	[0,000]
30	48,9408	[0,016]	39,7348	[0,110]	74,3562	[0,000]
31	51,1681	[0,013]	42,1589	[0,087]	84,3174	[0,000]
32	54,2992	[0,008]	44,6798	[0,067]	84,5014	[0,000]
33	54,3357	[0,011]	45,5549	[0,072]	89,1808	[0,000]
34	54,3361	[0,015]	51,3452	[0,029]	92,1395	[0,000]
35	55,3242	[0,016]	55,1092	[0,017]	92,5056	[0,000]

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras Gretl

Lisa 6. GARCH(1,1) mudelid (OMXT, S&P 500)

OMXT GARCH(1,1)	Dependent Variable: R_OMXT					
	Method: ML ARCH - Normal distribution (Marquardt / EViews legacy)					
	Date: 04/22/22 Time: 15:37					
	Sample (adjusted): 3/05/2007 3/01/2022					
	Included observations: 3912 after adjustments					
	Convergence achieved after 20 iterations					
	MA Backcast: 3/02/2007					
	Presample variance: backcast (parameter = 0.7)					
	GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1)					
		Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
		AR(2)	0.043997	0.017574	2.503540	0.0123
		MA(1)	0.072931	0.016268	4.482993	0.0000
		Variance Equation				
		C	0.014807	0.001120	13.22123	0.0000
		RESID(-1)^2	0.146336	0.006227	23.50045	0.0000
	GARCH(-1)	0.849074	0.005555	152.8581	0.0000	
	R-squared	0.013463	Mean dependent var	0.019268		
	Adjusted R-squared	0.013211	S.D. dependent var	1.038628		
	S.E. of regression	1.031745	Akaike info criterion	2.339183		
	Sum squared resid	4162.185	Schwarz criterion	2.347199		
	Log likelihood	-4570.442	Hannan-Quinn criter.	2.342028		
	Durbin-Watson stat	1.931142				
	Inverted AR Roots	.21	-.21			
	Inverted MA Roots	-.07				

Lisa 6 järg

S&P 500 GARCH(1,1)	Dependent Variable: R_S_P_500					
	Method: ML ARCH - Normal distribution (Marquardt / EViews legacy)					
	Date: 04/22/22 Time: 15:41					
	Sample (adjusted): 3/05/2007 3/01/2022					
	Included observations: 3912 after adjustments					
	Convergence achieved after 12 iterations					
	MA Backcast: 3/02/2007					
	Presample variance: backcast (parameter = 0.7)					
	GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1)					
	<hr/>					
		Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
		AR(2)	-0.003163	0.016808	-0.188212	0.8507
		MA(1)	-0.053537	0.018144	-2.950731	0.0032
		Variance Equation				
		C	0.026782	0.002437	10.98857	0.0000
	RESID(-1)^2	0.140453	0.009023	15.56637	0.0000	
	GARCH(-1)	0.841085	0.009228	91.14092	0.0000	
	R-squared	0.010634	Mean dependent var	0.028957		
	Adjusted R-squared	0.010381	S.D. dependent var	1.268996		
	S.E. of regression	1.262392	Akaike info criterion	2.700517		
	Sum squared resid	6231.109	Schwarz criterion	2.708533		
	Log likelihood	-5277.211	Hannan-Quinn criter.	2.703362		
	Durbin-Watson stat	2.156383				
	Inverted AR Roots	-.00+.06i	-.00-.06i			
	Inverted MA Roots	.05				

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras EViews

Lisa 7. GARCH(1,1) mudelid (Shanghai Composite, Nikkei 225)

Shanghai Composite GARCH(1,1)	Dependent Variable: R_SHANGHAI					
	Method: ML ARCH - Normal distribution (Marquardt / EViews legacy)					
	Date: 04/22/22 Time: 15:45					
	Sample (adjusted): 3/05/2007 3/01/2022					
	Included observations: 3912 after adjustments					
	Convergence achieved after 8 iterations					
	MA Backcast: 3/01/2007 3/02/2007					
	Presample variance: backcast (parameter = 0.7)					
	GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1)					
	<hr/>					
		Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
		AR(2)	0.784844	0.008929	87.89733	0.0000
		MA(2)	-0.800557	4.33E-12	-1.85E+11	0.0000
	<hr/>					
		Variance Equation				
	C	0.011087	0.001815	6.107462	0.0000	
	RESID(-1)^2	0.070493	0.003517	20.04155	0.0000	
	GARCH(-1)	0.928112	0.003125	297.0025	0.0000	
<hr/>						
	R-squared	-0.001220	Mean dependent var	0.005336		
	Adjusted R-squared	-0.001476	S.D. dependent var	1.516920		
	S.E. of regression	1.518039	Akaike info criterion	3.315092		
	Sum squared resid	9010.372	Schwarz criterion	3.323108		
	Log likelihood	-6479.319	Hannan-Quinn criter.	3.317936		
	Durbin-Watson stat	1.966843				
<hr/>						
	Inverted AR Roots	.89	- .89			
	Inverted MA Roots	.89	- .89			
<hr/>						

Lisa 7 järg

Nikkei 225 GARCH(1,1)	Dependent Variable: R_NIKKEI_225				
	Method: ML ARCH - Normal distribution (Marquardt / EViews legacy)				
	Date: 04/22/22 Time: 15:48				
	Sample (adjusted): 3/02/2007 3/01/2022				
	Included observations: 3913 after adjustments				
	Convergence achieved after 19 iterations				
	MA Backcast: 3/01/2007				
	Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
	GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1)				
	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
	AR(1)	-0.519237	0.375995	-1.380968	0.1673
	MA(1)	0.496222	0.381879	1.299421	0.1938
	Variance Equation				
	C	0.056217	0.007307	7.693431	0.0000
	RESID(-1)^2	0.113489	0.006849	16.56970	0.0000
GARCH(-1)	0.859561	0.008941	96.13934	0.0000	
R-squared	0.002374	Mean dependent var	0.011003		
Adjusted R-squared	0.002118	S.D. dependent var	1.465566		
S.E. of regression	1.464012	Akaike info criterion	3.295059		
Sum squared resid	8382.572	Schwarz criterion	3.303073		
Log likelihood	-6441.783	Hannan-Quinn criter.	3.297903		
Durbin-Watson stat	2.018485				
Inverted AR Roots	-.52				
Inverted MA Roots	-.50				

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras EViews

Lisa 8. GARCH(1,1) mudelid (DAX, FTSE 100)

DAX GARCH(1,1)	Dependent Variable: R_DAX				
	Method: ML ARCH - Normal distribution (Marquardt / EViews legacy)				
	Date: 04/22/22 Time: 15:51				
	Sample: 3/01/2007 3/01/2022				
	Included observations: 3914				
	Convergence achieved after 8 iterations				
	Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
	GARCH = C(1) + C(2)*RESID(-1)^2 + C(3)*GARCH(-1)				
	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
	Variance Equation				
C	0.034947	0.003986	8.767996	0.0000	
RESID(-1)^2	0.095996	0.006342	15.13695	0.0000	
GARCH(-1)	0.885430	0.007707	114.8936	0.0000	
R-squared	-0.000181	Mean dependent var		0.018596	
Adjusted R-squared	0.000074	S.D. dependent var		1.380705	
S.E. of regression	1.380654	Akaike info criterion		3.158384	
Sum squared resid	7460.890	Schwarz criterion		3.163191	
Log likelihood	-6177.957	Hannan-Quinn criter.		3.160090	
Durbin-Watson stat	1.990872				

Lisa 8 järg

FTSE 100 GARCH(1,1)	Dependent Variable: R_FTSE_100				
	Method: ML ARCH - Normal distribution (Marquardt / EViews legacy)				
	Date: 04/22/22 Time: 15:53				
	Sample (adjusted): 3/05/2007 3/01/2022				
	Included observations: 3912 after adjustments				
	Convergence achieved after 14 iterations				
	MA Backcast: 3/01/2007 3/02/2007				
	Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
	GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1)				
	<hr/>				
	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
	AR(2)	0.939515	0.028156	33.36802	0.0000
	MA(2)	-0.952521	0.024094	-39.53352	0.0000
	<hr/>				
	Variance Equation				
	C	0.025605	0.002895	8.844958	0.0000
	RESID(-1)^2	0.109846	0.007438	14.76832	0.0000
	GARCH(-1)	0.870826	0.008329	104.5483	0.0000
	<hr/>				
	R-squared	-0.001130	Mean dependent var	0.004628	
	Adjusted R-squared	-0.001387	S.D. dependent var	1.189074	
	S.E. of regression	1.189898	Akaike info criterion	2.772524	
	Sum squared resid	5536.000	Schwarz criterion	2.780540	
	Log likelihood	-5418.056	Hannan-Quinn criter.	2.775368	
	Durbin-Watson stat	2.079730			
	<hr/>				
	Inverted AR Roots	.97	-.97		
	Inverted MA Roots	.98	-.98		
	<hr/>				

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras EViews

Lisa 9. EGARCH(1,1) mudelid (OMXT, S&P 500)

OMXT EGARCH(1,1)	Dependent Variable: R_OMXT				
	Method: ML ARCH - Normal distribution (Marquardt / EViews legacy)				
	Date: 04/22/22 Time: 17:33				
	Sample (adjusted): 3/05/2007 3/01/2022				
	Included observations: 3912 after adjustments				
	Convergence achieved after 17 iterations				
	MA Backcast: 3/02/2007				
	Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
	LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(5) *RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-1))				
	<hr/>				
	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
	AR(2)	0.052800	0.015238	3.464953	0.0005
	MA(1)	0.076776	0.014686	5.228015	0.0000
	<hr/>				
Variance Equation					
C(3)	-0.195325	0.006817	-28.65270	0.0000	
C(4)	0.260859	0.009152	28.50425	0.0000	
C(5)	-0.032581	0.005191	-6.275834	0.0000	
C(6)	0.976794	0.001663	587.3056	0.0000	
<hr/>					
R-squared	0.013945	Mean dependent var	0.019268		
Adjusted R-squared	0.013692	S.D. dependent var	1.038628		
S.E. of regression	1.031493	Akaike info criterion	2.333257		
Sum squared resid	4160.152	Schwarz criterion	2.342876		
Log likelihood	-4557.850	Hannan-Quinn criter.	2.336670		
Durbin-Watson stat	1.939893				
<hr/>					
Inverted AR Roots	.23	-.23			
Inverted MA Roots	-.08				
<hr/>					

Lisa 9 järg

S&P 500 EGARCH(1,1)	Dependent Variable: R_S_P_500																											
	Method: ML ARCH - Normal distribution (Marquardt / EViews legacy)																											
	Date: 04/22/22 Time: 17:36																											
	Sample (adjusted): 3/05/2007 3/01/2022																											
	Included observations: 3912 after adjustments																											
	Convergence achieved after 23 iterations																											
	MA Backcast: 3/02/2007																											
	Presample variance: backcast (parameter = 0.7)																											
	LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(5) *RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-1))																											
	<table border="1"> <thead> <tr> <th>Variable</th> <th>Coefficient</th> <th>Std. Error</th> <th>z-Statistic</th> <th>Prob.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>AR(2)</td> <td>0.000949</td> <td>0.014538</td> <td>0.065293</td> <td>0.9479</td> </tr> <tr> <td>MA(1)</td> <td>-0.051378</td> <td>0.016104</td> <td>-3.190395</td> <td>0.0014</td> </tr> </tbody> </table>				Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	AR(2)	0.000949	0.014538	0.065293	0.9479	MA(1)	-0.051378	0.016104	-3.190395	0.0014									
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																								
AR(2)	0.000949	0.014538	0.065293	0.9479																								
MA(1)	-0.051378	0.016104	-3.190395	0.0014																								
<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="5">Variance Equation</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>C(3)</td> <td>-0.140727</td> <td>0.007589</td> <td>-18.54324</td> <td>0.0000</td> </tr> <tr> <td>C(4)</td> <td>0.189725</td> <td>0.010163</td> <td>18.66862</td> <td>0.0000</td> </tr> <tr> <td>C(5)</td> <td>-0.150853</td> <td>0.005995</td> <td>-25.16292</td> <td>0.0000</td> </tr> <tr> <td>C(6)</td> <td>0.965666</td> <td>0.002193</td> <td>440.2656</td> <td>0.0000</td> </tr> </tbody> </table>				Variance Equation					C(3)	-0.140727	0.007589	-18.54324	0.0000	C(4)	0.189725	0.010163	18.66862	0.0000	C(5)	-0.150853	0.005995	-25.16292	0.0000	C(6)	0.965666	0.002193	440.2656	0.0000
Variance Equation																												
C(3)	-0.140727	0.007589	-18.54324	0.0000																								
C(4)	0.189725	0.010163	18.66862	0.0000																								
C(5)	-0.150853	0.005995	-25.16292	0.0000																								
C(6)	0.965666	0.002193	440.2656	0.0000																								
<table border="1"> <tbody> <tr> <td>R-squared</td> <td>0.010254</td> <td>Mean dependent var</td> <td>0.028957</td> </tr> <tr> <td>Adjusted R-squared</td> <td>0.010001</td> <td>S.D. dependent var</td> <td>1.268996</td> </tr> <tr> <td>S.E. of regression</td> <td>1.262635</td> <td>Akaike info criterion</td> <td>2.656389</td> </tr> <tr> <td>Sum squared resid</td> <td>6233.502</td> <td>Schwarz criterion</td> <td>2.666009</td> </tr> <tr> <td>Log likelihood</td> <td>-5189.898</td> <td>Hannan-Quinn criter.</td> <td>2.659803</td> </tr> <tr> <td>Durbin-Watson stat</td> <td>2.160108</td> <td></td> <td></td> </tr> </tbody> </table>				R-squared	0.010254	Mean dependent var	0.028957	Adjusted R-squared	0.010001	S.D. dependent var	1.268996	S.E. of regression	1.262635	Akaike info criterion	2.656389	Sum squared resid	6233.502	Schwarz criterion	2.666009	Log likelihood	-5189.898	Hannan-Quinn criter.	2.659803	Durbin-Watson stat	2.160108			
R-squared	0.010254	Mean dependent var	0.028957																									
Adjusted R-squared	0.010001	S.D. dependent var	1.268996																									
S.E. of regression	1.262635	Akaike info criterion	2.656389																									
Sum squared resid	6233.502	Schwarz criterion	2.666009																									
Log likelihood	-5189.898	Hannan-Quinn criter.	2.659803																									
Durbin-Watson stat	2.160108																											
<table border="1"> <tbody> <tr> <td>Inverted AR Roots</td> <td>.03</td> <td>-.03</td> </tr> <tr> <td>Inverted MA Roots</td> <td>.05</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>				Inverted AR Roots	.03	-.03	Inverted MA Roots	.05																				
Inverted AR Roots	.03	-.03																										
Inverted MA Roots	.05																											

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras EViews

Lisa 10. EGARCH(1,1) modelid (Shanghai Composite, Nikkei 225)

Shanghai Composite EGARCH(1,1)	Dependent Variable: R_SHANGHAI				
	Method: ML ARCH - Normal distribution (Marquardt / EViews legacy)				
	Date: 04/22/22 Time: 17:42				
	Sample (adjusted): 3/05/2007 3/01/2022				
	Included observations: 3912 after adjustments				
	Convergence achieved after 27 iterations				
	MA Backcast: 3/01/2007 3/02/2007				
	Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
	LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(5) *RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-1))				
	<hr/>				
	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
	AR(2)	0.313326	0.231069	1.355981	0.1751
	MA(2)	-0.318805	0.231163	-1.379135	0.1679
	<hr/>				
	Variance Equation				
C(3)	-0.099305	0.004865	-20.41254	0.0000	
C(4)	0.145182	0.006629	21.90059	0.0000	
C(5)	-0.005755	0.003603	-1.597108	0.1102	
C(6)	0.992079	0.001188	834.7412	0.0000	
<hr/>					
R-squared	0.000354	Mean dependent var	0.005336		
Adjusted R-squared	0.000099	S.D. dependent var	1.516920		
S.E. of regression	1.516845	Akaike info criterion	3.315119		
Sum squared resid	8996.207	Schwarz criterion	3.324739		
Log likelihood	-6478.373	Hannan-Quinn criter.	3.318533		
Durbin-Watson stat	1.966683				
<hr/>					
Inverted AR Roots	.56	-.56			
Inverted MA Roots	.56	-.56			
<hr/>					

Lisa 10 järg

Nikkei 225 EGARCH(1,1)	Dependent Variable: R_NIKKEI_225				
	Method: ML ARCH - Normal distribution (Marquardt / EViews legacy)				
	Date: 04/22/22 Time: 17:46				
	Sample (adjusted): 3/02/2007 3/01/2022				
	Included observations: 3913 after adjustments				
	Convergence achieved after 17 iterations				
	MA Backcast: 3/01/2007				
	Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
	LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(5) *RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-1))				
	<hr/>				
	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
	AR(1)	0.898253	0.142820	6.289407	0.0000
	MA(1)	-0.895627	0.144426	-6.201279	0.0000
	<hr/>				
	Variance Equation				
	C(3)	-0.121360	0.006440	-18.84535	0.0000
	C(4)	0.188423	0.008826	21.34864	0.0000
	C(5)	-0.105293	0.004795	-21.95990	0.0000
	C(6)	0.962076	0.003547	271.2229	0.0000
	<hr/>				
	R-squared	-0.000302	Mean dependent var	0.011003	
	Adjusted R-squared	-0.000558	S.D. dependent var	1.465566	
	S.E. of regression	1.465974	Akaike info criterion	3.261520	
	Sum squared resid	8405.056	Schwarz criterion	3.271138	
	Log likelihood	-6375.165	Hannan-Quinn criter.	3.264933	
	Durbin-Watson stat	2.073896			
	<hr/>				
	Inverted AR Roots	.90			
	Inverted MA Roots	.90			
	<hr/>				

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras EViews

Lisa 11. EGARCH(1,1) mudelid (DAX, FTSE 100)

DAX EGARCH(1,1)	Dependent Variable: R_DAX			
	Method: ML ARCH - Normal distribution (Marquardt / EViews legacy)			
	Date: 04/22/22 Time: 17:31			
	Sample: 3/01/2007 3/01/2022			
	Included observations: 3914			
	Convergence achieved after 14 iterations			
	Presample variance: backcast (parameter = 0.7)			
	LOG(GARCH) = C(1) + C(2)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(3) *RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(4)*LOG(GARCH(-1))			
	<hr/>			
	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic
<hr/>				
Variance Equation				
<hr/>				
C(1)	-0.084699	0.007092	-11.94226	0.0000
C(2)	0.126546	0.010198	12.40835	0.0000
C(3)	-0.135296	0.006384	-21.19183	0.0000
C(4)	0.972136	0.002244	433.2967	0.0000
<hr/>				
R-squared	-0.000181	Mean dependent var	0.018596	
Adjusted R-squared	0.000074	S.D. dependent var	1.380705	
S.E. of regression	1.380654	Akaike info criterion	3.102473	
Sum squared resid	7460.890	Schwarz criterion	3.108883	
Log likelihood	-6067.540	Hannan-Quinn criter.	3.104748	
Durbin-Watson stat	1.990872			
<hr/>				

Lisa 11 järg

FTSE 100 EGARCH(1,1)	Dependent Variable: R_FTSE_100				
	Method: ML ARCH - Normal distribution (Marquardt / EViews legacy)				
	Date: 04/22/22 Time: 17:44				
	Sample (adjusted): 3/05/2007 3/01/2022				
	Included observations: 3912 after adjustments				
	Convergence achieved after 13 iterations				
	MA Backcast: 3/01/2007 3/02/2007				
	Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
	LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1))/@SQRT(GARCH(-1))) + C(5) *RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-1))				
	<hr/>				
	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
	AR(2)	0.484043	0.312678	1.548059	0.1216
	MA(2)	-0.500647	0.308971	-1.620366	0.1052
	<hr/>				
	Variance Equation				
	C(3)	-0.096280	0.007268	-13.24723	0.0000
	C(4)	0.124953	0.009659	12.93654	0.0000
	C(5)	-0.116342	0.005329	-21.83212	0.0000
	C(6)	0.979206	0.001935	506.1035	0.0000
	<hr/>				
	R-squared	0.000695	Mean dependent var	0.004628	
	Adjusted R-squared	0.000439	S.D. dependent var	1.189074	
	S.E. of regression	1.188813	Akaike info criterion	2.725043	
	Sum squared resid	5525.906	Schwarz criterion	2.734662	
	Log likelihood	-5324.183	Hannan-Quinn criter.	2.728456	
	Durbin-Watson stat	2.074823			
	<hr/>				
	Inverted AR Roots	.70	-.70		
	Inverted MA Roots	.71	-.71		
	<hr/>				

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras EViews

Lisa 12. OMXT, S&P 500 ja Shanghai Composite GARCH(1,1) mudeli jääkliikmete Box-Ljung'i testide tulemused

Viit -aeg	OMXT				S&P 500				Shanghai Composite			
	Jääkliikmete		Jääkliikmete ruutude		Jääkliikmete		Jääkliikmete ruutude		Jääkliikmete		Jääkliikmete ruutude	
	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	2.3402		1.4817	0.224	0.0639		0.8795	0.348	2.6912		1.6592	0.198
2	6.1529		2.0139	0.365	0.1794		4.4088	0.110	6.5834		1.7279	0.421
3	12.981	0.000	2.2096	0.530	0.1993	0.655	4.4096	0.220	11.840	0.001	1.7538	0.625
4	19.348	0.000	4.2771	0.370	0.5870	0.746	6.7841	0.148	14.349	0.001	1.7891	0.774
5	22.108	0.000	5.8087	0.325	1.9707	0.579	7.0640	0.216	14.896	0.002	2.6822	0.749
6	26.519	0.000	7.3465	0.290	3.7944	0.435	7.1022	0.311	15.432	0.004	2.8568	0.827
7	27.920	0.000	8.4668	0.293	3.7948	0.579	7.1907	0.409	19.692	0.001	2.8795	0.896
8	30.683	0.000	8.9382	0.348	3.8396	0.698	7.2563	0.509	23.594	0.001	2.8990	0.941
9	31.438	0.000	10.212	0.334	3.9155	0.789	7.3271	0.603	23.691	0.001	3.3758	0.948
10	38.196	0.000	10.256	0.418	5.4459	0.709	14.676	0.144	31.497	0.000	7.8425	0.644
11	39.053	0.000	12.527	0.325	6.3401	0.705	16.235	0.133	31.557	0.000	10.908	0.451
12	40.966	0.000	12.559	0.402	6.3595	0.784	18.371	0.105	31.613	0.000	12.353	0.418
13	41.087	0.000	14.996	0.308	7.2124	0.782	18.380	0.144	33.557	0.000	12.357	0.499
14	44.169	0.000	15.293	0.358	7.6454	0.812	18.476	0.186	33.857	0.001	12.358	0.578
15	47.421	0.000	16.587	0.344	8.8078	0.787	18.875	0.219	34.116	0.001	13.683	0.550
16	47.492	0.000	16.770	0.401	9.1254	0.823	18.962	0.271	34.360	0.002	13.836	0.611
17	48.294	0.000	16.842	0.465	13.883	0.534	19.601	0.295	37.396	0.001	13.853	0.678
18	49.323	0.000	16.897	0.530	13.888	0.607	19.602	0.356	37.728	0.002	14.905	0.668
19	49.610	0.000	19.344	0.435	14.475	0.633	21.401	0.315	37.932	0.003	16.748	0.607
20	50.102	0.000	20.133	0.450	15.197	0.648	22.275	0.326	40.713	0.002	17.085	0.647
21	50.102	0.000	20.841	0.469	15.219	0.709	22.949	0.347	40.777	0.003	17.370	0.688
22	50.463	0.000	21.165	0.511	15.369	0.755	22.953	0.404	40.791	0.004	20.455	0.555
23	50.500	0.000	22.010	0.520	15.984	0.771	23.172	0.451	40.810	0.006	20.710	0.599
24	50.551	0.000	22.156	0.570	16.231	0.804	24.426	0.437	41.212	0.008	20.711	0.656
25	50.588	0.001	22.541	0.604	16.233	0.845	24.575	0.486	43.046	0.007	27.083	0.352
26	52.709	0.001	22.779	0.645	18.968	0.754	27.278	0.395	43.116	0.010	27.088	0.405
27	52.835	0.001	22.904	0.690	19.258	0.785	27.672	0.428	43.258	0.013	28.239	0.399
28	52.957	0.001	23.123	0.727	19.310	0.823	27.923	0.469	44.595	0.013	28.872	0.419
29	52.973	0.002	25.397	0.657	19.370	0.856	28.010	0.517	47.467	0.009	28.908	0.470
30	52.973	0.003	26.427	0.653	19.693	0.875	28.452	0.547	47.659	0.012	36.107	0.205
31	53.063	0.004	26.427	0.701	20.428	0.879	29.165	0.561	47.789	0.015	36.215	0.238
32	53.063	0.006	26.859	0.724	20.613	0.900	29.610	0.588	47.796	0.021	36.272	0.276
33	58.100	0.002	26.907	0.764	22.496	0.867	29.622	0.636	48.049	0.026	36.302	0.317
34	58.599	0.003	28.566	0.731	23.160	0.873	30.003	0.664	48.055	0.034	40.216	0.214
35	59.586	0.003	28.995	0.753	23.357	0.893	30.025	0.707	50.075	0.029	40.239	0.249
36	59.925	0.004	29.320	0.777	23.571	0.910	30.077	0.746	50.333	0.035	41.723	0.236

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras EViews

Lisa 13. Nikkei 225, DAX ja FTSE 100 GARCH(1,1) mudeli jääkliikmete Box-Ljung'i testide tulemused

Viit -aeg	Nikkei 225				DAX				FTSE 100			
	Jääkliikmete		Jääkliikmete ruutude		Jääkliikmete		Jääkliikmete ruutude		Jääkliikmete		Jääkliikmete ruutude	
	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	0.8850		3.8161	0.051	0.1663	0.683	1.9140	0.167	0.0474		0.0122	0.912
2	1.0320		4.4502	0.108	0.2170	0.897	2.1140	0.347	0.1325		1.0632	0.588
3	1.5193	0.218	4.4862	0.214	0.3509	0.950	11.422	0.010	2.2040	0.138	4.2262	0.238
4	1.5234	0.467	4.9684	0.291	0.3646	0.985	11.842	0.019	2.2041	0.332	5.9641	0.202
5	1.5235	0.677	5.0027	0.416	1.8308	0.872	12.284	0.031	2.5342	0.469	6.6493	0.248
6	2.8638	0.581	5.3414	0.501	2.5945	0.858	12.721	0.048	2.8793	0.578	6.8978	0.330
7	4.8422	0.435	6.7307	0.457	2.8092	0.902	12.812	0.077	3.0254	0.696	7.4135	0.387
8	4.9630	0.549	6.8688	0.551	3.1521	0.924	12.897	0.115	3.1187	0.794	7.4652	0.487
9	5.1257	0.645	9.0100	0.436	3.2053	0.956	13.505	0.141	3.2324	0.863	7.9254	0.542
10	5.3760	0.717	9.0521	0.527	3.3361	0.972	15.290	0.122	3.8770	0.868	7.9290	0.636
11	5.6708	0.772	9.6026	0.566	3.7689	0.976	15.830	0.148	3.8800	0.919	9.0124	0.621
12	5.7681	0.834	10.114	0.606	3.8174	0.987	16.641	0.164	5.1028	0.884	9.5335	0.657
13	5.7761	0.888	11.091	0.603	6.1138	0.942	17.115	0.194	6.6913	0.824	10.576	0.646
14	6.9765	0.859	14.894	0.385	6.2759	0.959	18.900	0.169	6.8504	0.867	14.925	0.383
15	7.1042	0.897	15.533	0.414	6.3081	0.974	21.013	0.136	7.3581	0.883	15.251	0.433
16	7.8751	0.896	15.721	0.473	7.0057	0.973	21.032	0.177	8.0127	0.889	15.835	0.465
17	12.718	0.624	17.713	0.407	8.3705	0.958	21.470	0.206	8.4136	0.906	16.237	0.507
18	15.109	0.517	20.657	0.297	8.4263	0.972	23.091	0.187	8.4737	0.933	18.505	0.423
19	15.115	0.587	20.770	0.350	8.4391	0.982	23.699	0.208	8.6363	0.951	22.050	0.282
20	15.582	0.622	20.899	0.403	10.607	0.956	23.995	0.243	10.379	0.919	22.055	0.338
21	16.044	0.654	21.394	0.435	10.647	0.969	24.112	0.288	11.601	0.902	22.119	0.393
22	16.168	0.706	21.425	0.495	10.766	0.978	24.163	0.339	11.668	0.927	22.276	0.444
23	16.336	0.750	22.453	0.493	12.956	0.953	24.424	0.381	11.855	0.943	24.653	0.368
24	18.842	0.655	26.074	0.349	14.733	0.928	24.424	0.438	15.424	0.843	25.544	0.377
25	19.775	0.655	26.540	0.379	15.527	0.928	24.428	0.495	15.670	0.869	28.221	0.298
26	21.226	0.625	26.563	0.433	15.536	0.947	25.990	0.464	15.670	0.900	28.739	0.323
27	24.318	0.501	27.768	0.423	15.729	0.958	26.769	0.476	15.694	0.924	29.546	0.335
28	24.982	0.520	27.801	0.475	16.004	0.966	29.253	0.400	16.249	0.930	29.894	0.368
29	31.143	0.265	28.644	0.484	16.682	0.967	29.284	0.450	16.250	0.948	31.563	0.339
30	31.215	0.308	29.290	0.502	16.750	0.975	30.149	0.458	16.368	0.960	31.751	0.379
31	32.109	0.315	30.761	0.478	19.587	0.944	30.210	0.506	24.792	0.689	31.779	0.428
32	35.457	0.226	31.196	0.507	19.589	0.958	30.497	0.543	24.819	0.734	32.269	0.453
33	35.490	0.265	31.291	0.552	20.314	0.959	30.589	0.588	26.797	0.682	32.444	0.495
34	35.497	0.307	31.394	0.596	21.187	0.958	30.757	0.627	26.900	0.723	32.566	0.538
35	36.173	0.323	31.973	0.615	22.905	0.942	30.773	0.672	26.930	0.763	32.613	0.584
36	36.267	0.363	32.369	0.642	23.347	0.949	31.069	0.702	26.930	0.800	33.551	0.586

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras EViews

Lisa 14. OMXT, S&P 500 ja Shanghai Composite EGARCH(1,1) mudeli jääkliikmete Box-Ljung'i testide tulemused

Viit -aeg	OMXT				S&P 500				Shanghai Composite			
	Jääkliikmete		Jääkliikmete ruutude		Jääkliikmete		Jääkliikmete ruutude		Jääkliikmete		Jääkliikmete ruutude	
	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	1.6900		4.8070	0.028	0.0048		0.1502	0.698	2.1719		2.9775	0.084
2	3.1503		5.9629	0.051	0.4754		0.9883	0.610	3.9832		3.6930	0.158
3	10.246	0.001	7.3975	0.060	0.5019	0.479	1.1208	0.772	9.2709	0.002	3.7800	0.286
4	17.021	0.000	8.7630	0.067	0.8628	0.650	4.8022	0.308	10.322	0.006	4.1839	0.382
5	20.013	0.000	9.5258	0.090	1.6140	0.656	4.8070	0.440	11.211	0.011	4.3573	0.499
6	23.731	0.000	10.737	0.097	3.4940	0.479	4.8325	0.565	12.865	0.012	4.3589	0.628
7	25.156	0.000	12.264	0.092	3.6338	0.603	4.8628	0.677	16.938	0.005	4.7199	0.694
8	28.106	0.000	12.763	0.120	3.7212	0.714	4.8802	0.770	19.544	0.003	4.8133	0.777
9	29.005	0.000	13.781	0.130	3.7839	0.804	4.8826	0.844	19.584	0.007	4.8630	0.846
10	35.733	0.000	13.785	0.183	4.8653	0.772	8.4739	0.583	26.525	0.001	9.3099	0.503
11	36.798	0.000	15.828	0.148	6.0649	0.733	8.9429	0.627	26.642	0.002	11.423	0.409
12	39.015	0.000	16.168	0.184	6.0712	0.809	9.2122	0.685	26.656	0.003	12.170	0.432
13	39.182	0.000	19.641	0.105	7.3119	0.773	9.2600	0.753	28.227	0.003	12.170	0.514
14	42.336	0.000	19.917	0.133	7.4309	0.828	9.2792	0.813	28.276	0.005	12.281	0.584
15	45.765	0.000	22.681	0.091	8.2387	0.828	9.5531	0.847	28.573	0.008	13.384	0.573
16	46.069	0.000	23.098	0.111	8.5426	0.859	9.8649	0.874	28.589	0.012	13.388	0.644
17	46.627	0.000	23.153	0.144	14.064	0.521	9.9408	0.906	31.565	0.007	13.459	0.705
18	47.226	0.000	23.595	0.169	14.241	0.581	9.9854	0.932	31.715	0.011	14.176	0.718
19	47.347	0.000	25.575	0.142	14.547	0.628	12.897	0.844	31.844	0.016	15.581	0.685
20	47.776	0.000	26.228	0.158	15.124	0.653	13.532	0.853	34.530	0.011	15.781	0.730
21	47.777	0.000	26.788	0.178	15.182	0.711	13.607	0.886	34.598	0.016	16.163	0.760
22	48.199	0.000	26.873	0.216	15.182	0.766	14.127	0.897	34.604	0.022	18.698	0.664
23	48.223	0.001	27.613	0.231	16.371	0.748	14.174	0.922	34.604	0.031	19.231	0.688
24	48.391	0.001	28.060	0.258	16.478	0.791	14.481	0.935	34.959	0.039	19.263	0.738
25	48.474	0.001	28.468	0.287	16.521	0.832	15.145	0.938	37.000	0.033	27.692	0.322
26	50.797	0.001	28.681	0.326	19.773	0.710	16.533	0.923	37.128	0.042	27.751	0.371
27	51.007	0.002	28.792	0.371	20.498	0.720	16.771	0.937	37.378	0.053	29.038	0.359
28	51.063	0.002	29.078	0.409	20.614	0.762	16.808	0.952	39.032	0.048	29.530	0.386
29	51.091	0.003	31.362	0.349	20.793	0.796	17.223	0.959	42.613	0.029	29.749	0.427
30	51.094	0.005	33.754	0.291	20.827	0.832	18.355	0.952	42.822	0.036	35.601	0.221
31	51.278	0.007	33.783	0.334	21.294	0.848	18.767	0.959	42.844	0.047	35.913	0.249
32	51.294	0.009	34.041	0.370	21.302	0.878	18.865	0.968	42.862	0.060	36.000	0.287
33	56.072	0.004	34.071	0.416	22.683	0.860	18.955	0.976	43.079	0.073	36.205	0.321
34	56.390	0.005	34.779	0.431	23.480	0.863	19.073	0.982	43.106	0.091	39.996	0.221
35	57.251	0.006	35.175	0.460	23.663	0.884	19.253	0.986	44.628	0.085	40.071	0.255
36	57.504	0.007	35.437	0.495	23.881	0.902	19.356	0.989	44.845	0.101	41.276	0.251

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras EViews

Lisa 15. Nikkei 225, DAX ja FTSE 100 EGARCH(1,1) mudeli jääkliikmete Box-Ljung'i testide tulemused

Viit -aeg	Nikkei 225				DAX				FTSE 100			
	Jääkliikmete		Jääkliikmete ruutude		Jääkliikmete		Jääkliikmete ruutude		Jääkliikmete		Jääkliikmete ruutude	
	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	0.6560		0.4310	0.511	0.1714	0.679	4.1860	0.041	0.1486		0.0869	0.768
2	1.8943		0.4332	0.805	0.6339	0.728	4.2261	0.121	0.2752		0.2317	0.891
3	1.9222	0.166	0.4372	0.932	0.7970	0.850	9.7777	0.021	1.8696	0.172	2.6928	0.441
4	1.9812	0.371	0.9226	0.921	0.8288	0.935	9.8336	0.043	1.9207	0.383	6.3381	0.175
5	2.3090	0.511	1.2189	0.943	2.0613	0.841	10.052	0.074	2.3902	0.495	6.5483	0.256
6	4.5201	0.340	1.2744	0.973	2.3379	0.886	10.176	0.117	2.4043	0.662	7.2081	0.302
7	7.4420	0.190	1.6594	0.976	2.5779	0.921	10.194	0.178	2.5239	0.773	7.4563	0.383
8	7.5715	0.271	1.8700	0.985	3.6079	0.891	10.315	0.244	2.7054	0.845	7.6114	0.472
9	7.7375	0.356	7.1457	0.622	3.6676	0.932	10.362	0.322	3.0724	0.878	8.2404	0.510
10	7.7980	0.453	7.1522	0.711	3.6705	0.961	11.827	0.297	3.1917	0.922	8.4342	0.587
11	8.2237	0.512	7.4590	0.761	4.5010	0.953	11.994	0.364	3.2558	0.953	9.3465	0.590
12	8.2644	0.603	7.7470	0.805	4.5151	0.972	12.005	0.445	6.0481	0.811	9.6883	0.643
13	8.2672	0.689	9.0764	0.767	6.8724	0.909	12.394	0.496	7.1338	0.788	10.888	0.620
14	9.1930	0.686	17.215	0.245	7.2279	0.926	12.741	0.547	7.9874	0.786	13.732	0.470
15	9.2398	0.755	19.269	0.202	7.2510	0.950	13.603	0.556	8.3604	0.819	13.736	0.546
16	10.355	0.736	19.269	0.255	8.3343	0.938	13.603	0.628	8.6813	0.851	14.178	0.585
17	16.416	0.355	20.336	0.257	9.5009	0.923	13.744	0.685	9.6977	0.838	14.298	0.646
18	18.742	0.282	22.139	0.226	9.5082	0.947	14.395	0.703	9.9937	0.867	15.944	0.596
19	18.820	0.339	22.316	0.269	9.5874	0.962	14.515	0.753	10.127	0.898	19.642	0.416
20	19.190	0.380	22.382	0.320	13.138	0.871	14.830	0.786	10.891	0.899	19.648	0.480
21	19.717	0.412	23.944	0.296	13.481	0.891	14.832	0.831	12.063	0.883	19.648	0.544
22	19.741	0.474	23.949	0.350	13.942	0.904	15.234	0.852	13.173	0.870	20.474	0.553
23	20.009	0.521	24.453	0.379	16.866	0.816	15.240	0.886	13.194	0.902	25.098	0.345
24	22.970	0.403	26.793	0.314	18.694	0.768	15.397	0.909	18.459	0.678	27.793	0.269
25	23.652	0.423	26.828	0.365	18.870	0.803	15.400	0.932	18.658	0.721	30.644	0.201
26	25.450	0.382	26.835	0.418	19.135	0.831	15.888	0.939	18.681	0.769	31.108	0.224
27	28.977	0.265	27.300	0.448	19.610	0.847	16.942	0.933	18.772	0.808	32.498	0.214
28	29.844	0.274	27.320	0.501	19.926	0.867	17.437	0.939	19.608	0.810	32.499	0.255
29	37.049	0.094	28.981	0.466	20.526	0.876	17.810	0.948	19.611	0.847	33.575	0.255
30	37.125	0.116	29.263	0.504	20.573	0.901	20.700	0.897	19.959	0.866	33.613	0.297
31	38.236	0.117	29.769	0.529	23.897	0.815	20.917	0.914	29.673	0.430	33.613	0.342
32	40.370	0.098	29.853	0.576	23.924	0.847	20.922	0.933	29.807	0.476	33.752	0.383
33	40.398	0.120	30.756	0.579	24.620	0.853	21.523	0.938	31.755	0.429	33.764	0.430
34	40.422	0.146	30.772	0.627	25.319	0.859	21.526	0.952	32.210	0.456	33.803	0.477
35	40.819	0.164	31.846	0.621	26.521	0.848	22.152	0.955	32.210	0.506	33.952	0.519
36	40.967	0.191	32.734	0.625	27.353	0.849	22.549	0.961	32.251	0.554	35.613	0.487

Allikas: Autori arvutused Eikoni andmete põhjal statistikatarkvaras EViews

Lisa 16. Lihtlitsents

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks¹

Mina, Egert Sekk

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

„OMXT indeksi ja viie suurima SKP-ga riigi aktsiaindeksite volatiilsuste modelleerimine“,

mille juhendaja on Tõnn Talpsepp,

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.

_____ (kuupäev)

¹ Lihtlitsents ei kehti juurdepääsupiirangu kehtivuse ajal vastavalt üliõpilase taotlusele lõputööle juurdepääsupiirangu kehtestamiseks, mis on allkirjastatud teaduskonna dekaani poolt, välja arvatud ülikooli õigus lõputööd reprodutseerida üksnes säilitamise eesmärgil. Kui lõputöö on loonud kaks või enam isikut oma ühise loomingulise tegevusega ning lõputöö kaas- või ühisautor(id) ei ole andnud lõputööd kaitsvale üliõpilasele kindlaksmääratud tähtjaks nõusolekut lõputöö reprodutseerimiseks ja avalikustamiseks vastavalt lihtlitsentsi punktidele 1.1. ja 1.2, siis lihtlitsents nimetatud tähtaja jooksul ei kehti.