

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL  
Majandusteaduskond  
Majandusanalüüs ja rahanduse instituut

Liisa Sõgel

**BALTI AKTSIATURU VOLATIILSUSE MODELLEERIMINE  
TUGINEDES GARCH TÜÜPI MUDELITELE**

Bakalaureusetöö  
Õpperekava ärindus, peatähtaaja ärirahanuds

Juhendaja: Kalle Ahi, lektor

Tallinn 2020

Deklareerin, et olen koostanud lõputöö iseseisvalt ja  
olen viidanud kõikidele töö koostamisel kasutatud  
teiste autorite töödele, olulistele seisukohtadele ja andmetele,  
ning ei ole esitanud sama tööd varasemalt ainepunktide saamiseks.  
Töö pikkuseks on 7730 sõna sissejuhatusest kuni kokkuvõtte lõpuni.

Liisa Sõgel .....

(allkiri, kuupäev)

Üliõpilase kood: 179674TABB

Üliõpilase e-posti aadress: liisa.sogel@gmail.com

Juhendaja: Kalle Ahi, lektor

Töö vastab kehtivatele nõuetele

.....  
(allkiri, kuupäev)

Kaitsmiskomisjoni esimees:

Lubatud kaitsmisele

.....  
(nimi, allkiri, kuupäev)

# SISUKORD

LÜHIKOKKUVÕTE .....	6
SISSEJUHATUS.....	7
1. VOLATIILSUS.....	9
1.1. Volatiilsus finantsturgudel .....	9
1.2. Volatiilsuse stiliseeritud faktid.....	10
1.3. Volatiilsuse mudelid.....	11
1.3.1. ARCH mudel.....	13
1.3.2. GARCH (p, q) mudel .....	14
1.3.3. GARCH mudeli edasiarendused .....	15
1.4. Balti finantsturu ülevaade .....	16
1.4.1. Volatiilsus Balti turul .....	18
2. ANDMED JA METOODIKA.....	20
2.1. Valim.....	20
2.2. Box-Jenkinsi metoodika.....	22
2.2.1. Mudeli spetsifikatsiooni määramine .....	23
2.2.2. Mudeli parameetrite ja adekvaatsuse hindamine .....	24
2.3. Eelduste testimine .....	24
3. ANALÜÜS JA JÄRELDUSED .....	27
3.1. Aegridade eelduste testimine .....	27
3.2. Keskväärtuse mudelite määramine.....	28
3.2.1. ARMA järkude määramine .....	28
3.2.2. ARMA mudelite jääkliikmete testimine .....	28
3.3. Dispersiooni mudelite määramine.....	29
3.4. GARCH tüüpi mudelite adekvaatsuse hindamine.....	33
3.5. Mudelite võrdlus prognoosimise alusel .....	34
3.6. Järeldused.....	35
KOKKUVÕTE.....	36
SUMMARY .....	38
KASUTATUD ALLIKATE LOETELU.....	40
LISAD .....	44

Lisa 1. Balti börsiindeksite logaritmitud tulumäärad protsendina perioodil 03.01.2000-03.01.2020.....	44
Lisa 2. OMXT, OMXR ja OMXV ADF testide tulemused perioodide lõikes .....	45
Lisa 3. OMXT autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes.....	46
Lisa 4. OMXR autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes .....	47
Lisa 5. OMXV autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes .....	48
Lisa 6. Balti börsiindeksite ARMA mudelite testimise tulemused perioodide lõikes .....	49
Lisa 6 järg.....	50
Lisa 7. OMXT ARMA mudelite autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes.....	51
Lisa 8. OMXR ARMA mudelite autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes .....	52
Lisa 9. OMXV ARMA mudelite autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes .....	53
Lisa 10. Balti börsiindeksite GARCH tüüpi mudelite testimise tulemused perioodide lõikes .....	54
Lisa 10 järg.....	55
Lisa 11. OMXT I perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes .....	56
Lisa 12. OMXT II perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes .....	57
Lisa 13. OMXT III perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes.....	58
Lisa 14. OMXR I perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes .....	59
Lisa 15. OMXR II perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes.....	60
Lisa 15 järg.....	61
Lisa 16. OMXR III perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes .....	62
Lisa 17. OMXV I perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes .....	63
Lisa 17 järg.....	64
Lisa 18. OMXV II perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes.....	65
Lisa 18 järg.....	66
Lisa 19. OMXV III perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes .....	67
Lisa 19 järg.....	68
Lisa 20. OMXT GARCH tüüpi mudelite jäälkiimete autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes .....	69
Lisa 20 järg.....	70
Lisa 21. OMXR GARCH tüüpi mudelite jäälkiimete autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes .....	71
Lisa 21 järg.....	72
Lisa 22. OMXV GARCH tüüpi mudelite jäälkiimete autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes .....	73
Lisa 22 järg.....	74
Lisa 23. GARCH tüüpi mudelite jäälkiimete heteroskedastiivsuse ja normaaljaotuse testide tulemused perioodide lõikes.....	75
Lisa 24. Balti börsiindeksite GARCH tüüpi mudelite prognoosivead perioodide lõikes .....	76



## LÜHIKOKKUVÕTE

Volatiilsusanalüüs võimaldab sobivat lahendust tururiskide täpsemaks mõõtmiseks ning teema aktuaalsus on viinud kümnete erinevate mudelite arenduseni. Käesoleva töö eesmärgiks oli hinnata volatiilsuse mudelite sobivust kirjeldamaks Balti aktsiaturu Tallinna, Riia ja Vilniuse indeksite (OMXT, OMXR, OMXV) volatiilsust, tuginedes päevastele sulgemishindadele ning kasutades üldistatud autoregressiivset tinglikku heteroskedastiivset protsessi ehk GARCH tüüpi mudelid. GARCH tüüpi mudelitena olid vaatluse alla võetud enimkasutatavad GARCH, EGARCH ja GJR-GARCH.

Autor kasutas kolme Balti riigi börsiindeksite Nasdaq Baltic kodulehel saadaval olevaid sulgemishindu ajavahemikul 03.01.2000 kuni 03.01.2020. Antud periood börsiindeksite lõikes oli omakorda jaotatud kolmeks ajajärguks, mis eristas kõrgema volatiilsusega perioodi, nimelt ülemaailmset finantskriisi, teistest:

- 1) 03.01.2000 kuni 30.06.2006 (I periood);
- 2) 03.07.2006 kuni 30.06.2011 (II periood);
- 3) 01.07.2011 kuni 03.01.2020 (III periood).

Vastavalt analüüsi tulemustele ei suutnud autor tööstada mudelite adekvaatsust, millest tulenevalt tuleb arvestada, et käesolevad mudelid ei anna õigeid tulemusi. Mudeleid, mis läbisid kõik muud testid peale normaaljaotuse, oli kolm. Nendeks olid III perioodi OMXT indeksi GJR mudel ning OMXV GJR ja GARCH mudel. Kolme kuu põhjal esitatud staatilise prognoosi prognoosivigade alusel on osutunud parimateks mudeliteks asüümmeetrist list komponenti omavad mudelid. Üheksast börsiindeksite perioodist on EGARCH mudel näidanud prognoosivigade alusel parimaid väärtsusi neljal ning GJR mudel kolmel korral. Esimest järuku GARCH mudel osutus seejuures parimaks kahel juhul. Erinevus mudelite prognoosivigades ei ole siiski märgatav.

Võtmesõnad: Volatiilsus, volatiilsuse prognoosimine, GARCH mudelid, Balti aktsiaturg.

## SISSEJUHATUS

Aktsiaturgude toimimist mõjutavad mitmed erinevad tegurid. Lähtudes kõikide tegurite koosmõjust, on indeksite prognoosimine keeruline ning selle tulemusena iseloomustab finants- ja eriti aktsiaturge ebakindlus. Volatiilsusanalüüs võimaldab aga sobivat lahendust tururiskide täpsemaks mõõtmiseks, mille tulemusena on volatiilsus muutunud üheks olulisimaks kontseptsiooniks rahanduses. Rahanduses on paljude osapoolte huvides prognoosimise täpsus, mis viib omakorda sobivaima prognoosimismudeli püstitamise küsimuseni. Volatiilsuse modelleerimiseks on aja jooksul kasutatud erinevaid mudeliteid, kuid tänapäeval on finantsandmete käsitlemisel röhk peamiselt heteroskedastiivsete mudelite rakendamisel nende sobilike omaduste tõttu. ARCH/GARCH protsesside uurimine on loonud aluse aktsiate tootluse tingimusliku dispersiooni hindamiseks ning prognoosimiseks teatud perioodi jooksul.

Käesoleva bakalaureusetöö autori teema valik on ajendatud autori huvist Balti aktsiaturgude vastu. Balti aktsiaturg ei ole laialdaselt uuritud teema ning üpris hiljutine vörreldes vanimate turgudega. Teatud järeldused Balti aktsiaturu volatiilsuse kohta on tehtud, kuid mudeli sõltuvus vaadeldavast perioodist muudab selle vastavalt unikaalseks. Töö eesmärgiks on hinnata volatiilsuse mudelite sobivust kirjeldamaks Balti aktsiaturu Tallinna, Riia ja Vilniuse indeksite (OMXT, OMXR, OMXV) volatiilsust, tuginedes päevastele sulgemishindadele ning kasutades üldistatud autoregressiivset tinglikku heteroskedastiivset protsessi ehk GARCH tüüpi mudelid. GARCH tüüpi mudelitena on vaatluse alla võetud enimkasutatavad GARCH, EGARCH ja GJR-GARCH. GARCH mudeli puhul lähtutakse tavalisest esimest järku GARCH mudelist, mis on piisav volatiilsuse kirjeldamiseks. EGARCH ja GJR mudeliteid vaadeldakse järkudest (1,0) kuni (2,2).

Töö eesmärgi saavutamiseks püstitas autor järgmised uurimisküsimused:

- 1) Kas erineva volatiilsuse tasemega perioodide eristamine üksteisest muudab lõplikud GARCH tüüpi mudelid testimisel adekvaatseteks?
- 2) Kas GARCH tüüpi mudelite prognoosid perioodide lõikes prognoosivigade alusel annavad oluliselt erineva tulemuse?

- 3) Millisel GARCH tüüpi mudelil antud perioodide lõikes on prognoosivigade alusel eelis edaspidiste väärustuste prognoosimisel?

Autor rakendab töö koostamisel aegridade modelleerimist GARCH tüüpi mudelite alusel kasutades kolme Balti riigi börsiindeksite sulgemishindu – OMXT (Tallinn), OMXR (Riia), OMXV (Vilnius). Sulgemishinnad moodustavad ajavahemiku 03.01.2000-03.01.2020 ning valim kokku moodustab 15660 vaatlust, millest iga börsiindeksi päevased sulgemishinnad on 5220 väärust. Sulgemishinnad on muudetud tulumääradeks logaritmilise diferentseerimise kaudu ning korruttatud sajaga, et väljendada väärustusi protsendina. Andmed pärinevad Nasdaq Baltic kodulehelt. Antud periood börsiindeksite lõikes on omakorda jaotatud kolmeks ajajärguks:

- 1) 03.01.2000 kuni 30.06.2006: 1695 vaatlust (I periood);
- 2) 03.07.2006 kuni 30.06.2011: 1304 vaatlust (II periood);
- 3) 01.07.2011 kuni 03.01.2020: 2221 vaatlust (III periood).

Kolme perioodi jaotus on tingitud kõrgema volatiilsusega perioodi eristamisest teistest, nimelt hõlmab teine periood ülemaailmset finantskriisi. Töö autor viib läbi eelduste ning ökonomeetritlike mudelite testimise, leidmaks sobivaima GARCH tüüpi mudeli volatiilsuse kirjeldamiseks iga ajajärgu kohta. Mudelite pealt esitatakse staatiline prognoos perioodide kolme viimase kuu raames ning seejärel võrreldakse turuindeksite volatiilsuse mudeleid prognoosivigade alusel.

Bakalaureusetöö koosneb kolmest peatükist. Esimeses peatükis käsitletakse volatiilsuse tähendust ja selle omadusi, mis on olulised volatiilsuse uurimisel. Lisaks kirjeldatakse volatiilsuse modelleerimiseks võimalikke kasutatavaid mudeleid ning seejärel keskendutatakse käesolevas töös kasutatavatele mudelitele. Täiendavalt antakse ülevaade Balti aktsiaturust ning varasematest uurimustest ja nende tulemustest. Teises peatükis on välja toodud uurimuse valim ja metoodika. Esmalt käsitletakse käesolevas uurimuses kasutatavat valimit ja selle omadusi. Seejärel kirjeldatakse täpsemalt uurimuse modelleerimisprotsessi metoodikat. Kolmandas peatükis esitatakse saadud tulemused ja järeldused ning pakutakse ettepanekuid edasiste uurimiste läbiviimiseks.

Autor soovib täheldada ja tänada enda juhendajat Kalle Ahi professionaalse abi ning olulise panuse eest käesoleva töö valmimisel.

# 1. VOLATIILSUS

## 1.1. Volatiilsus finantsturgudel

Üldiselt mõistetakse volatiilsuse all aja jooksul nähtuse täheldatud kõikumisi. Majandusteaduses defineeritakse volatiilsust kui aegridade komponentide juhuslike või ettearvamatute varieeruvuste mõõtu. (Andersen *et al.* 2006) Aktsiaturgu peetakse volatiilseks, kui turg tõuseb ja langeb peale enamasti muutumatut perioodi vähemalt ühe protsendi võrra (Kuepper 2020).

Finantsökonoomikas mõõdetakse statistiliselt volatiilsust enamasti valimi standardhälbena, mida arvutatakse järgneva valemiga (Poon 2005, 1):

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

kus

$r_t$  – tootlus päeval  $t$ ,

$\hat{\sigma}$  – standardhälve,

$T$  – vaadeldav periood päevades,

$\mu$  – vaadeldava perioodi keskmise tootlus.

Üks volatiilsuse alternatiivsetest arvutatavatest mõõdikutest on dispersioon ( $\sigma^2$ ), mis on omakorda standardhälbe ruut. Sellest tulenevalt on kahe alternatiivi vahel vaid stilistilised erinevused, millega standardhälbe kirjeldavad omadused pakuvad paremaid võimalusi. (*Ibid.*)

Oluline on välja tuua, et volatiilsus on seotud riskiga, kuid kahe mõiste vahel on tähenduslik erinevus. Risk on seotud võimaliku ohu või kahjuga, kuid volatiilsus võib olla tingitud ka positiivsest tulemist, kuna esineb vaid määramatuse mõõdikuna. (*Ibid.*, 2) Standardhälve kohaneb riski mõõtmiseks sobilikus vaid juhul, kui seda käsitletakse hinnadünaamika või jaotuse kontekstis. Viimane kohaldub normaaljaotusele, samuti Studenti t-jaotusele. (Poon, Granger 2003, 480)

Finantsaegridade puhul on statistilistel põhjustel siiski mitte soovituslik kasutada aegridu töötlemata hindadena, vaid eelistatakse kasutada tulumäärasid. Tulumäärad on arvutatavad kas

lihtsatel (*simple returns*) või pidevatena (*continuously compounded returns*). (Brooks 2014, 7)

Tulumäärade arvutusvalemid on vastavalt (Tsay 2005, 3-5):

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

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

kus

$R_t$  – lihtne tulumääär ajamomendil t,

$p_t$  – vara hind ajamomendil t,

$p_{t-1}$  – vara hind ajamomendil t-1,

$r_t$  – pidev tulumääär ajamomendil t.

Eelistatud viis tulumäärade arvutamiseks on siiski pidev tulumääär. Logaritmitud tulumäärade eelis seisneb asjaolus, et dispersioon muutub konstantsemaks ning positiivse asümmeetriaga aegridade korral kaldub jaotus peale logaritmimist normaaljaotusele lähemale (Brooks 2014, 34). Lisaks ei muutu tulumäärade liitmisel määrvaks informatsiooni kättesaadavuse sagedus ning erinevate varade tulumäärad on omavahel hõlpsamini võrreldavad (*Ibid.*, 8).

Volatiilsuse uurimisel on võimalik veel lisaks kasutada erinevaid meetodeid sõltuvalt andmete sagedusest ning nende olemusest ehk millised hinnad on kättesaadavad. Käesolevas töös on kasutatud eelnimetatut pideva tulumäära arvutusvalemite selle eeliste ning praktikas kasutusel olevuse tõttu.

## 1.2. Volatiilsuse stiliseeritud faktid

Stiliseeritud empiirilised faktid on uuringutega kinnitatud üldised statistilised omadused finantsinstrumentide, -turgude või -perioodide vahel. Volatiilsuse osas on empiirilised uuringud tõestanud, et näiliselt juhuslike hinnakõikumiste vahel eksisteerivad tähenduslikud statistilised mustrid. (Cont 2001, 224)

Volatiilsuse maht ei püsi ajas konstantsena ning selle kuhjumine tähendab finantsaegridade korral, et enamasti järgnevad suurtele hinnamuutustele samuti suured muutused ning väikestele kõikumistele väikesed hinnamuutused järgneva perioodi jooksul, olenemata nende muutuste suunast (Mandelbrot 1963). Taoline kuhjumine tekitab finantsturgudele omased pikemad kõrge või madala volatiilsusega perioodid. Antud nähtus on seletatav finantsvara hinna kõikumist

mõjutavate uudistega, mis ei ole ajas ühtlaselt jaotatud, vaid mida kajastatakse sündmuse toimumisel järjestikuliselt ja korraga (Brooks 2014, 416).

Volatiilsuse puhul esinevat asümmeetriat nimetatakse ka finanstvõimendusefektiks. Asümmeetria väljendub volatiilsuse suundumuses suureneda peale suuri hinnalangusi, kuid võttes võrdluseks hinnatõusu sama suures ulatuses kui vaadeldav hinnalangus, on volatiilsuse tendents väheneda võrdlemisi väiksemal määral. (Masset 2011) Volatiilsuse asümmeetria ajendiks on tähdetatud erinevaid nähtusi. Ühe näitena volatiilsuse asümmeetriast on Dzieliński *et al.* (2018) järeldanud, et volatiilsuse asümmeetria väljendub avalikkuse ebavõrdsel reageerimisel positiivse ja negatiivse sisuga informatsioonile.

Mandelbrot (1963) pani samuti aluseks, et teatud finantsaegread ei allu normaaljaotusele. Finantsvarade tootlused on võrreldes normaaljaotusega suurema püstakuse kordaja ehk ekstsessiga ning jaotuskõvera maksimum on kõrvale kaldunud sümmeetriateljест ehk asümmeetriakordaja on nullist erinev. Finantsaegridade puhul on tähdetatud äärmist abnormust, millele osutab üldiselt vahemikku neli kuni viiskümmend jääv püstakuse kordaja (Engle, Patton 2001, 240). Sellise jaotuse korral on tõenäosus suurem, et ilmneb aktsia tootluse olulisi kõrvalekaldeid keskmisest (Mandelbrot 1963).

Keskmisele taandumise reegel eeldab finantsteorias, et varade hinnad ja ajalooline tootlus taanduvad tagasi ajalooliselt pikajalisele tasemele. Volatiilsuse käsitluses tähendab keskmisele taandumise reegel, et peale aktsiahinna ootamatuid šokke nii positiivses kui ka negatiivses suunas ja seega peale volatiilsuse kõrge astme perioodi, naasevad hinnad tagasi šokieelsele tasemele. (Glossary 2020) Antud nähtuse on esimesena tõendanud De Bondt ja Thaler (1985) investorite käitumuslikus uuringus.

### **1.3. Volatiilsuse mudelid**

Volatiilsuse mudelite eesmärgiks on volatiilsuse prognoosimine ning see on suurimaks eelduseks volatiilsuse käsitelemisel finantsökonoomikas. Sellele keskendudes on välja töötatud erinevaid lähenemisi eri mudelite kujul. Volatiilsuse täpsus on oluline tegur mitmes finantsökonoomika valdkonnas ning selleks peaks volatiilsuse mudel olema võimeline arvesse võtma eelnevalt üles tähdendatud stiliseeritud fakte (Engle, Patton 2001, 237).

Lihtsaimaks mudeliks peetakse ajaloolise volatiilsuse mudelit (HIS). Tulevaste perioodide prognoos arvutatakse finantsinstrumendi mineviku tootluse standardhälbe või dispersioonina. Ajaloolise volatiilsuse mudeli kitsenduseks on asjaolu, et kõikidel vaatlustel on ühesugune kaal, mis tähendab, et ammused vaatlused mõjutavad dispersiooni samaväärselt kui kõige hilisemad käesolevad vaatlused. Keerukamad mudelid suudavad ajaloolisest mudelist ka stiliseeritud fakte paremini arvestada, kuid viimane on siiski oluline võrdlusbaas hindamaks keerulisemate mudelite tulemusi. (Brooks 2014, 420)

Eksponentiaalselt kaalutud libiseva keskmise mudel (EWMA) on ajaloolise volatiilsuse edasiarendus, mis võtab arvesse hilisemate vaatluste suuremat mõju volatiilsuse prognoosile ning varasemate vaatluste mõju väheneb aja jooksul eksponentiaalselt, kuna korrelatsioon esimese viitajaga on tõenäoliselt suurem. Antud mudeli takistuseks on aga asjaolu, et keskmisele taandumise reeglit ei arvestata. (*Ibid.*, 421)

Kui ajalooline volatiilsus on mineviku mõõduks, siis teine kasutatav mudel prognoosimiseks on kaudse volatiilsuse mudel (*implied volatility*), mis on tuletatav finantsoptsioonide hinnakujundamismodelitest ning määrab kindlaks volatiilsuse prognoosi optsiooni täitmispäevani. Üheks hinnakujundamismodeliks, mis sisaldab volatiilsust, on Black-Scholesi mudel, kuid volatiilsust ei saa seejuures arvestada mudeli sisendina, vaid see on arvutatav ülejäänuud teadaolevate muutujate kaudu läbi matemaatilise protseduuri. (*Ibid.*) Kaudne volatiilsus on seega tuleviku nägemus aktsia või turu volatiilsusest, kuid ei prognoosi edaspidist hinna liikumise suunda (Ganti 2020).

Keskvärtuse mudelid on sobivad kasutamaks finantsaegridade värtuste prognoosimisel volatiilsuse aspektist lähtuvalt. Stohastilise volatiilsuse modelitest moodustavad lihtsaima lähenemise autoregressiivsed mudelid. Statsionaarsete aegridade modelleerimiseks saab võtta aluseks ARMA (p, q) protsessi, mis koosneb autoregressiivsest protsessist, kus aegrea liikmed sõltuvad eelnevatest liikmetest, ning libiseva keskmise protsessist. See tähendab, et aegrea värtus sõltub lineaarselt eelnevast värtusest ning sellele avaldab lisaks mõju kombinatsioon hetkeseisu ja varasematest juhuslikest valge müra komponentidest. Homoskedastiivsuse esinemine ehk juhuslike vigade dispersioonide konstantsus on finantsaegridade korral ebatõenäoline, mistõttu on ARMA mudelid sobilikud kasutatamaks ARCH tüüpi protsesside alusena. (Brooks 2014, 268)

Volatiilsuse keskväärtuse mudeliteks on enamasti ARIMA (p, d, q) ehk integreeritud ARMA mudelid. ARIMA mudeliteid kasutatakse juhul kui ARMA mudel ei ole statsionaarne ning statsionaarsus saavutatakse viies ARMA mudel d korda diferentsitud kujule. Sellest tulenevalt on ARMA (p, q) mudel, mis on diferentsitud d korda, ekvivalentne ARIMA (p, d, q) mudeliga. (Gujarati, Porter 2004, 777)

### 1.3.1. ARCH mudel

Klassikaline ARCH (*autoregressive conditionally heteroscedastic*) mudel, mille töötas välja Engle (1982), pakkus uuenduslikku lähenemist aegridadele, seejuures võimaldades aegrea jäækliikmete dispersioonil olla ajas muutuv. Mudel on seega laialt kasutust leidnud aegridade korral, milles kaldub esinema heteroskedastiivsuse probleemi. ARCH mudelit kõige algsemas vormis kasutatakse küll harva, kuid sellele tuginevad paljud finantsökonoomikas välja töötatud edasiarendused. (Brooks 2014, 423). ARCH (q) mudeli üldiseks valemis on (*Ibid.*):

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

kus

$\alpha$  – parameetrite hinnangud,

$\alpha_0$  – konstant,

$u_{t-1}^2$  – jäækliikme ruut,

$\sigma_t^2$  – tinglik dispersioon,

q – viitaeg.

ARCH mudelis peab esinema tingimus, et tinglik dispersioon on positiivne ehk kõik parameetrite hinnangud peavad olema positiivsed ning parameetrite hinnangute summa peab olema väiksem kui üks (Fabozzi *et al.* 2014, 219). Mudeli puudusena saab välja tuua ka probleemi suutmatuses üheselt ning tõeselt määrata viitaja q õige järk. Lisaks võib antud järk osutuda liialt suureks, mis omakorda muudab tingliku keskväärtuse mudeli suureks. Teisi tingimusi mudelis muutmata, mida rohkem parameetreid mudelisse lisatakse, seda suurem on ARCH mudeli puhul tõenäosus, et nende parameetrite hinnangud osutuvad negatiivseteks. GARCH mudeli puhul on tõenäosus parameetrite negatiivsusest selle olemuse tõttu juba vähenenud, kuigi parameetritele kehtivad samad piirangud, mis ARCH mudelile. (Brooks 2014, 428) GARCHi edasiarendused võtavad mittenegatiivsust erinevalt arvesse.

Nagu eelnevalt välja toodud, on ARCH mudel sellegipoolest olnud heaks aluseks volatiilsuse uurimisel ning sellest on edasi arendatud kümneid erinevaid lähenemisi finantsaegridadele. Edaspidi kasutatakse käesolevas töös praktikas tihti kasutusel olevaid mudeliteid GARCH,

EGARCH ning GRJ mudeleid, mis suudavad oma olemustelt enamasti käsitleda volatiilsuse stiliseeritud fakte.

### 1.3.2. GARCH (p, q) mudel

Finantsaegridade volatiilsuse kuhjumist, keskmisele taandumise reeglit ja kõrvalekallet normaaljaotusest on võimalik modelleerida sobiva GARCH mudeli kaudu (Bollerslev 1986). GARCH on edasiarendus ja üldistus ARCH mudelist, mille panid aluseks samal aastal Bollerslev (1986) ja Taylor (1986). GARCH mudeli erinevus seisneb selles, et kuigi varasemate vaatluste osakaal mudelis väheneb vastavalt kaugusele hiliseimast vaatlusest, siis ei jõua need täielikult nullini. Selline lähenemine on olnud edukaks tingimuslike dispersioonide prognoosimisel. GARCH mudeli kõige laialdasemalt kasutatud spetsifikatsioon tugineb tuleviku volatiilsuse prognoosis kolmele näitajale: pikaajalise keskmise dispersiooni kaalutud keskmisele, vastava perioodi jaoks prognoositud dispersioonile ning perioodi kõige hilisema jäälviikme ruudule. Lihtsaimaks mudeliks on GARCH (1, 1), mida üldistades tekib GARCH (p, q) ehk täiendavate viitaegadega mudel. (Engle 2001) Mudelis tähistab p autoregresiivsete järkude arvu ehk GARCH liikmeid, mis väljendavad eelnevast perioodist prognoositud dispersiooni, ning q libiseva keskmise järkude arvu ehk ARCH liikmeid, mis avaldavad mudelis eelnevast perioodist tähdetatud volatiilsust (Abdalla, Winker 2012, 164). GARCH (p, q) mudel on kirjeldatav valemiga (Mills 2019, 170):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (5)$$

kus

$\alpha_0$  – pikaajaline keskmise volatiilsus,

$\alpha_i, \beta_j$  – parameetrite hinnangud,

$u_{t-i}^2$  – tingliku jäälviikme ruut,

$\sigma_t^2$  – tinglik dispersioon,

$\sigma_{t-j}^2$  – hinnatud tinglik dispersioon.

Kõrgemat järu mudelid on kasutusel suurte andmekogumite korral, kuid üldiselt on volatiilsuse kirjeldamiseks piisav GARCH (1, 1) mudel (Brooks 2014, 430).

Parameetrite hinnangute  $\alpha_i$  ja  $\beta_j$  summa määrab ära šokkide püsivuse. Kui summa on lähedane ühele, viitab see tingliku dispersiooni šokkide püsivusele ehk suured positiivsed või negatiivsed tulumäärad suurendavad prognoosimisel edaspidist dispersiooni. (Guidolin, Pedio 2018, 207)

GARCH mudeli puuduseks on võimetus arvestada eelnevalt kirjeldatud neljanda olulise stiliseeritud faktiga, milleks on aegrea erinev reaktsioon šokkide mõjule ehk volatiilsuse asümmeetria (Engle 2001). Probleem tekib esile eelnevalt välja toodud GARCH mudeli valemis, kus parameetritest ruutude võtmise tagajärjena kaotab parameeter oma mõju suuna märgi kujul ära (Brooks 2014, 440).

Sellest tulenevalt on GARCHist välja töötatud palju teisi kasutuses olevaid mudeliteid, mis kirjeldavad volatiilsuse erinevaid aspekte, ning kui GARCH arvestab eri suunaga šokkide mõju volatiilsusele ühesuguselt, siis kaks tuntuimat asümmeetrilist versiooni GARCH mudelist on EGARCH ja GRJ mudelid.

### 1.3.3. GARCH mudeli edasiarendused

EGARCH ( $p, q$ ) ehk eksponentsiaalne GARCH mudel omab mittelineaarse reaktsiooni šokkidele ehk võtab arvutusvalemis arvesse volatiilsuse asümmetria ning selle arvutusvalemiks on (Brooks 2014, 441):

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + \alpha \left[ \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] \quad (6)$$

kus

$\alpha, \beta, \gamma$  – parameetrite hinnangud,

$\alpha_0$  – konstant,

$\ln(\sigma_t^2)$  – logaritm tinglikust dispersioonist,

$u$  – jäälki.

Mudel erineb GARCH mudelist logaritmitud dispersiooni poolest. Logaritmimine on antud mudeli puhul eeliseks, sest tagab tulemiks positiivse dispersiooni ning EGARCH mudeli puhul ei ole tarvilik parameetreid nii-öelda kunstlikult tõkestada, vaid parameetrite hinnangud võivad esineda ka negatiivsete väärustustena. EGARCH mudelis võtab asümmeetriat arvesse parameetri hinnang  $\gamma$ , mis on tulumäärade ja volatiilsuse negatiivse suhte puhul samuti negatiivne. (Mills 2019, 167)

Veel ühe arenduse tavalisest GARCH mudelist töötasid välja Glosten, Jagannathan ja Runkle (1993), mis sai nende järgi nimeks GJR mudel või samuti TGARCH, mille eesliide tähistab “lävi”. Lävena peetakse mudelis nulli ning sellest tulenevalt omavad šokid erinevat mõju, kas ületades läve või jäädnes sellest allapoole. Kuigi käesolevas bakalaureusetöös kasutatakse GJR versiooni TGARCH mudelist ehk kirjanduses laiemalt kasutuseolevat, esineb ka alternatiivne Zakoiani TGARCH mudel. GJR esimest järku mudeli saab püstitada kujul (Brooks 2014, 440):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \gamma u_{t-1}^2 I_{t-1} \quad (7)$$

kus

$\alpha, \beta, \gamma$  – parameetrite hinnangud,

$\alpha_0$  – konstant,

$I_{t-1}$  – fiktiivne tunnus,

$u_{t-1}^2$  – tingliku jäälkiikme ruut,

$\sigma_t^2$  – tinglik dispersioon,

$\sigma_{t-1}^2$  – hinnatud tinglik dispersioon.

Mudelis märgistab asüümmeetriat nagu ka EGARCH mudelis parameetri hinnang  $\gamma$ , seega kui  $\gamma > 0$ , tähendab see asüümmeetria olemasolu ning seda võetakse arvesse negatiivse šoki suurema mõju kujul. Erinevalt EGARCH mudelist on gamma aktiveerimiseks negatiivsete šokkide eristamiseks mudelis fiktiivne tunnus ehk  $I_{t-1} = 1$  kui  $u_{t-1} < 0$ . Mittenegatiivsuse eeldus on täidetud kui konstant ja parameetrite hinnangud on positiivsete väärustega, samas kui tingliku dispersiooni hinnang võib võrduda ka nulliga, ning  $\alpha_1 + \gamma \geq 0$ , mis tagab dispersiooni positiivse väärustuse ka siis, kui gamma on asüümmeetria korral nullist väiksem. (Paoletta 2019, 460)

Lisaks eelnevalt mainitud Zakoiani TGARCH mudelile, võib näitena välja tuua muid edasiarendusi ning kasutusel olevaid mudeleid nagu IGARCH (Engle, Bollerslev 1986), MGARCH (Engle *et al.* 1987), NGARCH (Higgins, Bera 1992) ja APARCH (Ding *et al.* 1993).

## 1.4. Balti finantsturu ülevaade

Balti börs koosneb kolme Balti riigi pealinna reguleeritud väärtpaberite järelturust: Eesti börsiks on Tallinna Börs (OMXT), Läti börsiks Riia Börs (OMXR) ja Leedu börsiks Vilniuse Börs (OMXV). Alates 2005. aastast muudeti Balti- ja Põhjamaade börsiindeksite nimetusi, et ühtlustada ja hõlbustada nende kasutamist piiriüleselt, ning uued nimetused koosnevad lühendist OMX, millele järgneb vastava börsi linna nime esitäht (OMX 2020).

Balti börsid olid varasematel aastatel omavahel nõrgalt integreeritud, kuid 2004. aastal toimunud Vilniuse börsi erastamise tulemusel kuulusid sellest ajast kõik kolm Balti riikide börsi ühte kontserni. Suure muutuse tagajärjel loodi ka ühtne Balti indeks BALTIX, mida tänavu enam kasutusel ei ole (Nurga 2007, 41). Balti börsidel koosnevad kohalikud üldindeksid põhi- ja lisanimekirjas olevatest aktsiatest, mille ainuosalik omandis ei ole üle 90% käibelolevatest aktsiatest. Lisaks kohalikele üldindeksitele on olemas kõiki valdkondi hõlmav OMX Baltic Benchmarki võrdlusindeks (OMXBB), kuhu kuuluvad kaubeldavaimad aktsiad Nasdaq Balti

väärtpaperiturul, OMX Baltic 10 indeks (OMXB10), mis koosneb kümnest Nasdaq Balti turul aktiivseimalt kaubeldud aktsiast ning OMX Baltic All-Share üldindeks (OMXB), mis jälgib sarnaselt eraldiseisvatele üldindeksitele põhi- ja lisanimekirja aktsiaid, kuid seda terve Balti börsi ulatuses. (Indeksitest 2020)

Alates 2000. aastast määratati indeksite baasväärtuseks 100 punkti (SAXESS 2005) ning peale Soome börsi kauplemiskeskonna kasutusele ülevõttu aastal 2002, on ametliku kauplemisvaluutana käibel euro (Nurga 2007, 39).

Tallinna börsi esmase väljakujunemise algusaastateks võib pidada Vene tsaari ajastut 19. sajandil. Ametlik kauplemine ja dokumenteerimine tänapäeva mõistes algas aga 3. juunil 1996. aastal, kui TALSE (*Tallinn stock exchange*) indeks alustas ametlikult oma tegevust, eesmärgiga tagada investeerijatele asjakohast vajalikku teavet. (*Ibid.*, 34) Nasdaq Tallinna börsi omanikuks on Nasdaq Nordic, Ltd. Börsi järelvalvet teostab Eesti Finantsinspektsioon. (Nasdaq Tallinna ... 2020) Tallinna väärtpaperibörsi kuulub 2020. aastal märtsikuu lõpuseisuga 16 ettevõtte aktsiad.

Riia börs alustas ametlikku tegevust 1995. aastal (Nurga 2007, 35) ning oluliseks kuupäevaks on 1996. aasta 2. aprill, mil hakati arvutama Riia börsiindeksit RIGSE (Pabriks, Purs 2001, 102). Nasdaq Riga kuulub enam kui 90% ulatuses Nasdaq Nordicule, mille omanikuks on omakorda Nasdaq, Inc. Lisaks omab Nasdaq Rigat ligikaudu 7% ulatuses AS Rietumu Banka. Järelvalvet teostab Läti finants- ja kapitaliturgude komisjon. (Nasdaq Riga 2020) Riia põhinimekirja koosneb 2020. aasta märtsikuu lõpuseisuga nelja ettevõtte aktsiatest.

Vilniuse börs alustas tegevust kolmest Balti börsist esimesena, seda 1993. aastal (Nurga 2007, 35). Vilniuse börsiindeks on nüüdseks ümbernimetatud OMXV indeksiks, kuid enne nimetuste ühtlustamist oli see VILSE nimetuse all. Nasdaq Vilniuse omanikuks on Nasdaq, Inc ning järelvalvet korraldab Leedu Pank (Nasdaq Vilnius 2020). 2020. aasta märtsikuu lõpuseisuga on Vilniuse põhinimekirjas 14 ettevõtte aktsiad.

Tabelis 1 on esitatud kolmele Balti turule omased andmed 2019. aasta kohta. Võrreldavateks näitajateks börsi põhinimekirja kohta on võetud noteeritud ettevõtete arv, sooritatud tehingute arv, kaubeldud kogus kokku ning käive 2019. aasta jooksul.

Tabel 1. 2019. aasta Balti turgusid kirjeldavad andmed

	Ettevõtteid	tehinguid (tuh)	kogus (mln)	käive (mln €)
OMXT	16	70,7	72,01	149,02
OMXR	4	10,5	3,01	21,89
OMXV	14	41,0	143,50	89,75
Kokku	34	122,2	218,52	260,66

Allikas: autori arvutused

Nagu tabelist on näha, siis erineb Riia turg börsi põhinimekirjas noteeritud ettevõtete arvu poolest kahest ülejäänuist turust pea neli korda (4), mistõttu on ka tehingute, koguse ja käibe arv kõige madalaim just sellel börsil. Tallinna börsi tehingute arv on kolmest turust suurim (70,7 tuh) ning ka käive moodustab üle poole kolme Balti riigi põhinimekirja käibest kokku (149 mln €). Vilniuse börsil on tehingute arv väiksem kui Tallinna omal, kuid seevastu on kaubeldud kaks korda suuremate kogustega (143,5 mln).

#### 1.4.1. Volatiilsus Balti turul

Balti turgude indeksite volatiilsus on olnud ka varasemate uuringute keskmeks. Aktan *et al* (2010) modelleerisid Balti turgude indeksite, nimelt TALSE, RIGSE, VILSE ja BALTIC *benchmark*, volatiilsust, kasutades sümmeetrialist ning asümmeetrialisi GARCH mudeliteid. Uuritav periood kattis aastad 2002 kuni 2009. Uurimuse tulemuseks oli tavalise GARCH mudeli parameetrite põhjal suurim volatiilsuse esinemine TALSE indeksi korral ning sellele vastandus madalaim volatiilsuse esinemine RIGSE indeksi puhul. Nende kahe indeksi taastumine šokkidest oli vaadeldaval perioodil tavapäratult kiire. RIGSE indeks osutuks volatiilseimaks turuks, samas kui madalaima volatiilsusega oli BALTIC börsiindeks. Lisaks tõestati EGARCH ja GJR mudelite põhjal, et volatiilsust turul suurendasid VILSE ja RIGSE indeksite negatiivsed tulumäärad, vastandudes TALSE ja BALTIC indeksitele, kus volatiilsust suurendasid positiivsed tulumäärad.

Guštšak (2015) lähtus kolme Balti turu indeksi modelleerimisel samuti GARCH, EGARCH ning GJR mudelitest, kasutades mudelite loomisel perioodi 2000 kuni 2012 ning aastaid 2013 kuni 2014 püstitatud mudelite prognoosimise testimiseks. Tema tulemused näitasid, et OMXT indeksi volatiilsuse kirjeldamiseks vastaval perioodil on parim mudel EGARCH (2, 1), mis võtab arvesse volatiilsuse asümmeetriat. OMXR turule kohandus GARCH (2, 1) ning OMXV omale GARCH (2, 2), mis on vastuolus üldise praktikaga, kus asümmeetrilised mudelid on volatiilsuse

kirjeldamiseks efektiivsemad kui tavaline GARCH mudel, mis ignoreerib asüümmeetrilisi mõjusid. Mudelite vaheline prognoosimisvõime erinevus oli väike volatiilsuse madalate perioodide korral ning suurim erinevus esines suurte hinnašokkide korral. Suurima prognoosi genereeris OMXT indeksi puhul GARCH mudel, olenemata šoki suunast, OMXR indeksi puhul negatiivse šoki esinemisel EGARCH ning OMXV indeksi puhul samuti negatiivse hinnašoki korral GJR mudel. Prognoosimise täpsus ei pruugi olla korrektne, kuna püstitatud mudelite jäälki metes ei suudetud tõestada autokorrelatsiooni puudumist, mis tähendab, et etteantud volatiilsuse mudelid ei ole korrektsed.

## **2. ANDMED JA METOODIKA**

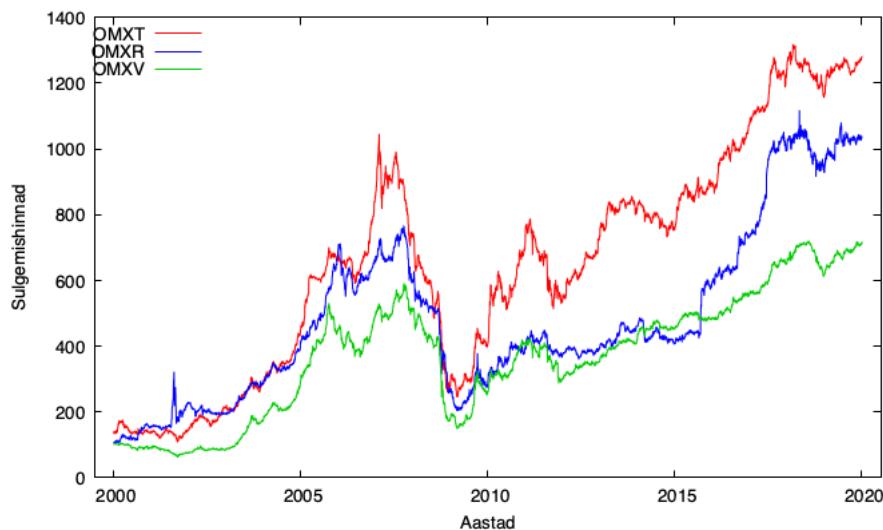
### **2.1. Valim**

Käesolevas töös on kasutatud kolme Balti riigi börsiindeksite päevaseid sulgemishindu: OMXT (Tallinn), OMXR (Riga) ning OMXV (Vilnius). Analüüsitavad andmed käsitlevad perioodi 03.01.2000 kuni 03.01.2020, moodustades 20-aastase ajajärgu. Algse valimis on kokku 16627 vaatlust, millest 5570 moodustavad OMXT päevased sulgemishinnad, 5541 OMXR hinnad ning 5516 OMXV sulgemishinnad. Andmed on võetud Nasdaq Balticu kodulehelt. Käsitletava perioodi jooksul on Nasdaqis muudetud andmete kajastamise meetodit, mis tähendab, et andmed vajavad ühisele kujule viimist, mis kaotaks erinevused nii börsiindeksite kui ka indeksisiseste ajajärkude vahel. Baltimaade börs on avatud viis päeva nädalas ning suletud vastavalt igas riigis esinevatele riigipühadele. Seetõttu on valimist eemaldatud vaatlused, mis olid vaadeldava perioodi alguses andmete esitamise meetodis dubleeritud nädalavahetuste väwärtusteks, et kajastada reedest (eelneva börsi lahtioleva päeva) sulgemishinda. Riiklike pühade ja börsi suletud päevade korral on siiski kuvatud eelneva lahtioleva päeva sulgemishinda. Sellisel viisil on andmed esitatud viie tööpäevaliste nädalate kaupa. Lõpliku valimi moodustavad igast indeksist 5220 sulgemishinda ehk kokku on valim 15660 sulgemishinna väwärtust. Iga indeksi periood on jaotatud omakorda kolmeks ajajärguks:

- 1) 03.01.2000 kuni 30.06.2006: 1695 vaatlust (edaspidi I periood);
- 2) 03.07.2006 kuni 30.06.2011: 1304 vaatlust (edaspidi II periood);
- 3) 01.07.2011 kuni 03.01.2020: 2221 vaatlust (edaspidi III periood).

Jaotuse aluseks on ülemaailmse finantskriisi ehk kõrgema volatiilsuse perioodi eraldamine teistest ning periood hõlmab vaatlusi nii enne kui ka pärast kriisi. Arvesse on võetud ka soovitust, et GARCH mudelite valim peaks koosnema vähemalt tuhandest vaatlusest (Ng, Lam 2006).

Joonisel 1 on kujutatud OMXT, OMXR ja OMXV sulgemishinnad vaadeldava perioodi jooksul.



Joonis 1. Balti börside sulgemishinnad perioodil 03.01.2000 kuni 03.01.2020  
Allikas: autori koostatud statistikatarkvaras Gretl

Jooniselt on näha, et aegread on mittestatsionaarsed ning esineb trendi olemasolu. Sulgemishinnad on muudetud tulumääradeks logaritmiline diferentseerimise kaudu ning korrutatud sajaga, et väljendada väärusti protsendina. Tulemuseks saadud aegread on kujutatud graafiliselt lisas 1, millelt on võimalik esialgselt hinnata, et aegread on muudetud statsionaarseks.

Ülevaade Balti kolme börsiindeksi logaritmitud tulumäärade kirjeldavast statistikast on esitatud alljärgnevas tabelis 2.

Tabel 2. Balti börsiindeksite logaritmitud tulumäärade kirjeldav statistika perioodil 03.01.2000 kuni 03.01.2020

Näitajad	OMXT	OMXR	OMXV
Aritmeetiline keskmise (%)	0,04	0,04	0,04
Miinimum (%)	-7,05	-14,71	-11,94
Maksimum (%)	12,09	11,60	11,00
Standardhälve (%)	1,01	1,35	0,94
Asüümmeetriakordaja	0,12	-0,38	-0,56
Püstakuse kordaja	11,03	18,12	24,86
Jarque-Bera teststatistik (p väärus)	26444,1 (0,00)	71537,6 (0,00)	134704 (0,00)

Allikas: autori arvutused

Nagu tabelist on näha, on kolme börsiindeksi aritmeetilised keskmised peaaegu võrdsed (0,04%), jäädes nulli lähedale. Tulumäärade miinimumväärus esineb OMXR börsiindeksi puhul, milleks on -14,71%, ning maksimumväärus OMXT börsiindeksis, moodustades 12,09%, mis tähendab, et

esineb suur varieerumine. Standardhälbed on börsiindeksite puhul ligidal ühele, suurimale ja väikseimale väärtsusele on vastavad börsiindeksid OMXR ja OMXV. Asümmeetriakordajate põhjal võib väita, et OMXT börsiindeksi korral esineb paremkaldeLINE asümmeetira ning OMXR ja OMXV näitavad vasakkaldelist asümmeetirat. Normaaljaotusest kõrvalekaldumist kõikide indeksite puhul tõendavad nullist suuremad püstakuse kordajad, mis tähendab, et enamus väärtsusi on koondunud aritmeetilise keskmise ümber ja sellest suuremate väärtsuste esinemissagedus on väike. Börsiindeksites läbiviidud Jarque-Bera testi põhjal lükatakse nullhüpotees normaaljaotuse esinemise kohta ümber.

Balti börsiindeksite perioodide lõikes püstitatud GARCH tüüpi mudelite võrdluseks on võimalik vaadelda juuritud keskmist ruutviga (*RMSE*), keskmist absoluutviga (*MAE*) ja Theili U'd, mis mõõdavad prognoositud väärtsuste kaugusi tegelikest väärustest. Parima mudeli määravad ära väikseimad näitajate väärtsused. Staatalise ehk valimisisese prognoosimise pikkusena on kasutatud iga perioodi viimast kolme kuud, mis moodustavad vastavalt valimi aegridadele perioodid:

- 1) 30.03.2006 kuni 30.06.2006;
- 2) 30.03.2011 kuni 30.06.2011;
- 3) 03.10.2019 kuni 03.01.2020.

## **2.2. Box-Jenkinsi metoodika**

Boxi ja Jenkinsi metoodika (1976) välja töötamise aluseks olid varasemad tööd, mis uurisid ARMA protsesse, kuid ei pakkunud ühtset süstemaatilist lähenemist aegridade hindamiseks. Töötati välja ARMA mudelite ülesehitamise lähenemisviis, mis koosneb kolmest peamisest etapist: mudeli spetsifikatsiooni määramine, parameetrite hindamine ning seejärel mudeli diagnostika. Neid samme korratakse aegridade puhul, kuni mudeli diagnostika etapis ilmub mudeli täiustamise märke. (The Box-Jenkins ... 2020) Mudeli identifitseerimise põhiidee seisneb teoreetiliste ning empiiriliste autokorrelatsiooni omaduste rakendamises, kui aegrida on genereeritud kasutades ARMA protsessi. Sellisel viisil on võimalik tuvastada üks või isegi mitu potentsiaalset mudelit. (Zhang 2003, 161) Box-Jenkinsi lähenemisel kasutatakse ARMA mudeli järkude tuvastamisel põhimeetmena valimi autokorrelatsioonifunktsiooni (ACF) ning osalise autokorrelatsiooni funktsiooni (PACF) (Brooks 2014, 273). Kuna GARCH protsess on kirjeldatav ARMA mudelite kaudu, on sobilik volatiilsuse mudeli määramiseks kasutada Box-Jenkinsi metoodikat.

## 2.2.1. Mudeli spetsifikatsiooni määramine

Käesoleva sammu eesmärgiks on määrata mudeli dünaamiliste omaduste kirjeldamiseks ARMA ( $p, q$ ) mudelis vastavate järkude väwärtused. ARMA mudeli püstitamise oluliseks on aegridade statsionaarsus, mistõttu on antud etapis sageli vaja andmete kuju muuta. Statsionaarsete aegridade saavutamiseks on võimalus neid diferentsida ning püstitada seega ARIMA ( $p, d, q$ ) mudel, mis on Box-Jenkinsi eelistatud meetod, või eemaldada deterministlik trend. (The Box-Jenkins ... 2020) Tihti osutub ARMA järkude määramisel konstant statistiliselt mitte oluliseks, kuid tasub see siiski mudelisse sisse jäätta (Indla 2019, 47).

Teiseks osaks mudeli spetsifikatsiooni määramisel on GARCH tüüpi mudelite järkude püstitamine. GARCH mudel iseloomustab tingliku dispersiooni, kuid selle sisendiks on tingliku keskväärtsuse ARMA mudel, millele tugineb ka edaspidine mudeli prognoosimine. (Guidolin, Pedio 2018, 172)

Kummagi mudeli järkude püstitamisele järgnevalt on sobivaima spetsifikatsiooni omistamiseks võimalik kasutada visuaalseid meetmeid, nimelt uurides andmeid graafiku kujul ning nagu eelnevalt mainitud Box-Jenkinsi meetodile omaseid autokorrelatsionifunktsiooni ning osalise autokorrelatsiooni funktsiooni graafikuid (Brooks 2014, 273).

Kuna praktikas enamasti ei esine graafiliselt lihtsalt määratavaid mudeleid ACF ning PACF graafikute põhjal, on alternatiivseks meetodiks kasutada informatsionikriteeriume. Informatsionikriteeriumite kasutamise põhimõte seisneb parameetrite arvu valikus nii, et kriteeriumi väärtsus oleks väikseim. Enam kasutust leidnud informatsionikriteeriumid, mida saab finantsaegridade uurimisel kasutada, erinevad üksteisest kriitilisuse poolest ning jaotuvad selle alusel kasvavas järjekorras järgmiselt: Akaike informatsionikriteerium (AIC), Schwarzi Bayesi informatsionikriteerium (BIC) ja Hannan-Quinni informatsionikriteerium (HQIC). (Paolella 2019, 417) Valemites väljenduvad informatsionikriteeriumid vastavalt (*Ibid.*):

$$AIC = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{2k}{T} \quad (8)$$

$$BIC = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{k}{T} \ln T \quad (9)$$

$$HQIC = \ln(\hat{\sigma}^2) + \frac{2k}{T} \ln(\ln(T)) \quad (10)$$

kus

$k$  – hinnatavate parameetrite arv mudelis

$T$  – vaadelvad periood päevades

BIC on usaldatavam suurte valimite korral, kus parameetrite suurenemine avaldab rohkem mõju (Sauga 2020), kuid informatsioonikriteeriumi valimine on üldiselt valimist tulenevalt subjektiivne.

### **2.2.2. Mudeli parameetrite ja adekvaatsuse hindamine**

Peale sobiva mudeli määramist on järgnevaks sammuks parameetrite hindamine ning kuna GARCH mudelite puhul erineb mudeli kuju lineaarsest, kus kasutatakse harilikku vähimruutude meetodit (*Ordinal Least Squares*, OLS), tuleb selleks kasutada suurima töepära meetodit (*Maximum Likelihood Estimation*, MLE). MLE meetod otsib lähtuvalt tegevlikust valimist parameetritele kõige tõenäolisemaid väärusi. (Brooks 2014, 431)

Mudeli parameetrite hindamise järgselt on vajalik adekvaatsuse hindamise läbiviimine, mis määrab ära mudeli sobivuse protsessi kirjeldamiseks. Mudeli adekvaatsuse hindamine toimub Box-Jenkinsi metodoloogia alusel kahel erineval viisil: liigsobitades, kui mudelise lisatakkse üleliigseid parameetreid kuni need muutuvad statistiliselt mitteolulisteks, või jääkliikmete valge müra moodustamise uurimises. Enamasti on levinud jääkliikmete valge müra moodustamise kontrollimine. Mudelisse tuleb koondada aegrea autokorrelatsioonistruktuur, jättes alles vaid valge müra. Varasemalt määratud mudel osutub andmete omaduste kirjeldamiseks kõlbmatuks, kui jääkliikmete seas esineb lineaarset sõltuvust ehk autokorrelatsiooni. Mudeli adekvaatsuse hindamisel võib kasutada ACFi, PACFi või Ljung-Boxi testi. (Brooks 2014, 274)

### **2.3. Eelduste testimine**

Üheks mudeli püstitamise eelduseks on aegridade statsionaarsus, eriti prognoosimise korral. Statsionaarsus jaguneb omakorda rangeks statsionaarsuseks ja nõrgaks statsionaarsuseks. Rangelt statsionaarne aegrida on siis, kui selle väärustute tõenäosusjaotus on ajas muutumatu, kuid sellist protsessi on realsuses pea võimatu kontrollida. Sellest tulenevalt peetakse silmas statsionaarsete protsesside all nõrgalt statsionaarseid protsesse. Sellisele protsessile on omane tõenäosusjaotuse muutumine ajas ning iseloomustavateks omadusteks on konstantsed keskväärtus ( $\mu$ ), dispersioon ( $\sigma^2$ ) ja autokovariatsioon: (Guidolin, Pedio 2018, 43)

$$E(y_t) = \mu \tag{11}$$

$$E(y_t - \mu)(y_t - \mu) = \sigma^2 < \infty \tag{12}$$

$$E(y_{t_1} - \mu)(y_{t_2} - \mu) = 0 \quad \forall t_1, t_2 \tag{13}$$

Statsionaarsus peab esinema mitmel põhjusel. Aegridade mittestatsionaarsuse korral on teatud vääritud ja nende omadused tugevalt mõjutatud šokkide esinemisest, mille mõju andmetele jäab püsivaks ning lõpmatuks. Statsionaarsete aegridade korral on see mõju ajas vähenev. Lisaks ei kehti asümpootoolise analüüsi standartsed eeldused. (Brooks 2014, 353-354)

Üheks statsionaarseks protsessiks on valge müra. Valge müra protsessil esineb konstantne keskväärtus ja dispersioon ning selle oluliseimaks omaduseks on autokorrelatsiooni puudumine. ARMA ja seega GARCH mudelite korral on lõplikuks eesmärgiks koondada aegrea autokorrelatsionistruktuur nii, et alles jäeks valge müra. (Guidolin, Pedio 2018, 44)

Statsionaarsuse testimiseks kasutatakse enamasti Dickey-Fulleri testi (DF), mida saab nimetada ka ühikjuure testiks. Nullhüpoteesiks on ühikjuure esinemine ning aegrida on mittestatsionaarne, aegrea diferentsimisel on aga võimalik saavutada statsionaarsus. Nullhüpoteesi tagasilükkamisel ja sisuka hüpoteesi vastuvõtmisel on järelduseks, et ühikjuurt ei esine, seega on aegrida juba statsionaarne. (Dickey, Fuller 1979) Jääkliikmete autokorrelatsiooni testimiseks saab kasutada lisavõimalustega Dickey-Fulleri testi (ADF) (Fabozzi *et al.* 2014, 198).

Kasutades vara hindade asemel nende pidevaid tulumäärasid vastavalt valemile 3, diferentsitakse aegrida ning sellega tagatakse ka selle statsionaarsus.

ARCH mudeliteid iseloomustab mittelineaarsus ning aegrea sobivust ARCH tüüpi mudelite kasutamiseks saab testida autokorrelatsiooni olemasolu põhjal (Brooks 2014, 425). Mudeli korrektsel püstitamisel ei tohi aga jääkliikmetes autokorrelatsiooni esineda, vastasel juhul on mudeli spetsifikatsioon osutunud mittesobivaks. Box-Jenkinsi metoodikas välja toodud ACF ja PACF on kasutatavad mudeli jääkliikmete autokorrelatsiooni testimiseks, lisaks on võimalik kasutada autokorrelatsiooni statistilise olulisuse määramiseks Box-Ljungi statistikut. Box-Ljungi statistiku nullhüpoteesi kohaselt on kõikide autokorrelatsionikordajate vääritud nullid. Sisuka hüpoteesi vastuvõtmisel on vähemalt üks autokorrelatsionikordajatest nullist erineva väärusega ja jääkliikmete vahel esineb autokorrelatsioon. (Guidolin, Pedio 2018, 61)

ARCH/GARCH mudeli põhiidee ning erinevus teistest mudelitest seisneb asjaolus, et aegrida võib olla statsionaarne, kuid selles esineb siiski heteroskedastiivsust. (Fabozzi *et al.* 2014, 219) ARCH mudelite kasutamise aluseks aegrea puhul on kohustuslik jääkliikmete heteroskedastiivsuse esinemine. Aegrea jääkliikmete heteroskedastiivsust on võimalik testida Engle ARCH LM testiga,

mille nullhüpoteesi kohaselt ei esine aegridade jäälkiimedes heteroskedastiivsust ehk ARCH efekti. (Brooks 2014, 426) Box-Jenkinsi metodoloogia mudeli adekvaatsuse hindamise etapi kohaselt ei tohi aga adekvaatses GARCH tüüpi mudelite jäälkiimedes heteroskedastiivsust esineda. Seega tuleb hinnata nii ARMA mudelite kui ka GARCH mudelite jäälkiimete heteroskedastiivsust ning etappidest edasi liikumiseks peaksid tulemused olema vastandlikud.

Box-Jenkinsi metoodika alusel peaksid GARCH tüüpi mudelite standardiseeritud jäälkiimed alluma normaaljaotusele. GARCH tüüpi mudelite jäälkiimete jaotuse alternatiive on mitmeid, kuid lihtsuse tagamiseks on käesolevas bakalureusetöös kasutatud mudelite püstitamisel jäälkiimete normaaljaotust. Jäälkiimete allumist normaaljaotusele peale GARCH tüüpi mudelite määramist testitakse Jarque-Bera teststatistikuga.

## 3. ANALÜÜS JA JÄRELDUSED

### 3.1. Aegridade eelduste testimine

Aegridade modelleerimise eelduseks on nende statsionaarsus, mille olemasolul saab teha käesolevate andmete põhjal järeldusi ja prognoose protsessi kohta. Lisas 1 välja toodud graafikute põhjal võib väita, et aegread on oma terves ulatuses statsionaarsed ning lisaks kontrollitakse aegridade statsionaarsust iga indeksi puhul kolme perioodi lõikes ADF testiga. I ja III perioodil on järeldused ühikjuure esinemise osas tehtud konstandiga mudelite põhjal ning II perioodil konstandita. Tabelis 3 on välja toodud ADF testi olulisuse tõenäosused ning tulemuste aruanded eraldi lisas 2 vastavalt börsiindeksitele OMXT, OMXR ja OMXV.

Tabel 3. Balti börsiindeksite logaritmitud tulumäärade ADF testi olulisuse tõenäosuse väärtsused perioodide lõikes

Ajajärgud	OMXT	OMXR	OMXV
I periood	$3,33 \cdot 10^{-52}$	$5,30 \cdot 10^{-22}$	$1,43 \cdot 10^{-13}$
II periood	$7,98 \cdot 10^{-16}$	$7,93 \cdot 10^{-13}$	$4,77 \cdot 10^{-8}$
III periood	$3,29 \cdot 10^{-36}$	$9,58 \cdot 10^{-25}$	0,0001

Allikas: koostatud lisas 2 toodud andmete alusel

Vastavalt tabelile on aegridade perioodide olulisuse tõenäosused väiksemad kui 0,01, mille kohaselt võetakse vastu kõikide aegridade perioodide kohta sisukas hüpotees olulisuse nivool 1%, et logaritmitud tulumäärade aegread on statsionaarsed.

Teiseks oluliseks ARCH/GARCH mudelite aluseks on aegreas autokorrelatsiooni esinemine. Autokorrelatsiooni on aegridades testitud Ljung-Boxi Q statistikuga ning tulemus esitatud lisades 3, 4 ja 5. Olulisuse nivool 5% võetakse kõikide aegridade perioodide korral vastu sisukas hüpotees, millele vastavalt esineb aegridades autokorrelatsioon. Autokorrelatsiooni esinemine ehk väärtsuste sõltumine eelnevatest väärustest on aga vastuolus efektiivse turu teooriaga, mille kohaselt peegeldavad aktsiahinnad kogu turul saadaolevat informatsiooni ning moodustavad valge müra (Fama 1970, 386).

## **3.2. Keskväärtuse mudelite määramine**

Aegridade keskväärtuse mudelite määramiseks võetakse aluseks mudelid AR(1) kuni ARMA(2,2). Mudeli määramisel on valiku kriteeriumiks võetud AIC, BIC ja/või HQIC informatsioonikriteeriumid ning kõikide parameetrite statistiline olulisus mudelis. Teatud juhul on määratud mudeliks ka ARMA(0,0), milles esineb vaid konstant, kui eelnevalt mainitud tingimused ei olnud täidetud. Autokorrelatsiooni olemasolu vastava mudeli jäälkiimete testitakse samuti Ljung-Boxi Q statistikuga ning vajalikku jäälkiimete heteroskedastiivsust ARCH testiga.

### **3.2.1. ARMA järkude määramine**

ARMA mudelite modelleerimise sobivaimad tulemused koos informatsioonikriteeriumitega on välja toodud järgnevas tabelis 4. Kõikide testitud mudelite tulemused on välja toodud lisas 6.

Tabel 4. Balti börsiindeksite logaritmitud tulumäärade keskväärtuste mudelid perioodide lõikes

Ajajärgud	indeksid	ARMA järgud	AIC	BIC	HQIC
I periood	OMXT	ARMA(1,0)	4745,40	4761,70	4751,44
	OMXR	ARMA(2,2)	6307,91	6340,52	6319,99
	OMXV	ARMA(2,1)	4392,52	4419,70	4402,59
II periood	OMXT	ARMA(1,2)	4533,02	4558,88	4542,72
	OMXR	ARMA(1,2)	4852,54	4878,40	4862,24
	OMXV	ARMA(1,2)	4490,81	4516,67	4500,51
III periood	OMXT	ARMA(0,0)	3564,42	3575,71	3568,56
	OMXR	ARMA(1,0)	5584,61	5601,54	5590,81
	OMXV	ARMA(1,2)	2630,15	2658,37	2640,49

Allikas: koostatud lisas 6 toodud andmete alusel

Nagu tabelist selgub on I ning III perioodil keskväärtuse mudelite võrdluse käigus valitud järgud börsiindeksite lõikes eristuvad. Küll aga II perioodil on näha, et indeksite järgud on kattuvad, mis tähendab, et II perioodi GARCH tüüpi mudelite jaoks on ARMA sisend ühine.

### **3.2.2. ARMA mudelite jäälkiimete testimine**

Tuginedes eelnevalt püstitatud ARMA mudelitele, tuleb testida jäälkiimete autokorrelatsiooni, et teha kindlaks mudeli sobivus edaspidiseks modelleerimiseks. Mudel on sobiv, kui võetakse vastu nullhüpotees autokorrelatsiooni puudumisest ehk aegrada on genereeritud valge müra poolt. Autokorrelatsiooni testide tulemusena saadud Ljung-Boxi Q statistikud koos olulisuse tõenäosustega on välja toodud börsiindeksite lõikes vastavalt OMXT, OMXR ja OMXV lisades 7, 8 ja 9. Tabelite põhjal võib järeldada, et kõikide OMXT perioodide ARMA mudelite jäälkiimete

korral võetakse autokorrelatsiooni esinemisest vastu nullhüpotees ehk autokorrelatsioon jäækliikmetes puudub, kuna olulisuse tõenäosused ületavad olulisuse nivoo 5%. Börsiindeksi OMXR korral ei suudetud tõestada autokorrelatsiooni puudumist ning kõikide perioodide ARMA jäækliikmete kohta võetakse vastu alternatiivne hüpotees, mille kohaselt autokorrelatsioon esineb. OMXV indeksi puhul ei esine autokorrelatsiooni I ja III perioodil ning seega on ARMA mudelid nende perioodide puhul sobivad, küll aga võetakse vastu alternatiivne hüpotees II perioodi kohta. Autokorrelatsiooni puudumise eeldus ei ole seega kõikide indeksite aegridade puhul täidetud ning seda tulemust tuleb edaspidi mudelite puhul arvesse võtta.

ARCH mudelite oluliseks aspektiks on heteroskedastiivsuse ehk ARCH efekti esinemine keskväärtuse mudelite jäækliikmetes. Selle testimiseks kasutatakse ARCH LM testi, mille nullhüpoteesi kohaselt ei esine jäækliikmetes heteroskedastiivsust. Tabelis 5 on välja toodud börsiindeksitele vastavad LM statistikud olulisuse tõenäosustega perioodide lõikes.

Tabel 5. Balti börsiindeksite ARMA mudelite jäækliikmete heteroskedastiivsuse testide tulemused perioodide lõikes

Indeks	periood	mudel	LM stat.	p-value
OMXT	I periood	ARMA (1,0)	48,80	0,000
	II periood	ARMA (1,2)	86,19	0,000
	III periood	ARMA (0,0)	78,29	0,000
OMXR	I periood	ARMA (2,2)	440,04	0,000
	II periood	ARMA (1,2)	200,17	0,000
	III periood	ARMA (1,0)	49,00	0,000
OMXV	I periood	ARMA (2,1)	21,29	0,000
	II periood	ARMA (1,2)	356,70	0,000
	III periood	ARMA (1,2)	45,55	0,000

Allikas: autori arvutused

Tabelist võib järeldada, et kõikide aegridade puhul lükatakse nullhüpotees ARCH efekti puudumisest ümber ning selle tulemusena on võimalik kasutada ARCH ja seega ka GARCH tüüpi mudeliteid.

### 3.3. Dispersiooni mudelite määramine

Eelnevalt aegridadele määratud ARMA mudelid on sisenditeks dispersiooni mudelite määramisel. Dispersioonimodelite puhul kasutatakse kolme tüüpi mudeliteid, milledeks on GARCH, EGARCH ja GJR, ning valitakse igast klassist sobivaim. Dispersiooni mudelitest on testitud GARCH (1,1),

EGARCH (1,0) kuni EGARCH (2,2) ning GJR (1,0) kuni GJR (2,2). Mudelite testimiste informatsioonikriteeriumite tulemused on esitatud lisas 10. GARCH (p,q) mudeli puhul on lähtutud vaid esimesest järgust, mis suudab suure osa volatiilsusest ära kirjeldada. Mudelite korral on oluline GARCH ja GJR mudelite eelduste täitmise parameetrite hinnangute osas. Vastavate mudeli klasside seast on välja valitud parimad mudelid AIC, BIC ja HQIC põhjal ning lisaks on arvesse võetud parameetrite statistilist olulisust enamasti 5% olulisuse nivoo juures. Teatud mudelite korral jäääb vaid gamma-parameetri olulisuse nivoo 10% juurde kombineerituna parimate informatsioonikriteeriumitega. Välja valitud dispersioonimudelid parameetrite hinnangutega börsiindeksitele OMXT, OMXR ja OMXV on esitatud vastavalt tabelites 6, 7 ja 8. Mudelite täielikud aruanded on välja toodud börsiindeksitele vastavalt lisades 11 kuni 19.

Tabel 6. OMXT börsiindeksi logaritmitud tulumäärade volatiilsuse mudelid perioodide lõikes

	I periood – n = 1695			II periood – n = 1304		
Para-meetrid	GARCH (1,1)	EGARCH (1,0)	GJR (1,0)	GARCH (1,1)	EGARCH (1,0)	GJR (2,0)
$\alpha_0$	0,0072*** (0,00148)	-0,0313** (0,0132)	0,0129*** (0,00173)	0,0281*** (0,00532)	0,0062*** (0,000309)	0,0857*** (0,00878)
$\alpha_1$	0,1175*** (0,00782)	-	-	0,1407*** (0,0116)	-	-
$\alpha_2$	-	-	-	-	-	-
$\beta_1$	0,8925*** (0,00557)	0,3623*** (0,140)	0,9572*** (0,00445)	0,8600*** (0,0102)	0,9922*** (0,000478)	0,2670*** (0,0553)
$\beta_2$	-	-	-	-	-	0,5727*** (0,0553)
$\gamma$	-	-0,0683*** (0,0120)	0,0599*** (0,00685)	-	-0,0043*** (0,00163)	0,2525*** (0,0206)
	III periood – n = 2221					
	GARCH (1,1)	EGARCH (2,1)	GJR (2,1)			
$\alpha_0$	0,0187*** (0,00216)	-0,2492*** (0,0133)	0,0197*** (0,00266)			
$\alpha_1$	0,1437*** (0,00740)	0,3074*** (0,0144)	0,1607*** (0,0116)			
$\alpha_2$	-	-	-			
$\beta_1$	0,8189*** (0,0101)	0,3133*** (0,0583)	0,1902*** (0,0499)			
$\beta_2$	-	0,6614*** (0,0578)	0,5866*** (0,0496)			
$\gamma$	-	-0,0243** (0,00969)	0,0438** (0,0173)			

Allikas: koostatud lisades 11 kuni 13 toodud andmete alusel

GARCH mudelite parameetrite hinnangute mittenegatiivsuse eeldus on OMXT indeksi puhul täidetud, kuid mudel on sobilik vaid III perioodil, kus parameetrite hinnangute summa jäab alla ühe. Parameetrite hinnangute summa on seejuures lähedane ühele, mis on vastavuses Aktan *et al.* (2019) uuringuga. Oluline on pöörata tähelepanu EGARCH ja GJR mudelite gamma hinnangule, mis suudab erinevalt tavaliistest GARCH mudelist arvesse võtta volatiilsuse asümmeetriat. OMXT indeksi nii esimese ja teise perioodi EGARCH ja GJR mudelite gammad on statistiliselt olulised nivool 1% ning kolmada perioodi väärtsused statistiliselt olulised nivool 5%. EGARCH mudelite gammade hinnangud on negatiivsed, samal ajal kui GJR puhul esinevad positiivsed väärtsused. GJR mudeli positiivne ja EGARCHi negatiivne väärtsus tõendab asümmetria olemasolu ehk negatiivsed hinnašokid suurendavad börsiindeksi volatiilsust vörreldes samas suuruses positiivsete hinnašokkidega. Lisaks omavad gamma hinnangud erinevat mõju tinglikule dispersioonile sõltudes hinnangu väärtsusest ning suurim mõju avaldub II perioodi GJR mudelis.

Tabel 7. OMXR börsiindeksi logaritmitud tulumäärade GARCH tüüpi mudelid perioodide lõikes

Para-meetrid	I periood – n = 1695			II periood – n = 1304		
	GARCH (1,1)	EGARCH (1,2)	GJR (1,0)	GARCH (1,1)	EGARCH (2,1)	GJR (1,1)
$\alpha_0$	0,0988*** (0,00840)	-0,1683*** (0,0107)	0,0717*** (0,00619)	0,0178*** (0,00478)	-0,1665*** (0,0166)	0,0180*** (0,00480)
$\alpha_1$	0,1997*** (0,0140)	0,4864*** (0,0284)	-	0,0826*** (0,00791)	0,2450*** (0,0239)	0,0674*** (0,00890)
$\alpha_2$	-	-0,2301*** (0,0301)	-	-	-	-
$\beta_1$	0,7539*** (0,0131)	0,9664*** (0,00377)	0,8746*** (0,00755)	0,9140*** (0,00667)	0,5119*** (0,125)	0,9150*** (0,00700)
$\beta_2$	-	-	-	-	0,4699*** (0,124)	-
$\gamma$	-	0,0254*** (0,00902)	0,2184*** (0,0201)	-	-0,0280** (0,0110)	0,0276** (0,0111)
	III periood – n = 2221					
	GARCH (1,1)	EGARCH (1,2)	GJR (1,2)			
$\alpha_0$	0,2166*** (0,00988)	-0,6122*** (0,0247)	0,2827*** (0,0101)			
$\alpha_1$	0,2529*** (0,0105)	0,2912*** (0,0210)	0,2940*** (0,0123)			
$\alpha_2$	-	0,3447*** (0,0276)	0,1821*** (0,0209)			
$\beta_1$	0,5382*** (0,0160)	0,1771*** (0,0428)	0,3724*** (0,0178)			
$\beta_2$	-	-	-			
$\gamma$	-	0,1154*** (0,0171)	-0,1828*** (0,0314)			

Allikas: koostatud lisades 14 kuni 16 toodud andmete alusel

Börsiindeksi OMXR GARCH mudelid on eelduste põhjal sobilikud kõikidel perioodidel. Madalaima hinnangute summaga on seejuures III perioodi mudel. EGARCH ja GJR mudelite puhul on II perioodi tulemused ühtivad ehk volatiilsuse asüümmeetria esineb antud mudelites, mis on vastavuses Aktan *et al.* (2010) uuringuga. Volatiilsuse asüümmeetriast võib väita usaldusnivool 95%, kuigi selle mõju ei ole parameetri hinnangu kohaselt väga suur. I perioodil arvestab asüümmeetriat vaid GJR mudel ning III perioodil ei ole kumbki mudel asüümmeetriat täheldanud.

Tabeli 8 põhjal on börsiindeksi OMVX GARCH mudelid jällegi sobivad kõikidel perioodidel, kuid II ja III perioodi mudelite parameetrite hinnangute summa on lähedane ühele, mis viitab prognoosimisel šokkide püsimisele. Nii esimesel, teisel kui ka kolmandal perioodil esineb jällegi volatiilsuse asüümmeetria, mida tõestavad kõikide perioodide asüümmeetria mudelite vastandlikud märgid. Aktan *et al.* (2010) on samuti täheldanud asüümmeetriat OMVX indeksi puhul.

Tabel 8. OMVX börsiindeksi logaritmitud tulumäärade GARCH tüüpi mudelid perioodide lõikes

Para-meetrid	I periood – n = 1695			II periood – n = 1304		
	GARCH (1,1)	EGARCH (2,2)	GJR (1,1)	GARCH (1,1)	EGARCH (2,1)	GJR (1,1)
$\alpha_0$	0,2301*** (0,0303)	-0,5430*** (0,0630)	0,2257*** (0,0322)	0,0938*** (0,00890)	-0,3017*** (0,0274)	0,0990*** (0,00980)
$\alpha_1$	0,1694*** (0,0240)	0,3205*** (0,0367)	0,1302*** (0,0256)	0,2221*** (0,0237)	0,4398*** (0,0420)	0,1708*** (0,0278)
$\alpha_2$	-	0,2338*** (0,0354)	-	-	-	-
$\beta_1$	0,5462*** (0,0548)	-0,1524*** (0,0460)	0,5501*** (0,0577)	0,7378*** (0,0170)	0,5884*** (0,108)	0,7293*** (0,0187)
$\beta_2$	-	0,6597*** (0,0457)	-	-	0,3299*** (0,104)	-
$\gamma$	-	-0,0962*** (0,0172)	0,0861** (0,0364)	-	-0,0695*** (0,0187)	0,1105*** (0,0353)
	III periood – n = 2221					
	GARCH (1,1)	EGARCH (1,2)	GJR (2,0)			
$\alpha_0$	0,0018*** (0,000168)	-0,0588*** (0,00362)	0,00513*** (0,000321)			
$\alpha_1$	0,0415*** (0,00272)	0,2605*** (0,0235)	-			
$\alpha_2$	-	-0,1779*** (0,0235)	-			
$\beta_1$	0,9539*** (0,00207)	0,9995*** (0,000386)	0,1306*** (0,0466)			
$\beta_2$	-	-	0,8091*** (0,0457)			
$\gamma$	-	-0,0101*** (0,00371)	0,0772*** (0,00548)			

Allikas: koostatud lisades 17 kuni 19 toodud andmete alusel

Kokkuvõttes on enamus GARCH mudelitest sobilikud täites kõiki eeldusi, kuid väide ei kehti OMXT indeksi I ja II perioodi kohta. Volatiilsuse asüümmeetriat on näha EGARCH ja GJR mudelite puhul kõikide indeksite teisel perioodil, mis hõlmab ülemaailmset finantskriisi. Lisaks on OMXT ja OMXV indeksite puhul näha asüümmeetriat ka esimesel perioodil. Kolmandal perioodil tõendas asüümmeetriat vaid OMXT indeksi EGARCH mudel. Olenemata tehtud järeldustest, tuleb edasi testida mudelite võimet kirjeldada alusprotsessi.

### 3.4. GARCH tüüpi mudelite adekvaatsuse hindamine

Korrektseks mudeli püstituseks peavad jääkliikmed moodustama valge müra ehk autokorrelatsiooni ei tohi esineda. Autokorrelatsiooni testitakse nii standardiseeritud jääkliikmetes, mis määrab ära keskväärtuse mudeli õige spetsifikatsiooni, kui ka standardiseeritud jääkliikmete ruute, mis omakorda määrab dispersioonimodeli sobivuse. Alljärgnevas tabelis 9 on esitatud autokorrelatsionitestide tulemused, kus r tähistab standardiseeritud jääkliikmete ja  $r^2$  standardiseeritud jääkliikmete ruutude autokorrelatsiooni testi tulemusi. Täielik versioon jääkliikmete autokorrelatsiooni testide tulemustest on esitatud lisades 20, 21 ja 22.

Tabel 9. Balti börsiindeksite GARCH tüüpi mudelite jääkliikmete heteroskedastiivsuse testide tulemused perioodide lõikes

Indeks	periood	GARCH	r	$r^2$	EGARCH	r	$r^2$	GJR	r	$r^2$
OMXT	I	(1,1)	***	***	(1,0)	***	-	(1,0)	***	-
	II	(1,1)	-	*	(1,0)	-	-	(2,0)	-	-
	III	(1,1)	*	-	(2,1)	*	-	(2,1)	*	***
OMXR	I	(1,1)	*	*	(1,2)	*	***	(1,0)	-	-
	II	(1,1)	***	**	(2,1)	-	*	(1,1)	***	*
	III	(1,1)	*	-	(1,2)	**	-	(1,2)	*	-
OMXV	I	(1,1)	-	*	(2,2)	-	*	(1,1)	-	*
	II	(1,1)	-	*	(2,1)	-	*	(1,1)	-	*
	III	(1,1)	***	*	(1,2)	-	*	(2,0)	***	*

Allikas: autori arvutused

Märkused:

- 1) \*\*\* tähistab olulisuse nivood 0,01, \*\* tähistab olulisuse nivood 0,05, \* tähistab olulisuse nivood 0,1, mille korral on võetud vastu nullhypotees autokorrelatsiooni puudumisest.
- 2) Rohelisega on tähistatud mudelid, mille korral puudub autokorrelatsioon nii keskväärtuse- kui ka dispersiooni mudelis vähemalt nivool 0,01.

Balti börsiindeksite logaritmitud tulumääradele suudeti korrektelt määrata nii keskväärtuse- kui ka dispersioonimodelid 30% mudelitest, millest enamus on OMXR indeksi puhul. Vastavate

mudelite standardiseeritud jääkliikmetes või nende ruutudes ei esine nullhüpoteesi kohaselt autokorrelatsiooni vähemalt olulisuse nivoo 1% juures.

Mudelite jääkliikmete heteroskedastiivsuse testi tulemused on esitatud lisas 23, kus heteroskedastiivsust testitakse esimest järku ARCH LM testiga. Testi põhjal võetakse börsiindeksi OMXV kõikide perioodide mudelite jääkliikmete heteroskedastiivsuse osas vastu nullhüpotees usaldusnivoole 90%, millest tulenevalt heteroskedastiivsust ei esine. OMXR I perioodi GJR mudeli osas võetakse vastu sisukas hüpotees ehk heteroskedastiivsuse puudumist ei suudetud tõestada. Ülejäänud perioodide mudelite jääkliikmetes heteroskedastiivsust ei esine olulisuse nivoole 5%. Indeksil OMXT võetakse vastu nullhüpotees olulisuse nivoole 10% I ja II perioodi GARCH (1,1) mudelite puhul ning III perioodil GJR (2,1) mudeli korral olulisuse nivoole 1%. Ülejäänuutes GARCH tüüpi mudelites ei õnnestunud tõestada heteroskedastiivsuse puudumist jääkliikmetes ning seega ei ole mudelid sobivad tingliku dispersiooni kirjeldamiseks.

Eelnevalt mainitud lisas 23 on välja toodud ka jääkliikmete normaaljaotuse testide tulemused, kus on kasutatud Jarque-Bera teststatistikut. Mudelite jääkliikmete allumist normaaljaotusele ei suudetud tõestada ühegi mudeli korral, kuna olulisustõenäosus ei ületanud olulisusnivoode. Varasemas uuringus (Guštšak 2015) ei suudetud tõestada allumist normaaljaotusele samuti ühegi mudeli puhul.

### **3.5. Mudelite võrdlus prognoosimise alusel**

Tuleb arvestada, et käesolevad mudelid ei läbinud adekvaatsuse hindamise teste, kuid sellegipoolest on võimalik teha mudelite pealt prognoose. Börsiindeksite GARCH tüüpi mudelite staatilise prognoosimise prognoosivead perioodide lõikes on esitatud lisas 24. Tabeli põhjal on näha, et GARCH (1,1) mudel on prognoosivigadest lähtuvalt parim mudel vaid indeksi OMXT I ja III perioodil. Valdavalt on osutunud parimaks GARCH tüüpi mudeliks EGARCH mudel, mis on prognoosimiseks sobilikum OMXR indeksi esimesel ja teisel perioodil ning OMXV esimesel ja kolmandal perioodil. Vaatamata sellele, et mudelid on valitud väikseimate väärustete põhjal, on erinevus näitajate väärustete vahel väga väike.

### **3.6. Järeldused**

Kõik uurimisküsimused said käesoleva bakalaureusetöö käigus vastuse. Vastavalt analüüsile tulemustele ei läbi käesolevad mudelid adekvaatsuse hindamise teste ning kuna autor ei suutnud tõestada mudelite adekvaatsust, tuleb arvestada, et käesolevad mudelid ei anna õigeid tulemusi. Järeldused on vastavuses eelneva uuringuga (Guštšak 2015), kus uurides börsiindeksite terviklikke aegridu, mis ei ole väiksemateks perioodideks jaotatud, ei ole mudelid samuti läbinud Box-Jenkinsi metodoloogia etappe. Paremate tulemuste välja selgitamiseks peab kordama Box-Jenkinsi metoodikat otsides paremaid lahendusi kuni mudelid läbivad adekvaatsuse eeldused. Mudeleid, mis läbisid kõik muud testid peale normaaljaotuse, oli kolm. Nendeks on III perioodi OMXT indeksi GJR mudel ning OMXV GJR ja GARCH mudel. Ettepanekuna võib GARCH tüüpiliste mudelite puhul uurida ja kasutada alternatiivseid jääkliikmete jaotusi, kuna jääkliikmete normaaljaotuse testimise etappi ei läbinud ükski mudel.

Kolme kuu põhjal esitatud staatilise prognoosi prognoosivigade alusel on osutunud parimateks mudeliteks asüümmeetrilist komponenti omavad mudelid. Üheksast börsiindeksite perioodist on EGARCH mudel näidanud prognoosivigade alusel parimaid väärtsusi neljal ning GJR mudel kolmel korral. Esimest järku GARCH mudel osutus seejuures parimaks kahel juhul. Ülemaailmset finantskriisi hõlmal II perioodil osutus parimaks mudeliks käesolevate andmete põhjal kolmest korraast kahel GJR mudel. Käesolevad tulemused ei ole kooskõlas eelneva Balti börsiindeksite uuringuga (Guštšak 2015), kus tavalline GARCH mudel osutus parimaks protsessi kirjeldavaks mudeliks. Küll aga on tulemus vastavuses teiste varasemate uuringutega (Awartani, Corradi 2005; Su 2010; Lin 2018), mis tõendavad asüümmeetriliste mudelite eelist mudeli valikul. Erinevus mudelite prognoosivigades ei ole siiski märgatav.

Edaspidiseks Balti aktsiaturgude volatiilsuse uurimiseks pakub autor analüüsida teisi GARCH mudelite tüüpe, mida käesolevasse töösse ei kaasatud, ning uurida, kas vastavad mudelid omavad paremaid kirjeldusvõimeid. Käesolevas töös on aegread jaotatud kolmeksi perioodiks tinglikult, kuid soovitusena on võimalik edasi uurida GARCH mudelite sisendina kasutavate aegridade jaotust struktuursete muutuste alusel või mudeleid, mis arvestavad mudeli siseselt struktuurseid muutusi. Samuti on soovituseks uurida volatiilsuse edasikandumist Balti aktsiaturgude vahel.

## KOKKUVÕTE

Volatiilsusanalüüs võimaldab sobivat lahendust tururiskide täpsemaks mõõtmiseks ning teema aktuaalsus on viinud kümnete erinevate mudelite arenduseni. Käesoleva töö eesmärgiks oli hinnata volatiilsuse mudelite sobivust kirjeldamaks Balti aktsiaturu Tallinna, Riia ja Vilniuse indeksite (OMXT, OMXR, OMXV) volatiilsust, tuginedes päevastele sulgemishindadele ning kasutades üldistatud autoregressiivset tinglikku heteroskedastiivset protsessi ehk GARCH tüüpi mudelid. GARCH tüüpi mudelitena olid vaatluse alla võetud enimkasutatavad GARCH, EGARCH ja GJR-GARCH. GARCH mudeli puhul lähtuti tavalisest esimest järku GARCH mudelist, mis on piisav volatiilsuse kirjeldamiseks. EGARCH ja GJR mudeliteid vaadeldi jätkudest (1,0) kuni (2,2).

Autor kasutas kolme Balti riigi börsiindeksite Nasdaq Baltic kodulehel saadaval olevaid sulgemishindu ajavahemikul 03.01.2000 kuni 03.01.2020. Sulgemishinnad on muudetud tulumääradeks logaritmilise diferentseerimise kaudu ning korrutatud sajaga, et väljendada värtusi protsendina. Antud periood börsiindeksite lõikes oli omakorda jaotatud kolmeks ajajärguks, mis eristas kõrgema volatiilsusega perioodi, nimelt ülemaailmset finantskriisi, teistest:

- 1) 03.01.2000 kuni 30.06.2006: 1695 vaatlust (I periood);
- 2) 03.07.2006 kuni 30.06.2011: 1304 vaatlust (II periood);
- 3) 01.07.2011 kuni 03.01.2020: 2221 vaatlust (III periood).

Töö eesmärgi saavutamiseks püstitas autor järgmised uurimisküsimused:

- 1) Kas erineva volatiilsuse tasemega perioodide eristamine üksteisest muudab lõplikud GARCH tüüpi mudelid testimisel adekvaatseteks?
- 2) Kas GARCH tüüpi mudelite prognoosid perioodide lõikes prognoosivigade alusel annavad oluliselt erineva tulemuse?
- 3) Millisel GARCH tüüpi mudelil antud perioodide lõikes on prognoosivigade alusel eelis edaspidiste värtuste prognoosimisel?

Kõik uurimisküsimused said käesoleva bakalaureusetöö käigus vastuse. Vastavalt analüüsi tulemustele ei suutnud autor tõestada mudelite adekvaatsust, milles tulenevalt tuleb arvestada, et

käesolevad mudelid ei anna õigeid tulemusi. Järeldused on vastavuses eelnevate Balti börsiindeksite volatiilsuse uuringutega, kus aegridade mudelid ei ole läbinud Box-Jenkinsi metodoloogia etappe. Mudeleid, mis läbisid kõik muud testid peale normaaljaotuse, oli kolm. Nendeks olid III perioodi OMXT indeksi GJR mudel ning OMXV GJR ja GARCH mudel. Ettepanekuna võib GARCH tüüpi mudelite puhul uurida ja kasutada alternatiivseid jäækliikmete jaotusi, kuna jäækliikmete normaaljaotuse testimise etappi ei läbinud ükski mudel.

Kolme kuu põhjal esitatud staatilise prognoosi prognoosivigade alusel on osutunud parimateks mudeliteks asümmeetrilist komponenti omavad mudelid. Üheksast börsiindeksite perioodist on EGARCH mudel näidanud prognoosivigade alusel parimaid väärtsusi neljal ning GJR mudel kolmel korral. Esimest järku GARCH mudel osutus seejuures parimaks kahel juhul. Sellest lähtuvalt ei ole käesolevad tulemused kooskõlas eelneva Balti börsiindeksite uuringuga, kuid vastavad teistele uuringutele, mis tõendavad asümmeetriliste mudelite eeliseid. Eraldi vaadelduna ülemaailmset finantskriisi hõlmaval II perioodil osutus parimaks mudeliks käesolevate andmete põhjal kolmest korraast kahel GJR mudel. Erinevus mudelite prognoosivigades ei ole siiski märgatav.

Edaspidiseks Balti aktsiaturgude volatiilsuse uurimiseks pakub autor analüüsida teisi GARCH mudelite tüüpe, mida käesolevasse töösse ei kaasatud. Käesolevas töös on aegread jaotatud kolmeksi perioodiks tinglikult, kuid soovitusena on võimalik edasi uurida GARCH mudelite sisendina kasutavate aegridade jaotust struktuursete muutuste alusel või mudeleid, mis arvestavad mudeli siseselt struktuurseid muutusi. Samuti on soovituseks uurida volatiilsuse edasikandumist Balti aktsiaturgude vahel.

# **SUMMARY**

## **MODELING BALTIC STOCK MARKET VOLATILITY BASED ON GARCH TYPE MODELS**

Liisa Sõgel

Volatility analysis provides a suitable solution for more accurate measurement of market risks, and dozens of researches on this topic have led to the development of different models. The aim of this study was to evaluate the suitability of volatility models to describe volatility of the Tallinn, Riga and Vilnius stock market indices (OMXT, OMXR, OMXV) based on daily closing prices using the generalized autoregressive conditional heteroskedastic process or in other words GARCH type models. Employed GARCH type models included commonly used GARCH, EGARCH and GJR-GARCH models. The GARCH model was based on the usual first-order GARCH model, which is sufficient to describe volatility. The EGARCH and GJR models were observed from orders (1,0) to (2,2).

The author used the daily closing prices of the Baltic stock exchange indices available on the Nasdaq Baltic's website from 03.01.2000 to 03.01.2020. Closing prices were converted to indices' returns by logarithmic differentiation, and multiplied by hundred percent to express values as a percentage. This period of each index was, in turn, divided into three separate periods, which distinguished a period of higher volatility, namely the global financial crisis, from others:

- 1) 03.01.2000 to 30.06.2006: 1695 observations (period I);
- 2) 03.07.2006 to 30.06.2011: 1304 observations (period II);
- 3) 01.07.2011 to 03.01.2020: 2221 observations (period III).

To achieve the aim of the research, the author questioned the following:

- 1) Does distinguishing the periods with different levels of volatility make the final GARCH type models adequate for forecasting?

- 2) Do the forecasts of GARCH type models within periods differ from each other significantly based on forecast errors?
- 3) Which GARCH type model has an advantage in forecasting based on forecast errors for given periods?

All research questions were answered as a result of this thesis. According to the results of the analysis, the author could not prove the adequacy of the models, therefore it must be taken into account that the presented results of the models of this study are not correct. The conclusions are in line with the previous studies of the volatility of the Baltic stock exchange indices, where the time series models have not passed the procedure of the Box-Jenkins methodology. There were three models that passed all tests other than the normal distribution test. These models include third period's GJR model of OMXT index and GJR and GARCH models of OMXV index. As a suggestion, alternative residual distributions can be studied and used for GARCH type models, as none of the models had passed the testing phase of normal distribution of residuals.

Based on the forecast errors of the three-month in-sample static forecast, the models with asymmetric component outperformed the general models. Out of the nine stock indices' periods, the EGARCH model provides the best values of forecast errors in four cases and the GJR model in three cases. The plain vanilla GARCH model proved to outperform other models in two cases. According to the research, the presented results are not in line with the previous study of the Baltic stock exchange indices, but correspond to other studies that demonstrate the advantages of asymmetric models. If considered separately, for the second period which includes global financial crisis, the GJR model proved to present better forecasting results for current data in two out of three cases. However, the difference in model prediction errors is not noticeable.

To further investigate the volatility of the Baltic stock markets, the author suggests to analyze other types of GARCH models that were not included in this study. The author divided given times series conditionally into three periods, but recommends to research the time series that are used as input to GARCH models based on structural changes or study models that take into account structural changes within the model. It is also recommended to study the transmission of volatility between the Baltic stock markets.

## KASUTATUD ALLIKATE LOETELU

- Abdalla, S. Z. S., Winker, P. (2012). Modelling Stock Market Volatility Using Univariate GARCH Models: Evidence from Sudan and Egypt. *International Journal of Economics and Finance*, 4 (8), 161-176.
- Aktan, B., Korsakienė, R., Smaliukiene, S. (2010). Time-Varying Volatility Modelling of Baltic Stock Markets. *Journal of Business Economics and Management*, 11 (3), 511–532.
- Andersen, T., Bollerslev, T., Peter Christoffersen, P., Diebold, F. (2006). Volatility and Correlation Forecasting. In: G. Elliott, C. Granger, A. Timmermann (Eds.), *Volatility and Correlation Forecasting* (777-878). North Holland: Elsevier.
- Awartani, B. M. A., Corradi, V. (2005) Predicting the volatility of the S&P-500 stock index via GARCH models: the role of asymmetries. *International Journal of Forecasting*, 21 (1), 167-183.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31 (3), 307–327.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M. (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. London: Prentice-Hall Inc.
- Brooks, C. (2014). *Introductory Econometrics for Finance* (3<sup>rd</sup> ed.). New York: Cambridge University Press.
- Cont, R. (2001). Empirical Properties of Asset Returns: Stylized Facts and Statistical Issues. *Quantitative Finance*, 1 (2), 223–236.
- De Bondt, W. F. M., Thaler, R. (1985). Does the Stock Market Overreact? *The Journal of Finance*, 40 (3), 793-805.
- Dickey, D. A., Fuller, W. A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, 74 (366), 427-431.
- Ding, Z., Granger, C. W. J., Engle, R. F. (1993). A long memory property of stock market returns and a new model. *Journal of Empirical Finance*, 1 (1), 83-106.
- Dzieliński, M., Riegerb M. O., Talpsepp, T. (2018). Asymmetric attention and volatility asymmetry. *Journal of Empirical Finance*, 45, 59-67.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50 (4), 987-1007.

- Engle, R. F. (2001). GARCH 101: The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 15 (4), 157-168.
- Engle, R. F., Bollerslev, T. (1986). Modelling the Persistence of Conditional Variances. *Econometric Reviews*, 5 (1), 1-50.
- Engle, R. F., Lilien, D. M., Robins, R. P. (1987). Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The Arch-M Model. *Econometrica*, 55 (2), 391-407.
- Engle, R. F., Patton, A. J. (2001). What Good is a Volatility Model? *Quantitative Finance*, 1 (2), 237-245.
- Fabozzi, F. J., Focardi, S. M., Rachev, S. T., Arshanapalli, B. G. (2014). *The Basics of Financial Econometrics : Tools, Concepts, and Asset Management Applications*. Hoboken, USA: John Wiley & Sons.
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25 (2), 383-417.
- Ganti, A. (2020). *Implied Volatility – IV*. Kättesaadav: <https://www.investopedia.com/terms/i/iv.asp>, 22. märts 2020.
- Glossary of Stock Market Terms*. Nasdaq. Kättesaadav: <https://www.nasdaq.com/glossary/m/mean-reversion>, 21. märts 2020.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., Runkle, D. E. (1993). On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. *The Journal of Finance*, 48 (5), 1779-1801.
- Guidolin, M., Pedio, M. (2018). *Essentials of Time Series for Financial Applications* (1st ed). London, United Kingdom: Academic Press.
- Gujarati, D. N., Porter, C.D. (2004). *Basic Econometrics* (5th ed). New York, USA: McGraw-Hill.
- Guštšak, S. (2015). *Modeling Volatility of Baltic Stock Markets*. (Magistritöö) TalTechi majandusteaduskond, Tallinn.
- Higgins, M. L., Bera, A. K. (1992). A class of nonlinear ARCH models. *International Economic Review*, 33 (1), 137-158.
- Indeksitest*. Nasdaq. Kättesaadav: <https://nasdaqbaltic.com/et/turuinfo/indeksitest/>, 24. märts.
- Indla, H. (2019). *Volatilsuse modelleerimisprotsessi lihtsustamine stata statistikatarkvara programmeerimise tulemusena*. (Magistritöö) Eesti Ettevõtluskõrgkool Mainor, Tallinn.
- Kuepper, J. (2020). *Volatility Definition*. Kättesaadav: <https://www.investopedia.com/terms/v/volatility.asp>, 21. märts 2020.

- Levendis, J. D. (2018) *Time Series Econometrics: Learning Through Replication*. Springer International Publishing AG.
- Lin, Z. (2018). Modelling and forecasting the stock market volatility of SSE Composite Index using GARCH models. *Future Generation Computer Systems*, 79 (3), 960-972.
- Mandelbrot, B. (1963). The Variation of Certain Speculative Prices. *The Journal of Business*, 36 (4), 394-419.
- Masset, P. (2011). *Volatility Stylized Facts*. Kättesaadav: [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=1804070](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1804070), 17. märts 2020.
- Mills, T. C. (2019). *Applied Time Series Analysis: A Practical Guide to Modeling and Forecasting*. London, United Kingdom: Academic Press.
- Nasdaq Riga*. Nasdaq. Kättesaadav: <https://nasdaqbaltic.com/et/meist/nasdaq-riga/>, 24. märts 2020.
- Nasdaq Tallinna börs*. Nasdaq. Kättesaadav: <https://nasdaqbaltic.com/et/meist/nasdaq-tallinna-bors/>, 24. märts 2020.
- Nasdaq Vilnius*. Nasdaq. Kättesaadav: <https://nasdaqbaltic.com/et/meist/nasdaq-vilnius/>, 24. märts 2020.
- Ng, H. S., Lam, K. P. (2006, 8-11. oktoober). *How Does the Sample Size Affect GARCH Model?* Konverentsi dokument, Proceedings of the 2006 Joint Conference on Information Sciences, Kaohsiung.
- Nurga, A. (toim) (2007). *Investeeringute teejuht*. Tallinn: Äripäev.
- OMX ühtlustab indeksite nimed*. (2005). Nasdaq. Kättesaadav: <https://nasdaqbaltic.com/et/news/omx-uhtlustab-indeksite-nimed/>, 24. märts.
- Pabriks, A., Purs, A. (2001). *Latvia: The Challenges of Change*. London; New York: Routledge.
- Paoletta, M. S. (2019). *Linear Models and Time-Series Analysis: Regression, ANOVA, ARMA and GARCH*. Hoboken, USA: John Wiley & Sons.
- Poon, S. H. (2005). *A Practical Guide to Forecasting Financial Market Volatility*. Chichester: John Wiley & Sons.
- Poon, S. H., Granger, C. W. J. (2003). Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review. *Journal of Economic Literature*, 41 (2), 478-539.
- Sauga, A. *Schwarz informatsioonikriteerium*. Kättesaadav: <https://www.sauga.pri.ee/gretl/popup/bic.html>, 29. märts 2020.
- SAXESS trading platform successfully launched at Vilnius Stock Exchange*. (2005). Nasdaq. Kättesaadav: <https://www.nasdaq.com/about/press-center/saxess-trading-platform-successfully-launched-vilnius-stock-exchange>, 24. märts.

Su, C. (2010). *Application of EGARCH Model to Estimate Financial Volatility of Daily Returns: The Empirical Case of China*. (Magistritöö) Department of Economy and Society at University of Gothenburg, Gothenburg.

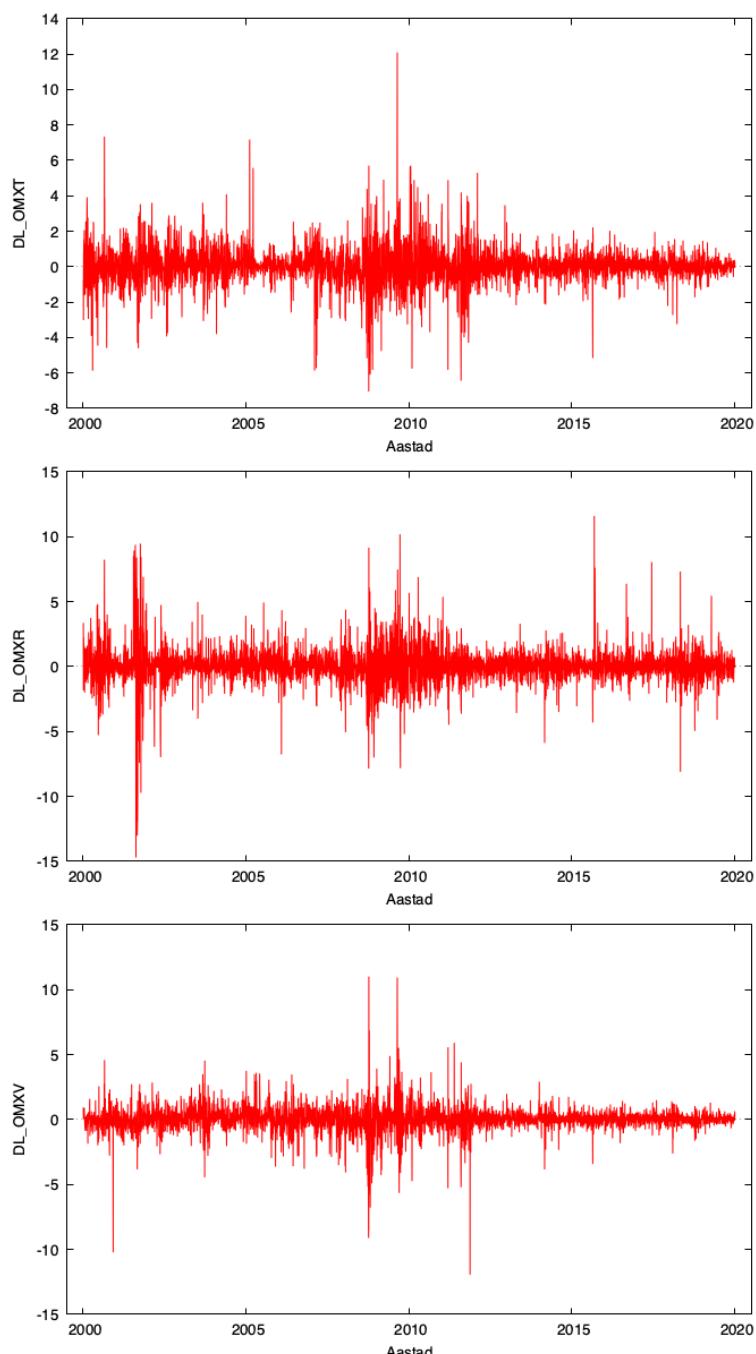
*The Box-Jenkins Method*. NCSS Statistical Software. Kättesaadav: [https://ncss-wpengine.netdna-ssl.com/wp-content/themes/ncss/pdf/Procedures/NCSS/The\\_Box-Jenkins\\_Method.pdf](https://ncss-wpengine.netdna-ssl.com/wp-content/themes/ncss/pdf/Procedures/NCSS/The_Box-Jenkins_Method.pdf), 29. märts 2020.

Tsay, R. S. (2005). *Analysis of Financial Time Series* (2<sup>nd</sup> ed). Hoboken, USA: John Wiley & Sons.

Zhang, G. P. (2003). Time Series Forecasting Using a Hybrid ARIMA and Neural Network Model. *Neurocomputing*, 50 (17), 159-175.

## LISAD

**Lisa 1. Balti börsiindeksite logaritmitud tulumäärad protsendina perioodil 03.01.2000-03.01.2020**



Allikas: autori koostatud statistikatarkvaras Gretl

## Lisa 2. OMXT, OMXR ja OMXV ADF testide tulemused perioodide lõikes

Indeks	periood	testi tüüp	tulemus
OMXT	I periood	with constant	including one lag of (1-L)DL_OMXT_I estimated value of (a - 1): -0,813248 test statistic: tau_c(1) = -25,9112 asymptotic p-value $3,328 \cdot 10^{-52}$
	II periood	without constant	including 9 lags of (1-L)DL_OMXT_II estimated value of (a - 1): -0,564136 test statistic: tau_nc(1) = -8,66645 asymptotic p-value $7,978 \cdot 10^{-16}$
	III periood	with constant	including 0 lags of (1-L)DL_OMXT_III estimated value of (a - 1): -1,01724 test statistic: tau_c(1) = -46,5393 p-value 0,0001
OMXR	I periood	with constant	including 23 lags of (1-L)DL_OMXR_I estimated value of (a - 1): -1,07297 test statistic: tau_c(1) = -10,8646 asymptotic p-value $5,298 \cdot 10^{-22}$
	II periood	without constant	including 13 lags of (1-L)DL_OMXR_II estimated value of (a - 1): -0,748925 test statistic: tau_nc(1) = -7,53019 asymptotic p-value $7,926 \cdot 10^{-13}$
	III periood	with constant	including 16 lags of (1-L)DL_OMXR_III estimated value of (a - 1): -1,08391 test statistic: tau_c(1) = -11,489 asymptotic p-value $4,861 \cdot 10^{-24}$
OMXV	I periood	with constant	including 14 lags of (1-L)DL_OMXV_I estimated value of (a - 1): -0,553298 test statistic: tau_c(1) = -8,18406 asymptotic p-value $1,433 \cdot 10^{-13}$
	II periood	without constant	including 15 lags of (1-L)DL_OMXV_II estimated value of (a - 1): -0,408858 test statistic: tau_nc(1) = -5,55484 asymptotic p-value $4,767 \cdot 10^{-8}$
	III periood	with constant	including 2 lags of (1-L)DL_OMXV_III estimated value of (a - 1): -1,00829 test statistic: tau_c(1) = -26,085 asymptotic p-value $3,670 \cdot 10^{-52}$

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

### Lisa 3. OMXT autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes

LAG	I periood		II periood		III periood	
	Q-stat.	p-value	Q-stat.	p-value	Q-stat.	p-value
1	45,48	0,000	33,54	0,000	2,84	0,092
2	50,59	0,000	41,09	0,000	2,94	0,230
3	50,81	0,000	50,86	0,000	4,10	0,251
4	52,09	0,000	55,39	0,000	5,03	0,285
5	52,51	0,000	58,92	0,000	5,15	0,398
6	52,95	0,000	65,49	0,000	6,94	0,327
7	57,29	0,000	68,26	0,000	7,26	0,403
8	57,36	0,000	69,97	0,000	16,44	0,036
9	59,73	0,000	74,67	0,000	18,18	0,033
10	60,79	0,000	87,93	0,000	19,06	0,040
11	65,38	0,000	90,43	0,000	19,06	0,060
12	65,82	0,000	95,40	0,000	19,13	0,085
13	65,91	0,000	97,89	0,000	19,20	0,117
14	67,08	0,000	104,94	0,000	19,45	0,148
15	68,05	0,000	105,44	0,000	19,55	0,190
16	69,12	0,000	108,79	0,000	20,32	0,206
17	69,43	0,000	109,44	0,000	24,84	0,098
18	69,99	0,000	109,44	0,000	24,92	0,127
19	72,21	0,000	109,45	0,000	25,70	0,139
20	72,24	0,000	113,72	0,000	29,70	0,075
21	72,34	0,000	114,18	0,000	30,54	0,082
22	75,61	0,000	116,88	0,000	31,87	0,080
23	75,65	0,000	116,88	0,000	40,71	0,013
24	77,86	0,000	117,24	0,000	42,01	0,013
25	80,39	0,000	117,92	0,000	44,80	0,009
26	81,17	0,000	117,93	0,000	55,08	0,001
27	83,22	0,000	118,30	0,000	56,98	0,001
28	83,75	0,000	118,34	0,000	57,97	0,001
29	83,76	0,000	119,04	0,000	67,79	0,000
30	85,25	0,000	119,05	0,000	67,79	0,000
31	92,70	0,000	121,26	0,000	68,17	0,000
32	93,16	0,000			73,35	0,000
33					73,64	0,000

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

#### **Lisa 4. OMXR autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes**

LAG	I periood		II periood		III periood	
	Q-stat.	p-value	Q-stat.	p-value	Q-stat.	p-value
1	25,84	0,000	1,94	0,164	60,79	0,000
2	78,97	0,000	1,96	0,376	63,80	0,000
3	82,07	0,000	1,96	0,580	63,89	0,000
4	107,55	0,000	2,38	0,666	64,84	0,000
5	118,02	0,000	3,67	0,597	64,92	0,000
6	149,23	0,000	8,53	0,202	67,39	0,000
7	155,08	0,000	9,00	0,252	70,31	0,000
8	155,94	0,000	11,36	0,182	72,90	0,000
9	158,61	0,000	14,64	0,101	72,92	0,000
10	189,04	0,000	14,70	0,143	77,16	0,000
11	223,35	0,000	17,81	0,086	79,15	0,000
12	244,94	0,000	19,60	0,075	79,43	0,000
13	264,10	0,000	26,93	0,013	79,98	0,000
14	266,40	0,000	35,56	0,001	80,69	0,000
15	268,84	0,000	35,99	0,002	80,91	0,000
16	279,41	0,000	37,21	0,002	80,95	0,000
17	299,91	0,000	37,33	0,003	86,88	0,000
18	314,92	0,000	41,79	0,001	92,67	0,000
19	324,49	0,000	41,85	0,002	94,93	0,000
20	328,05	0,000	41,86	0,003	95,10	0,000
21	331,97	0,000	42,55	0,004	95,97	0,000
22	335,19	0,000	46,67	0,002	98,47	0,000
23	335,26	0,000	46,67	0,002	98,48	0,000
24	338,22	0,000	46,83	0,004	99,17	0,000
25	338,25	0,000	48,33	0,003	100,33	0,000
26	338,30	0,000	48,75	0,004	100,33	0,000
27	338,43	0,000	49,17	0,006	100,50	0,000
28	341,90	0,000	49,18	0,008	100,58	0,000
29	342,22	0,000	49,20	0,011	100,76	0,000
30	351,22	0,000	49,23	0,015	100,78	0,000
31	351,63	0,000	52,43	0,009	103,44	0,000
32	359,34	0,000			105,93	0,000
33					106,21	0,000

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

## Lisa 5. OMXV autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes

LAG	I periood		II periood		III periood	
	Q-stat.	p-value	Q-stat.	p-value	Q-stat.	p-value
1	32,69	0,000	31,09	0,000	0,31	0,578
2	45,75	0,000	35,12	0,000	0,92	0,630
3	50,69	0,000	39,31	0,000	1,74	0,627
4	55,13	0,000	41,83	0,000	1,85	0,764
5	56,48	0,000	41,85	0,000	1,85	0,870
6	60,62	0,000	52,39	0,000	4,02	0,673
7	64,66	0,000	65,93	0,000	7,12	0,417
8	73,33	0,000	78,52	0,000	9,03	0,339
9	79,67	0,000	87,24	0,000	9,18	0,421
10	80,04	0,000	101,92	0,000	9,70	0,468
11	86,52	0,000	102,53	0,000	17,99	0,082
12	88,99	0,000	109,57	0,000	18,63	0,098
13	89,01	0,000	137,59	0,000	20,35	0,087
14	94,44	0,000	145,55	0,000	23,01	0,060
15	101,70	0,000	148,05	0,000	25,32	0,046
16	104,52	0,000	163,82	0,000	25,35	0,064
17	105,14	0,000	164,58	0,000	27,25	0,055
18	108,47	0,000	165,56	0,000	27,42	0,071
19	109,78	0,000	170,95	0,000	27,43	0,095
20	110,72	0,000	171,26	0,000	31,07	0,054
21	111,22	0,000	172,59	0,000	33,06	0,046
22	118,03	0,000	172,74	0,000	33,37	0,057
23	120,63	0,000	174,95	0,000	40,07	0,015
24	122,70	0,000	174,98	0,000	41,30	0,015
25	124,62	0,000	175,06	0,000	41,50	0,020
26	131,57	0,000	175,21	0,000	41,50	0,028
27	135,58	0,000	175,64	0,000	44,93	0,017
28	135,59	0,000	176,39	0,000	45,66	0,019
29	135,97	0,000	177,52	0,000	45,79	0,025
30	145,36	0,000	177,73	0,000	45,86	0,032
31	145,72	0,000	180,41	0,000	46,30	0,038
32	146,29	0,000			49,92	0,023
33					53,31	0,014

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

**Lisa 6. Balti börsiindeksite ARMA mudelite testimise tulemused perioodide lõikes**

Mudelid	OMXT			OMXR		
	AIC	BIC	HQIC	AIC	BIC	HQIC
I periood						
ARMA(0,1)	4749,25	4765,56	4755,29	6382,63	6398,94	6388,67
ARMA(0,2)	4744,98	4766,72	4753,03	6322,54	6344,28	6330,59
ARMA(1,0)	4745,40	4761,70	4751,44	6376,09	6392,40	6382,13
ARMA(1,1)	4746,27	4768,01	4754,32	6359,04	6380,78	6367,09
ARMA(1,2)	4745,77	4772,94	4755,83	6317,76	6344,93	6327,82
ARMA(2,0)	4745,95	4767,69	4754,00	6331,82	6353,56	6339,87
ARMA(2,1)	4746,51	4773,68	4756,57	6333,81	6360,98	6343,87
ARMA(2,2)	4747,74	4780,35	4759,81	6307,91	6340,52	6319,99
II periood						
ARMA(0,1)	4553,40	4568,92	4559,23	4857,01	4872,53	4862,84
ARMA(0,2)	4551,73	4572,42	4559,49	4858,99	4879,68	4866,75
ARMA(1,0)	4550,12	4565,64	4555,95	4857,00	4872,52	4862,82
ARMA(1,1)	4536,67	4557,36	4544,43	4858,99	4879,68	4866,76
ARMA(1,2)	4533,02	4558,88	4542,72	4852,54	4878,40	4862,24
ARMA(2,0)	4548,65	4569,34	4556,41	4858,99	4879,68	4866,76
ARMA(2,1)	4533,19	4559,05	4542,89	4860,99	4886,86	4870,70
ARMA(2,2)	4534,82	4565,86	4546,47	4853,55	4884,59	4865,20
III periood						
ARMA(0,0)	3564,42	3575,71	3568,56	-	-	-
ARMA(0,1)	3565,81	3582,74	3572,01	5586,19	5603,13	5592,40
ARMA(0,2)	3567,77	3590,34	3576,04	5586,52	5609,10	5594,80
ARMA(1,0)	3565,80	3582,74	3572,01	5584,61	5601,54	5590,81
ARMA(1,1)	3567,69	3590,27	3575,96	5586,58	5609,16	5594,85
ARMA(1,2)	3569,69	3597,91	3580,03	5581,58	5609,80	5591,92
ARMA(2,0)	3567,76	3590,34	3576,03	5586,58	5609,16	5594,85
ARMA(2,1)	3569,69	3597,91	3580,03	5588,58	5616,80	5598,92
ARMA(2,2)	-	-	-	5583,01	5616,88	5595,42

## Lisa 6 järg

Mudelid	OMXV		
	AIC	BIC	HQIC
I periood			
ARMA(0,1)	4419,70	4436,01	4425,74
ARMA(0,2)	4412,18	4433,92	4420,23
ARMA(1,0)	4415,44	4431,75	4421,48
ARMA(1,1)	4399,63	4421,37	4407,68
ARMA(1,2)	4393,24	4420,42	4403,31
ARMA(2,0)	4409,19	4430,93	4417,24
ARMA(2,1)	4392,52	4419,70	4402,59
ARMA(2,2)	4393,17	4425,78	4405,24
II periood			
ARMA(0,1)	4516,91	4532,43	4522,74
ARMA(0,2)	4516,74	4537,43	4524,50
ARMA(1,0)	4514,72	4530,24	4520,54
ARMA(1,1)	4496,44	4517,13	4504,20
ARMA(1,2)	4490,81	4516,67	4500,51
ARMA(2,0)	4515,34	4536,03	4523,11
ARMA(2,1)	4491,27	4517,13	4500,97
ARMA(2,2)	4492,40	4523,43	4504,04
III periood			
ARMA(0,0)	-	-	-
ARMA(0,1)	2631,55	2648,48	2637,75
ARMA(0,2)	2631,10	2653,68	2639,37
ARMA(1,0)	2631,56	2648,50	2637,77
ARMA(1,1)	2633,21	2655,79	2641,48
ARMA(1,2)	2630,15	2658,37	2640,49
ARMA(2,0)	2630,90	2653,48	2639,17
ARMA(2,1)	-	-	-
ARMA(2,2)	-	-	-

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

Märkused:

- 1) Valituks osutunud mudelid igast tüübist perioodide lõikes on märgitud rohelisega.
- 2) Muud statistiliselt oluliste tunnustega mudelid on märgitud halliga.

## Lisa 7. OMXT ARMA mudelite autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes

LAG	I periood		II periood		III periood	
	ARMA (1,0)		ARMA (1,2)		ARMA (0,0)	
	Q-stat.	p-value	Q-stat.	p-value	Q-stat.	p-value
1					0,62	0,430
2	1,81	0,179			0,67	0,717
3	2,95	0,229			0,69	0,875
4	4,29	0,232	0,51	0,474	2,95	0,567
5	4,44	0,350	0,81	0,666	5,49	0,359
6	4,49	0,481	1,02	0,797	6,05	0,417
7	8,67	0,193	1,21	0,876	8,77	0,270
8	8,78	0,269	1,69	0,890	8,77	0,362
9	10,75	0,216	1,75	0,941	8,85	0,451
10	10,97	0,278	6,19	0,517	14,48	0,152
11	14,92	0,135	6,27	0,618	15,21	0,173
12	15,07	0,179	6,95	0,642	16,74	0,160
13	15,14	0,234	6,95	0,730	18,49	0,140
14	16,74	0,212	9,44	0,581	19,37	0,151
15	18,68	0,178	9,94	0,622	20,95	0,138
16	20,03	0,171	10,80	0,627	22,62	0,124
17	20,32	0,206	10,83	0,700	22,69	0,160
18	21,60	0,200	11,52	0,715	22,79	0,199
19	24,41	0,142	11,84	0,755	23,05	0,235
20	24,41	0,181	20,62	0,244	24,71	0,213
21	24,42	0,225	20,67	0,296	29,81	0,096
22	27,73	0,148	22,19	0,275	32,00	0,077
23	27,84	0,181	22,75	0,301	32,01	0,100
24	29,44	0,166	22,77	0,356	32,41	0,117
25	31,09	0,151	22,98	0,403	33,16	0,127
26	31,27	0,180	23,24	0,447	34,43	0,125
27	32,81	0,168	24,20	0,450	34,61	0,149
28	33,10	0,194	24,52	0,489	34,80	0,176
29	33,28	0,226	24,96	0,521	36,55	0,158
30	33,97	0,240	25,32	0,556	36,63	0,188
31	40,53	0,095	26,95	0,521	37,88	0,184
32	40,53	0,118			38,40	0,202
33					40,78	0,166

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

**Lisa 8. OMXR ARMA mudelite autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes**

LAG	I periood		II periood		III periood	
	Q-stat.	p-value	Q-stat.	p-value	Q-stat.	p-value
1						
2					0,03	0,857
3					0,09	0,957
4			2,40	0,121	2,26	0,520
5	8,92	0,003	2,71	0,258	2,44	0,655
6	23,65	0,000	5,27	0,153	5,68	0,338
7	27,64	0,000	6,59	0,159	9,58	0,143
8	29,33	0,000	7,54	0,183	15,06	0,035
9	30,13	0,000	9,21	0,162	15,32	0,053
10	50,59	0,000	9,36	0,228	22,27	0,008
11	66,12	0,000	14,86	0,062	23,18	0,010
12	71,44	0,000	15,49	0,078	23,33	0,016
13	80,56	0,000	21,20	0,020	25,01	0,015
14	82,21	0,000	27,50	0,004	26,85	0,013
15	83,52	0,000	28,87	0,004	27,08	0,019
16	89,12	0,000	32,04	0,002	27,80	0,023
17	100,08	0,000	32,84	0,003	34,12	0,005
18	105,77	0,000	35,28	0,002	36,69	0,004
19	108,18	0,000	35,32	0,004	38,73	0,003
20	108,73	0,000	35,79	0,005	38,84	0,005
21	110,85	0,000	37,48	0,005	39,26	0,006
22	112,67	0,000	39,63	0,004	41,13	0,005
23	113,22	0,000	39,85	0,005	41,18	0,008
24	116,10	0,000	40,92	0,006	42,00	0,009
25	116,20	0,000	44,37	0,003	43,29	0,009
26	116,27	0,000	45,90	0,003	43,41	0,013
27	116,27	0,000	45,91	0,005	43,98	0,015
28	118,93	0,000	46,21	0,006	44,95	0,016
29	119,03	0,000	46,64	0,008	45,44	0,020
30	125,14	0,000	46,70	0,011	45,52	0,026
31	127,75	0,000	48,66	0,009	47,78	0,021
32	132,29	0,000			50,55	0,015
33					50,55	0,020

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

**Lisa 9. OMXV ARMA mudelite autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes**

LAG	I periood		II periood		III periood	
	ARMA (2,1)	Q-stat.	ARMA (1,2)	Q-stat.	ARMA (1,2)	p-value
1						
2						
3						
4	1,32	0,250	1,54	0,215	3,49	0,062
5	2,31	0,315	8,27	0,016	3,61	0,165
6	2,32	0,509	9,26	0,026	4,65	0,200
7	2,32	0,677	10,78	0,029	4,94	0,293
8	3,36	0,645	12,22	0,032	4,94	0,423
9	3,84	0,698	12,49	0,052	5,02	0,541
10	5,96	0,544	16,13	0,024	7,71	0,358
11	6,85	0,553	18,80	0,016	9,61	0,293
12	6,85	0,652	19,08	0,025	9,82	0,365
13	11,02	0,356	31,51	0,000	11,19	0,343
14	11,64	0,392	32,12	0,001	12,53	0,325
15	12,82	0,382	32,37	0,001	12,70	0,391
16	12,83	0,461	39,15	0,000	12,90	0,456
17	13,54	0,485	40,08	0,000	13,17	0,514
18	13,75	0,544	40,42	0,000	13,27	0,581
19	13,77	0,616	41,63	0,000	13,28	0,652
20	19,24	0,315	42,55	0,001	13,37	0,711
21	23,85	0,160	42,55	0,001	13,37	0,769
22	26,16	0,126	43,41	0,001	14,47	0,756
23	26,19	0,160	43,76	0,002	14,62	0,797
24	26,20	0,199	45,33	0,002	14,97	0,824
25	26,20	0,243	46,86	0,002	15,00	0,862
26	28,16	0,210	47,08	0,002	15,00	0,894
27	28,84	0,226	47,08	0,003	15,58	0,903
28	30,94	0,191	50,60	0,002	15,66	0,924
29	31,38	0,214	50,85	0,002	16,48	0,924
30	36,06	0,114	51,04	0,003	21,14	0,780
31	36,56	0,129	52,19	0,004	21,48	0,805
32	36,69	0,154			22,14	0,814
33					23,77	0,782

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

**Lisa 10. Balti börsiindeksite GARCH tüüpi mudelite testimise tulemused perioodide lõikes**

Mudelid	OMXT			OMXR			OMXV		
	AIC	BIC	HQIC	AIC	BIC	HQIC	AIC	BIC	HQIC
I periood									
GARCH(1,1)	2,6071	2,6232	2,6131	3,0399	3,0592	3,0471	2,5259	2,5452	2,5331
EGARCH (1,0)	<b>2,7962</b>	<b>2,8122</b>	<b>2,8021</b>	3,7258	3,7451	3,7329	2,5990	2,6183	2,6062
EGARCH (2,0)	2,7146	2,7339	2,7218	3,6414	3,6639	3,6497	2,5936	2,6161	2,6019
EGARCH (1,1)	2,5973	2,6166	2,6045	3,0425	3,0650	3,0508	2,5295	2,5519	2,5378
EGARCH (1,2)	2,5966	2,6190	2,6049	<b>3,0326</b>	<b>3,0583</b>	<b>3,0421</b>	2,5305	2,5562	2,5400
EGARCH (2,1)	2,5963	2,6187	2,6046	<b>3,0369</b>	<b>3,0626</b>	<b>3,0464</b>	2,5212	2,5469	2,5307
EGARCH (2,2)	2,5974	2,6231	2,6070	3,0337	3,0626	3,0444	<b>2,5208</b>	<b>2,5497</b>	<b>2,5315</b>
GJR (1,0)	<b>2,6781</b>	<b>2,6941</b>	<b>2,6840</b>	<b>3,2866</b>	<b>3,3058</b>	<b>3,2937</b>	<b>2,5533</b>	<b>2,5726</b>	<b>2,5604</b>
GJR (2,0)	<b>2,6766</b>	<b>2,6959</b>	<b>2,6837</b>	3,2876	3,3101	3,2959	2,5525	2,5749	2,5608
GJR (1,1)	2,6083	2,6275	2,6154	3,0409	3,0633	3,0492	<b>2,5248</b>	<b>2,5473</b>	<b>2,5331</b>
GJR (1,2)	2,6089	2,6313	2,6172	3,0245	3,0502	3,0340	2,5255	2,5512	2,5350
GJR (2,1)	2,6091	2,6315	2,6174	3,0361	3,0618	3,0456	2,5247	2,5504	2,5342
GJR (2,2)	2,6100	2,6357	2,6195	3,0255	3,0544	3,0362	2,5255	2,5544	2,5362
II periood									
GARCH(1,1)	3,1809	3,2047	3,1898	<b>3,4086</b>	<b>3,4325</b>	<b>3,4176</b>	<b>2,9911</b>	<b>3,0149</b>	<b>3,0001</b>
EGARCH (1,0)	<b>3,4037</b>	<b>3,4276</b>	<b>3,4127</b>	3,6942	3,7180	3,7031	3,3936	3,4174	3,4025
EGARCH (2,0)	3,4041	3,4319	3,4145	<b>3,6929</b>	<b>3,7207</b>	<b>3,7033</b>	<b>3,3798</b>	<b>3,4076</b>	<b>3,3903</b>
EGARCH (1,1)	3,1712	3,1990	3,1816	<b>3,4167</b>	<b>3,4445</b>	<b>3,4272</b>	2,9792	<b>3,0070</b>	<b>2,9896</b>
EGARCH (1,2)	3,1591	3,1909	3,1710	3,4107	3,4424	3,4226	<b>2,9778</b>	<b>3,0096</b>	<b>2,9898</b>
EGARCH (2,1)	3,1635	3,1953	3,1754	<b>3,4137</b>	<b>3,4455</b>	<b>3,4257</b>	<b>2,9765</b>	<b>3,0083</b>	<b>2,9885</b>
EGARCH (2,2)	3,1586	3,1944	3,1720	3,3954	3,4312	3,4088	2,9779	3,0137	2,9913
GJR (1,0)	<b>3,2733</b>	<b>3,2971</b>	<b>3,2822</b>	<b>3,4674</b>	<b>3,4912</b>	<b>3,4764</b>	<b>3,0715</b>	<b>3,0953</b>	<b>3,0804</b>
GJR (2,0)	<b>3,2694</b>	<b>3,2972</b>	<b>3,2799</b>	<b>3,4659</b>	<b>3,4937</b>	<b>3,4764</b>	<b>3,0704</b>	<b>3,0982</b>	<b>3,0809</b>
GJR (1,1)	3,1821	3,2099	3,1925	<b>3,4078</b>	<b>3,4356</b>	<b>3,4183</b>	<b>2,9881</b>	<b>3,0159</b>	<b>2,9985</b>
GJR (1,2)	3,1747	3,2065	3,1867	3,4022	3,4340	3,4141	2,9890	3,0208	3,0009
GJR (2,1)	3,1787	3,2104	3,1906	<b>3,4069</b>	<b>3,4387</b>	<b>3,4189</b>	<b>2,9867</b>	<b>3,0184</b>	<b>2,9986</b>
GJR (2,2)	3,1749	3,2106	3,1883	3,3801	3,4159	3,3935	2,9861	3,0219	2,9995
III periood									
GARCH(1,1)	<b>1,7503</b>	<b>1,7606</b>	<b>1,7541</b>	<b>2,5836</b>	<b>2,5965</b>	<b>2,5883</b>	<b>1,4079</b>	<b>1,4234</b>	<b>1,4136</b>
EGARCH (1,0)	1,8116	1,8219	1,8153	2,6844	2,6973	2,6891	1,4779	1,4933	1,4835
EGARCH (2,0)	1,8124	1,8253	1,8171	<b>2,6609</b>	<b>2,6764</b>	<b>2,6666</b>	1,4789	1,4969	1,4854
EGARCH (1,1)	1,7408	1,7536	1,7455	2,5923	2,6077	2,5979	<b>1,4051</b>	<b>1,4231</b>	<b>1,4117</b>
EGARCH (1,2)	1,6913	1,7067	1,6969	<b>2,6070</b>	<b>2,6250</b>	<b>2,6136</b>	<b>1,3930</b>	<b>1,4135</b>	<b>1,4005</b>
EGARCH (2,1)	<b>1,7203</b>	<b>1,7357</b>	<b>1,7259</b>	2,5931	2,6111	2,5997	<b>1,4011</b>	<b>1,4217</b>	<b>1,4086</b>
EGARCH (2,2)	1,6915	1,7094	1,6980	2,5819	2,6025	2,5895	1,3838	1,4069	1,3922
GJR (1,0)	<b>1,7843</b>	<b>1,7945</b>	<b>1,7880</b>	<b>2,6366</b>	<b>2,6494</b>	<b>2,6413</b>	<b>1,4402</b>	<b>1,4556</b>	<b>1,4458</b>
GJR (2,0)	<b>1,7767</b>	<b>1,7895</b>	<b>1,7814</b>	2,6287	2,6441	2,6343	<b>1,4360</b>	<b>1,4540</b>	<b>1,4425</b>
GJR (1,1)	<b>1,7504</b>	<b>1,7633</b>	<b>1,7551</b>	2,5844	2,5998	2,5900	1,4088	1,4268	1,4154
GJR (1,2)	1,6931	1,7086	1,6988	<b>2,5814</b>	<b>2,5994</b>	<b>2,5880</b>	1,3919	1,4125	1,3994
GJR (2,1)	<b>1,7346</b>	<b>1,7500</b>	<b>1,7403</b>	2,5849	2,6029	2,5914	1,4010	1,4216	1,4085
GJR (2,2)	1,6927	1,7107	1,6993	2,5784	2,5989	2,5859	1,3748	1,3980	1,3833

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

## **Lisa 10 järg**

Märkused:

- 1) Rohelisega on tähistatud välja valitud mudelid.
- 2) Halliga on tähistatud statistiliselt oluliste parameetritega mudelid
- 3) Rasvase kirjaga on tähistatud mudelid, mis läbivad vastava mudeli tüübi seatud tingimused.

## Lisa 11. OMXT I perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes

GARCH (1,1)	Dependent Variable: DL_OMXT_I Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps) Date: 04/25/20 Time: 13:14 Sample (adjusted): 1/05/2000 6/30/2006 Included observations: 1693 after adjustments Convergence achieved after 25 iterations Coefficient covariance computed using outer product of gradients Presample variance: backcast (parameter = 0.7) $\text{GARCH} = C(3) + C(4)*\text{RESID}(-1)^2 + C(5)*\text{GARCH}(-1)$				
	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
	C	0.056602	0.021263	2.661973	0.0078
	AR(1)	0.211120	0.024519	8.610577	0.0000
Variance Equation					
	C	0.007169	0.001483	4.834796	0.0000
	RESID(-1)^2	0.117469	0.007816	15.03005	0.0000
	GARCH(-1)	0.892535	0.005565	160.3872	0.0000
R-squared					0.086658
Adjusted R-squared					0.993935
S.E. of regression					2.607118
Sum squared resid					2.623167
Log likelihood					-2201.926
Durbin-Watson stat					2.101488
EGARCH (1,0)	Dependent Variable: DL_OMXT_I Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps) Date: 04/25/20 Time: 14:09 Sample (adjusted): 1/05/2000 6/30/2006 Included observations: 1693 after adjustments Convergence achieved after 23 iterations Coefficient covariance computed using outer product of gradients Presample variance: backcast (parameter = 0.7) $\text{LOG(GARCH)} = C(3) + C(4)*\text{RESID}(-1)/\text{SQRT}(\text{GARCH}(-1)) + C(5)*\text{LOG}(\text{GARCH}(-1))$				
	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
	C	0.088000	0.029482	2.984872	0.0028
	AR(1)	0.168617	0.014850	11.35429	0.0000
Variance Equation					
	C(3)	-0.031341	0.013216	-2.371356	0.0177
	C(4)	-0.068290	0.011954	-5.712944	0.0000
	C(5)	0.362295	0.139957	2.588612	0.0096
R-squared					0.086658
Adjusted R-squared					0.993935
S.E. of regression					2.796188
Sum squared resid					2.812237
Log likelihood					-2361.973
Durbin-Watson stat					2.016156
GJR (1,0)	Dependent Variable: DL_OMXT_I Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps) Date: 04/25/20 Time: 14:11 Sample (adjusted): 1/05/2000 6/30/2006 Included observations: 1693 after adjustments Convergence achieved after 31 iterations Coefficient covariance computed using outer product of gradients Presample variance: backcast (parameter = 0.7) $\text{GARCH} = C(3) + C(4)*\text{RESID}(-1)^2*(\text{RESID}(-1)<0) + C(5)*\text{GARCH}(-1)$				
	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
	C	0.089211	0.029191	3.056132	0.0022
	AR(1)	0.218404	0.015584	14.01453	0.0000
Variance Equation					
	C	0.012899	0.001733	7.445190	0.0000
	RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.059908	0.006852	8.742671	0.0000
	GARCH(-1)	0.957239	0.004452	215.0242	0.0000
R-squared					0.086658
Adjusted R-squared					0.993935
S.E. of regression					2.678093
Sum squared resid					2.694142
Log likelihood					-2262.005
Durbin-Watson stat					2.117368

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

## Lisa 12. OMXT II perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes

GARCH (1,1)	<p>Dependent Variable: DL_OMXT_II  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 18:19  Sample (adjusted): 7/05/2006 6/30/2011  Included observations: 1302 after adjustments  Convergence achieved after 25 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 7/03/2006 7/04/2006  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  <math>\text{GARCH} = C(4) + C(5)*\text{RESID}(-1)^2 + C(6)*\text{GARCH}(-1)</math></p> <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>C</td><td>0.026852</td><td>0.032849</td><td>0.817431</td><td>0.4137</td></tr> <tr> <td>AR(1)</td><td>0.180059</td><td>0.028340</td><td>6.353612</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>MA(2)</td><td>0.041529</td><td>0.032866</td><td>1.263564</td><td>0.2064</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <tbody> <tr> <td>C</td><td>0.028060</td><td>0.005318</td><td>5.276339</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>RESID(-1)^2</td><td>0.140679</td><td>0.011647</td><td>12.07878</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>GARCH(-1)</td><td>0.860043</td><td>0.010150</td><td>84.73596</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared  Adjusted R-squared  S.E. of regression  Sum squared resid  Log likelihood  Durbin-Watson stat</p> <p>Mean dependent var  S.D. dependent var  Akaike info criterion  Schwarz criterion  Hannan-Quinn criter.  3.189836</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.026852	0.032849	0.817431	0.4137	AR(1)	0.180059	0.028340	6.353612	0.0000	MA(2)	0.041529	0.032866	1.263564	0.2064	C	0.028060	0.005318	5.276339	0.0000	RESID(-1)^2	0.140679	0.011647	12.07878	0.0000	GARCH(-1)	0.860043	0.010150	84.73596	0.0000					
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																					
C	0.026852	0.032849	0.817431	0.4137																																					
AR(1)	0.180059	0.028340	6.353612	0.0000																																					
MA(2)	0.041529	0.032866	1.263564	0.2064																																					
C	0.028060	0.005318	5.276339	0.0000																																					
RESID(-1)^2	0.140679	0.011647	12.07878	0.0000																																					
GARCH(-1)	0.860043	0.010150	84.73596	0.0000																																					
EGARCH (1,0)	<p>Dependent Variable: DL_OMXT_II  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 18:21  Sample (adjusted): 7/05/2006 6/30/2011  Included observations: 1302 after adjustments  Convergence achieved after 65 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 7/03/2006 7/04/2006  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  <math>\text{LOG(GARCH)} = C(4) + C(5)*\text{RESID}(-1)/\text{SQRT}(\text{GARCH}(-1)) + C(6)*\text{LOG}(\text{GARCH}(-1))</math></p> <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>C</td><td>0.064581</td><td>0.045223</td><td>1.428072</td><td>0.1533</td></tr> <tr> <td>AR(1)</td><td>0.159391</td><td>0.017561</td><td>9.076227</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>MA(2)</td><td>0.033165</td><td>0.019361</td><td>1.712936</td><td>0.0867</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <tbody> <tr> <td>C(4)</td><td>0.006150</td><td>0.000309</td><td>19.87438</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(5)</td><td>-0.004314</td><td>0.001632</td><td>-2.643592</td><td>0.0082</td></tr> <tr> <td>C(6)</td><td>0.992188</td><td>0.000478</td><td>2075.758</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared  Adjusted R-squared  S.E. of regression  Sum squared resid  Log likelihood  Durbin-Watson stat</p> <p>Mean dependent var  S.D. dependent var  Akaike info criterion  Schwarz criterion  Hannan-Quinn criter.  3.412663</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.064581	0.045223	1.428072	0.1533	AR(1)	0.159391	0.017561	9.076227	0.0000	MA(2)	0.033165	0.019361	1.712936	0.0867	C(4)	0.006150	0.000309	19.87438	0.0000	C(5)	-0.004314	0.001632	-2.643592	0.0082	C(6)	0.992188	0.000478	2075.758	0.0000					
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																					
C	0.064581	0.045223	1.428072	0.1533																																					
AR(1)	0.159391	0.017561	9.076227	0.0000																																					
MA(2)	0.033165	0.019361	1.712936	0.0867																																					
C(4)	0.006150	0.000309	19.87438	0.0000																																					
C(5)	-0.004314	0.001632	-2.643592	0.0082																																					
C(6)	0.992188	0.000478	2075.758	0.0000																																					
GJR (2,0)	<p>Dependent Variable: DL_OMXT_II  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 18:29  Sample (adjusted): 7/05/2006 6/30/2011  Included observations: 1302 after adjustments  Convergence achieved after 42 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 7/03/2006 7/04/2006  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  <math>\text{GARCH} = C(4) + C(5)*\text{RESID}(-1)^2*\text{RESID}(-1)&lt;0 + C(6)*\text{GARCH}(-1) + C(7)*\text{GARCH}(-2)</math></p> <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>C</td><td>0.011939</td><td>0.052179</td><td>0.228806</td><td>0.8190</td></tr> <tr> <td>AR(1)</td><td>0.282806</td><td>0.020520</td><td>13.78208</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>MA(2)</td><td>0.076741</td><td>0.026324</td><td>2.915227</td><td>0.0036</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <tbody> <tr> <td>C</td><td>0.085710</td><td>0.008778</td><td>9.763921</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>RESID(-1)^2*(RESID(-1)&lt;0)</td><td>0.252503</td><td>0.020570</td><td>12.27559</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>GARCH(-1)</td><td>0.266972</td><td>0.055306</td><td>4.827148</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>GARCH(-2)</td><td>0.572709</td><td>0.055341</td><td>10.34879</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared  Adjusted R-squared  S.E. of regression  Sum squared resid  Log likelihood  Durbin-Watson stat</p> <p>Mean dependent var  S.D. dependent var  Akaike info criterion  Schwarz criterion  Hannan-Quinn criter.  3.279864</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.011939	0.052179	0.228806	0.8190	AR(1)	0.282806	0.020520	13.78208	0.0000	MA(2)	0.076741	0.026324	2.915227	0.0036	C	0.085710	0.008778	9.763921	0.0000	RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.252503	0.020570	12.27559	0.0000	GARCH(-1)	0.266972	0.055306	4.827148	0.0000	GARCH(-2)	0.572709	0.055341	10.34879	0.0000
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																					
C	0.011939	0.052179	0.228806	0.8190																																					
AR(1)	0.282806	0.020520	13.78208	0.0000																																					
MA(2)	0.076741	0.026324	2.915227	0.0036																																					
C	0.085710	0.008778	9.763921	0.0000																																					
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.252503	0.020570	12.27559	0.0000																																					
GARCH(-1)	0.266972	0.055306	4.827148	0.0000																																					
GARCH(-2)	0.572709	0.055341	10.34879	0.0000																																					

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

## Lisa 13. OMXT III perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes

GARCH (1,1)	<p>Dependent Variable: DL_OMXT_III  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 21:13  Sample (adjusted): 7/04/2011 1/03/2020  Included observations: 2220 after adjustments  Convergence achieved after 21 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*GARCH(-1)</p> <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>C</td><td>0.030516</td><td>0.011327</td><td>2.694177</td><td>0.0071</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th></th><th>C</th><th>RESID(-1)^2</th><th>GARCH(-1)</th><th></th></tr> </thead> <tbody> <tr> <td>R-squared</td><td>0.018709</td><td>0.002155</td><td>8.681769</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>Adjusted R-squared</td><td>0.143711</td><td>0.007397</td><td>19.42886</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>S.E. of regression</td><td>0.818874</td><td>0.010068</td><td>81.33395</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared  Adjusted R-squared  S.E. of regression  Sum squared resid  Log likelihood  Durbin-Watson stat</p> <p>Mean dependent var  S.D. dependent var  Akaike info criterion  Schwarz criterion  Hannan-Quinn criter.  1.754079</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.030516	0.011327	2.694177	0.0071		C	RESID(-1)^2	GARCH(-1)		R-squared	0.018709	0.002155	8.681769	0.0000	Adjusted R-squared	0.143711	0.007397	19.42886	0.0000	S.E. of regression	0.818874	0.010068	81.33395	0.0000																
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																											
C	0.030516	0.011327	2.694177	0.0071																																											
	C	RESID(-1)^2	GARCH(-1)																																												
R-squared	0.018709	0.002155	8.681769	0.0000																																											
Adjusted R-squared	0.143711	0.007397	19.42886	0.0000																																											
S.E. of regression	0.818874	0.010068	81.33395	0.0000																																											
EGARCH (2,1)	<p>Dependent Variable: DL_OMXT_III  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 21:31  Sample (adjusted): 7/04/2011 1/03/2020  Included observations: 2220 after adjustments  Convergence achieved after 27 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  LOG(GARCH) = C(2) + C(3)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(4)*RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(5)*LOG(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-2))</p> <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>C</td><td>0.026822</td><td>0.010020</td><td>2.676754</td><td>0.0074</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th></th><th>C(2)</th><th>C(3)</th><th>C(4)</th><th>C(5)</th><th>C(6)</th></tr> </thead> <tbody> <tr> <td>R-squared</td><td>-0.249223</td><td>0.013298</td><td>-18.74199</td><td>0.0000</td><td></td></tr> <tr> <td>Adjusted R-squared</td><td>0.307444</td><td>0.014403</td><td>21.34630</td><td>0.0000</td><td></td></tr> <tr> <td>S.E. of regression</td><td>-0.024281</td><td>0.009685</td><td>-2.507225</td><td>0.0122</td><td></td></tr> <tr> <td>Sum squared resid</td><td>0.313287</td><td>0.058253</td><td>5.378004</td><td>0.0000</td><td></td></tr> <tr> <td>Log likelihood</td><td>0.661429</td><td>0.057834</td><td>11.43660</td><td>0.0000</td><td></td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared  Adjusted R-squared  S.E. of regression  Sum squared resid  Log likelihood  Durbin-Watson stat</p> <p>Mean dependent var  S.D. dependent var  Akaike info criterion  Schwarz criterion  Hannan-Quinn criter.  1.725898</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.026822	0.010020	2.676754	0.0074		C(2)	C(3)	C(4)	C(5)	C(6)	R-squared	-0.249223	0.013298	-18.74199	0.0000		Adjusted R-squared	0.307444	0.014403	21.34630	0.0000		S.E. of regression	-0.024281	0.009685	-2.507225	0.0122		Sum squared resid	0.313287	0.058253	5.378004	0.0000		Log likelihood	0.661429	0.057834	11.43660	0.0000	
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																											
C	0.026822	0.010020	2.676754	0.0074																																											
	C(2)	C(3)	C(4)	C(5)	C(6)																																										
R-squared	-0.249223	0.013298	-18.74199	0.0000																																											
Adjusted R-squared	0.307444	0.014403	21.34630	0.0000																																											
S.E. of regression	-0.024281	0.009685	-2.507225	0.0122																																											
Sum squared resid	0.313287	0.058253	5.378004	0.0000																																											
Log likelihood	0.661429	0.057834	11.43660	0.0000																																											
GJR (2,1)	<p>Dependent Variable: DL_OMXT_III  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 21:36  Sample (adjusted): 7/04/2011 1/03/2020  Included observations: 2220 after adjustments  Convergence achieved after 31 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)&lt;0) + C(5)*GARCH(-1) + C(6)*GARCH(-2)</p> <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>C</td><td>0.028891</td><td>0.011267</td><td>2.564275</td><td>0.0103</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th></th><th>C</th><th>RESID(-1)^2</th><th>RESID(-1)^2*(RESID(-1)&lt;0)</th><th>GARCH(-1)</th><th>GARCH(-2)</th></tr> </thead> <tbody> <tr> <td>R-squared</td><td>0.019699</td><td>0.160676</td><td>0.043828</td><td>0.190189</td><td>0.586566</td></tr> <tr> <td>Adjusted R-squared</td><td>0.002661</td><td>0.011555</td><td>0.017283</td><td>0.049912</td><td>0.049585</td></tr> <tr> <td>S.E. of regression</td><td>13.90591</td><td>2.535949</td><td>3.810481</td><td>11.82944</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared  Adjusted R-squared  S.E. of regression  Sum squared resid  Log likelihood  Durbin-Watson stat</p> <p>Mean dependent var  S.D. dependent var  Akaike info criterion  Schwarz criterion  Hannan-Quinn criter.  1.740260</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.028891	0.011267	2.564275	0.0103		C	RESID(-1)^2	RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	GARCH(-1)	GARCH(-2)	R-squared	0.019699	0.160676	0.043828	0.190189	0.586566	Adjusted R-squared	0.002661	0.011555	0.017283	0.049912	0.049585	S.E. of regression	13.90591	2.535949	3.810481	11.82944	0.0000												
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																											
C	0.028891	0.011267	2.564275	0.0103																																											
	C	RESID(-1)^2	RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	GARCH(-1)	GARCH(-2)																																										
R-squared	0.019699	0.160676	0.043828	0.190189	0.586566																																										
Adjusted R-squared	0.002661	0.011555	0.017283	0.049912	0.049585																																										
S.E. of regression	13.90591	2.535949	3.810481	11.82944	0.0000																																										

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

## Lisa 14. OMXR I perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes

GARCH (1,1)	<p>Dependent Variable: DL_OMXR_I  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 14:50  Sample (adjusted): 1/06/2000 6/30/2006  Included observations: 1692 after adjustments  Convergence achieved after 40 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 1/04/2000 1/05/2000  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  GARCH = C(4) + C(5)*RESID(-1)^2 + C(6)*GARCH(-1)</p> <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>C</td><td>0.095481</td><td>0.025650</td><td>3.722520</td><td>0.0002</td></tr> <tr> <td>AR(2)</td><td>-0.493674</td><td>0.146931</td><td>-3.359913</td><td>0.0008</td></tr> <tr> <td>MA(2)</td><td>0.546316</td><td>0.141112</td><td>3.871508</td><td>0.0001</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <tbody> <tr> <td>C</td><td>0.098764</td><td>0.008400</td><td>11.75807</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>RESID(-1)^2</td><td>0.199666</td><td>0.014043</td><td>14.21861</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>GARCH(-1)</td><td>0.753881</td><td>0.013101</td><td>57.54316</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared 0.021536 Mean dependent var 0.098803  Adjusted R-squared 0.020377 S.D. dependent var 1.597252  S.E. of regression 1.580894 Akaike info criterion 3.039937  Sum squared resid 4221.193 Schwarz criterion 3.059206  Log likelihood -2565.787 Hannan-Quinn criter. 3.047072  Durbin-Watson stat 1.761157</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.095481	0.025650	3.722520	0.0002	AR(2)	-0.493674	0.146931	-3.359913	0.0008	MA(2)	0.546316	0.141112	3.871508	0.0001	C	0.098764	0.008400	11.75807	0.0000	RESID(-1)^2	0.199666	0.014043	14.21861	0.0000	GARCH(-1)	0.753881	0.013101	57.54316	0.0000										
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	0.095481	0.025650	3.722520	0.0002																																										
AR(2)	-0.493674	0.146931	-3.359913	0.0008																																										
MA(2)	0.546316	0.141112	3.871508	0.0001																																										
C	0.098764	0.008400	11.75807	0.0000																																										
RESID(-1)^2	0.199666	0.014043	14.21861	0.0000																																										
GARCH(-1)	0.753881	0.013101	57.54316	0.0000																																										
EGARCH (1,2)	<p>Dependent Variable: DL_OMXR_I  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 14:57  Sample (adjusted): 1/06/2000 6/30/2006  Included observations: 1692 after adjustments  Convergence achieved after 46 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 1/04/2000 1/05/2000  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  LOG(GARCH) = C(4) + C(5)*ABS(RESID(-1))@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*  *ABS(RESID(-2))@SQRT(GARCH(-2)) + C(7)*RESID(-1)  /@SQRT(GARCH(-1)) + C(8)*LOG(GARCH(-1))</p> <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>C</td><td>0.095440</td><td>0.023680</td><td>4.030383</td><td>0.0001</td></tr> <tr> <td>AR(2)</td><td>-0.513183</td><td>0.151473</td><td>-3.387961</td><td>0.0007</td></tr> <tr> <td>MA(2)</td><td>0.555599</td><td>0.148250</td><td>3.747708</td><td>0.0002</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <tbody> <tr> <td>C(4)</td><td>-0.168258</td><td>0.010688</td><td>-15.74238</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(5)</td><td>0.486356</td><td>0.028356</td><td>17.15164</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(6)</td><td>-0.230087</td><td>0.030114</td><td>-7.640448</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(7)</td><td>0.025413</td><td>0.009019</td><td>2.817604</td><td>0.0048</td></tr> <tr> <td>C(8)</td><td>0.966440</td><td>0.003770</td><td>256.3331</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared 0.018128 Mean dependent var 0.098803  Adjusted R-squared 0.016965 S.D. dependent var 1.597252  S.E. of regression 1.583645 Akaike info criterion 3.032616  Sum squared resid 4235.895 Schwarz criterion 3.058307  Log likelihood -2557.593 Hannan-Quinn criter. 3.042130  Durbin-Watson stat 1.758823</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.095440	0.023680	4.030383	0.0001	AR(2)	-0.513183	0.151473	-3.387961	0.0007	MA(2)	0.555599	0.148250	3.747708	0.0002	C(4)	-0.168258	0.010688	-15.74238	0.0000	C(5)	0.486356	0.028356	17.15164	0.0000	C(6)	-0.230087	0.030114	-7.640448	0.0000	C(7)	0.025413	0.009019	2.817604	0.0048	C(8)	0.966440	0.003770	256.3331	0.0000
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	0.095440	0.023680	4.030383	0.0001																																										
AR(2)	-0.513183	0.151473	-3.387961	0.0007																																										
MA(2)	0.555599	0.148250	3.747708	0.0002																																										
C(4)	-0.168258	0.010688	-15.74238	0.0000																																										
C(5)	0.486356	0.028356	17.15164	0.0000																																										
C(6)	-0.230087	0.030114	-7.640448	0.0000																																										
C(7)	0.025413	0.009019	2.817604	0.0048																																										
C(8)	0.966440	0.003770	256.3331	0.0000																																										
GJR (1,0)	<p>Dependent Variable: DL_OMXR_I  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 15:04  Sample (adjusted): 1/06/2000 6/30/2006  Included observations: 1692 after adjustments  Convergence achieved after 37 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 1/04/2000 1/05/2000  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  GARCH = C(4) + C(5)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)&lt;0) + C(6)*GARCH(-1)</p> <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>C</td><td>-0.144479</td><td>0.258104</td><td>-0.559770</td><td>0.5756</td></tr> <tr> <td>AR(2)</td><td>0.971132</td><td>0.011674</td><td>83.18958</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>MA(2)</td><td>-0.736757</td><td>0.019359</td><td>-38.05722</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <tbody> <tr> <td>C</td><td>0.071737</td><td>0.006190</td><td>11.58986</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>RESID(-1)^2*(RESID(-1)&lt;0)</td><td>0.218352</td><td>0.020145</td><td>10.83889</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>GARCH(-1)</td><td>0.874554</td><td>0.007553</td><td>115.7902</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared -0.106972 Mean dependent var 0.098803  Adjusted R-squared -0.108283 S.D. dependent var 1.597252  S.E. of regression 1.681507 Akaike info criterion 3.286556  Sum squared resid 4775.590 Schwarz criterion 3.305824  Log likelihood -2774.426 Hannan-Quinn criter. 3.293691  Durbin-Watson stat 1.781515</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	-0.144479	0.258104	-0.559770	0.5756	AR(2)	0.971132	0.011674	83.18958	0.0000	MA(2)	-0.736757	0.019359	-38.05722	0.0000	C	0.071737	0.006190	11.58986	0.0000	RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.218352	0.020145	10.83889	0.0000	GARCH(-1)	0.874554	0.007553	115.7902	0.0000										
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	-0.144479	0.258104	-0.559770	0.5756																																										
AR(2)	0.971132	0.011674	83.18958	0.0000																																										
MA(2)	-0.736757	0.019359	-38.05722	0.0000																																										
C	0.071737	0.006190	11.58986	0.0000																																										
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.218352	0.020145	10.83889	0.0000																																										
GARCH(-1)	0.874554	0.007553	115.7902	0.0000																																										

Allikas: autori arvutused statistikatarkvara EViews

## Lisa 15. OMXR II perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes

GARCH (1,1)	<p>Dependent Variable: DL_OMXR_II  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 18:34  Sample (adjusted): 7/05/2006 6/30/2011  Included observations: 1302 after adjustments  Convergence achieved after 26 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 7/03/2006 7/04/2006  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  GARCH = C(4) + C(5)*RESID(-1)^2 + C(6)*GARCH(-1)</p> <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>C</td><td>0.058897</td><td>0.031561</td><td>1.866131</td><td>0.0620</td></tr> <tr> <td>AR(1)</td><td>-0.092514</td><td>0.029034</td><td>-3.186420</td><td>0.0014</td></tr> <tr> <td>MA(2)</td><td>0.027918</td><td>0.028907</td><td>0.965803</td><td>0.3341</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <tbody> <tr> <td>C</td><td>0.017800</td><td>0.004784</td><td>3.721006</td><td>0.0002</td></tr> <tr> <td>RESID(-1)^2</td><td>0.082618</td><td>0.007905</td><td>10.45188</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>GARCH(-1)</td><td>0.913953</td><td>0.006671</td><td>137.0087</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared: -0.004984 Mean dependent var: -0.019166  Adjusted R-squared: -0.006531 S.D. dependent var: 1.559001  S.E. of regression: 1.564084 Akaike info criterion: 3.408629  Sum squared resid: 3177.818 Schwarz criterion: 3.432462  Log likelihood: -2213.018 Hannan-Quinn criter.: 3.417571  Durbin-Watson stat: 1.889708</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.058897	0.031561	1.866131	0.0620	AR(1)	-0.092514	0.029034	-3.186420	0.0014	MA(2)	0.027918	0.028907	0.965803	0.3341	C	0.017800	0.004784	3.721006	0.0002	RESID(-1)^2	0.082618	0.007905	10.45188	0.0000	GARCH(-1)	0.913953	0.006671	137.0087	0.0000										
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	0.058897	0.031561	1.866131	0.0620																																										
AR(1)	-0.092514	0.029034	-3.186420	0.0014																																										
MA(2)	0.027918	0.028907	0.965803	0.3341																																										
C	0.017800	0.004784	3.721006	0.0002																																										
RESID(-1)^2	0.082618	0.007905	10.45188	0.0000																																										
GARCH(-1)	0.913953	0.006671	137.0087	0.0000																																										
EGARCH (2,1)	<p>Dependent Variable: DL_OMXR_II  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 18:42  Sample (adjusted): 7/05/2006 6/30/2011  Included observations: 1302 after adjustments  Convergence achieved after 60 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 7/03/2006 7/04/2006  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  LOG(GARCH) = C(4) + C(5)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(6)*RESID(-1)@SQRT(GARCH(-1)) + C(7)*LOG(GARCH(-1)) + C(8)*LOG(GARCH(-2))</p> <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>C</td><td>0.040430</td><td>0.031531</td><td>1.282225</td><td>0.1998</td></tr> <tr> <td>AR(1)</td><td>-0.107867</td><td>0.030204</td><td>-3.571265</td><td>0.0004</td></tr> <tr> <td>MA(2)</td><td>0.033659</td><td>0.026307</td><td>1.279505</td><td>0.2007</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <tbody> <tr> <td>C(4)</td><td>-0.166523</td><td>0.016557</td><td>-10.05741</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(5)</td><td>0.245043</td><td>0.023943</td><td>10.23446</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(6)</td><td>-0.028004</td><td>0.010990</td><td>-2.548057</td><td>0.0108</td></tr> <tr> <td>C(7)</td><td>0.511926</td><td>0.124851</td><td>4.100286</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(8)</td><td>0.469942</td><td>0.123541</td><td>3.803944</td><td>0.0001</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared: -0.006098 Mean dependent var: -0.019166  Adjusted R-squared: -0.007647 S.D. dependent var: 1.559001  S.E. of regression: 1.564950 Akaike info criterion: 3.413743  Sum squared resid: 3181.341 Schwarz criterion: 3.445519  Log likelihood: -2214.347 Hannan-Quinn criter.: 3.425665  Durbin-Watson stat: 1.863253</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.040430	0.031531	1.282225	0.1998	AR(1)	-0.107867	0.030204	-3.571265	0.0004	MA(2)	0.033659	0.026307	1.279505	0.2007	C(4)	-0.166523	0.016557	-10.05741	0.0000	C(5)	0.245043	0.023943	10.23446	0.0000	C(6)	-0.028004	0.010990	-2.548057	0.0108	C(7)	0.511926	0.124851	4.100286	0.0000	C(8)	0.469942	0.123541	3.803944	0.0001
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	0.040430	0.031531	1.282225	0.1998																																										
AR(1)	-0.107867	0.030204	-3.571265	0.0004																																										
MA(2)	0.033659	0.026307	1.279505	0.2007																																										
C(4)	-0.166523	0.016557	-10.05741	0.0000																																										
C(5)	0.245043	0.023943	10.23446	0.0000																																										
C(6)	-0.028004	0.010990	-2.548057	0.0108																																										
C(7)	0.511926	0.124851	4.100286	0.0000																																										
C(8)	0.469942	0.123541	3.803944	0.0001																																										

## Lisa 15 järg

GJR (1,1)		Dependent Variable: DL_OMXR_II Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps) Date: 04/25/20 Time: 18:45 Sample (adjusted): 7/05/2006 6/30/2011 Included observations: 1302 after adjustments Convergence achieved after 30 iterations Coefficient covariance computed using outer product of gradients MA Backcast: 7/03/2006 7/04/2006 Presample variance: backcast (parameter = 0.7) GARCH = C(4) + C(5)*RESID(-1)^2 + C(6)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0) + C(7)*GARCH(-1)				
		Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
		C	0.048580	0.032611	1.489693	0.1363
		AR(1)	-0.087154	0.028859	-3.020005	0.0025
		MA(2)	0.030553	0.028790	1.061226	0.2886
Variance Equation						
		C	0.018022	0.004803	3.752688	0.0002
		RESID(-1)^2	0.067428	0.008904	7.572643	0.0000
		RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.027563	0.011082	2.487157	0.0129
		GARCH(-1)	0.915018	0.006996	130.7978	0.0000
R-squared			-0.003835	Mean dependent var		-0.019166
Adjusted R-squared			-0.005381	S.D. dependent var		1.559001
S.E. of regression			1.563189	Akaike info criterion		3.407838
Sum squared resid			3174.186	Schwarz criterion		3.435643
Log likelihood			-2211.503	Hannan-Quinn criter.		3.418270
Durbin-Watson stat			1.901636			

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

## Lisa 16. OMXR III perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes

GARCH (1,1)	<p>Dependent Variable: DL_OMXR_III  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 21:40  Sample (adjusted): 7/05/2011 1/03/2020  Included observations: 2219 after adjustments  Convergence achieved after 21 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1)</p> <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>C</td><td>0.042344</td><td>0.013148</td><td>3.220562</td><td>0.0013</td></tr> <tr> <td>AR(1)</td><td>-0.187309</td><td>0.026064</td><td>-7.186570</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <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>C</td><td>0.216644</td><td>0.009884</td><td>21.91922</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>RESID(-1)^2</td><td>0.252897</td><td>0.010495</td><td>24.09721</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>GARCH(-1)</td><td>0.538226</td><td>0.016007</td><td>33.62513</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared: 0.026850  Adjusted R-squared: 0.026411  S.E. of regression: 0.931249  Sum squared resid: 1922.635  Log likelihood: -2861.547  Durbin-Watson stat: 1.952589</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.042344	0.013148	3.220562	0.0013	AR(1)	-0.187309	0.026064	-7.186570	0.0000	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.216644	0.009884	21.91922	0.0000	RESID(-1)^2	0.252897	0.010495	24.09721	0.0000	GARCH(-1)	0.538226	0.016007	33.62513	0.0000										
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	0.042344	0.013148	3.220562	0.0013																																										
AR(1)	-0.187309	0.026064	-7.186570	0.0000																																										
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	0.216644	0.009884	21.91922	0.0000																																										
RESID(-1)^2	0.252897	0.010495	24.09721	0.0000																																										
GARCH(-1)	0.538226	0.016007	33.62513	0.0000																																										
EGARCH (1,2)	<p>Dependent Variable: DL_OMXR_III  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 21:45  Sample (adjusted): 7/05/2011 1/03/2020  Included observations: 2219 after adjustments  Convergence achieved after 27 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1))@SQRT(GARCH(-1)) + C(5)*ABS(RESID(-2))@SQRT(GARCH(-2)) + C(6)*RESID(-1)@SQRT(GARCH(-1)) + C(7)*LOG(GARCH(-1))</p> <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>C</td><td>0.057219</td><td>0.013999</td><td>4.087494</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>AR(1)</td><td>-0.187281</td><td>0.022073</td><td>-8.484654</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <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>C(3)</td><td>-0.612183</td><td>0.024689</td><td>-24.79587</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(4)</td><td>0.291152</td><td>0.021030</td><td>13.84436</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(5)</td><td>0.344729</td><td>0.027577</td><td>12.50042</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(6)</td><td>0.115433</td><td>0.017123</td><td>6.741218</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(7)</td><td>0.177099</td><td>0.042753</td><td>4.142395</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared: 0.026313  Adjusted R-squared: 0.025873  S.E. of regression: 0.931506  Sum squared resid: 1923.696  Log likelihood: -2885.520  Durbin-Watson stat: 1.951565</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.057219	0.013999	4.087494	0.0000	AR(1)	-0.187281	0.022073	-8.484654	0.0000	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C(3)	-0.612183	0.024689	-24.79587	0.0000	C(4)	0.291152	0.021030	13.84436	0.0000	C(5)	0.344729	0.027577	12.50042	0.0000	C(6)	0.115433	0.017123	6.741218	0.0000	C(7)	0.177099	0.042753	4.142395	0.0000
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	0.057219	0.013999	4.087494	0.0000																																										
AR(1)	-0.187281	0.022073	-8.484654	0.0000																																										
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C(3)	-0.612183	0.024689	-24.79587	0.0000																																										
C(4)	0.291152	0.021030	13.84436	0.0000																																										
C(5)	0.344729	0.027577	12.50042	0.0000																																										
C(6)	0.115433	0.017123	6.741218	0.0000																																										
C(7)	0.177099	0.042753	4.142395	0.0000																																										
GJR (1,2)	<p>Dependent Variable: DL_OMXR_III  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 21:49  Sample (adjusted): 7/05/2011 1/03/2020  Included observations: 2219 after adjustments  Convergence achieved after 22 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)&lt;0) + C(6)*RESID(-2)^2 + C(7)*GARCH(-1)</p> <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>C</td><td>0.055342</td><td>0.013809</td><td>4.007836</td><td>0.0001</td></tr> <tr> <td>AR(1)</td><td>-0.180275</td><td>0.027806</td><td>-6.483238</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <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>C</td><td>0.282647</td><td>0.010116</td><td>27.94067</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>RESID(-1)^2</td><td>0.293984</td><td>0.012345</td><td>23.81420</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>RESID(-1)^2*(RESID(-1)&lt;0)</td><td>-0.182769</td><td>0.031448</td><td>-5.811811</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>RESID(-2)^2</td><td>0.182147</td><td>0.020915</td><td>8.708955</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>GARCH(-1)</td><td>0.372414</td><td>0.017784</td><td>20.94077</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared: 0.026682  Adjusted R-squared: 0.026243  S.E. of regression: 0.931329  Sum squared resid: 1922.966  Log likelihood: -2857.112  Durbin-Watson stat: 1.965827</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.055342	0.013809	4.007836	0.0001	AR(1)	-0.180275	0.027806	-6.483238	0.0000	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.282647	0.010116	27.94067	0.0000	RESID(-1)^2	0.293984	0.012345	23.81420	0.0000	RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	-0.182769	0.031448	-5.811811	0.0000	RESID(-2)^2	0.182147	0.020915	8.708955	0.0000	GARCH(-1)	0.372414	0.017784	20.94077	0.0000
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	0.055342	0.013809	4.007836	0.0001																																										
AR(1)	-0.180275	0.027806	-6.483238	0.0000																																										
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	0.282647	0.010116	27.94067	0.0000																																										
RESID(-1)^2	0.293984	0.012345	23.81420	0.0000																																										
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	-0.182769	0.031448	-5.811811	0.0000																																										
RESID(-2)^2	0.182147	0.020915	8.708955	0.0000																																										
GARCH(-1)	0.372414	0.017784	20.94077	0.0000																																										

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

## Lisa 17. OMXV I perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes

GARCH (1,1)	<p>Dependent Variable: DL_OMXV_I  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 15:13  Sample (adjusted): 1/06/2000 6/30/2006  Included observations: 1692 after adjustments  Convergence achieved after 20 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 1/05/2000  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  GARCH = C(4) + C(5)*RESID(-1)^2 + C(6)*GARCH(-1)</p> <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>C</td><td>0.084329</td><td>0.028026</td><td>3.008917</td><td>0.0026</td></tr> <tr> <td>AR(2)</td><td>0.092909</td><td>0.027181</td><td>3.418181</td><td>0.0006</td></tr> <tr> <td>MA(1)</td><td>0.163047</td><td>0.030025</td><td>5.430317</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <tbody> <tr> <td>C</td><td>0.230079</td><td>0.030261</td><td>7.603156</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>RESID(-1)^2</td><td>0.169398</td><td>0.024031</td><td>7.049148</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>GARCH(-1)</td><td>0.546145</td><td>0.054824</td><td>9.961707</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared 0.022264 Mean dependent var 0.079147  Adjusted R-squared 0.021107 S.D. dependent var 0.898432  S.E. of regression 0.888900 Akaike info criterion 2.525928  Sum squared resid 1334.553 Schwarz criterion 2.545196  Log likelihood -2130.935 Hannan-Quinn criter. 2.533063  Durbin-Watson stat 2.070684</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.084329	0.028026	3.008917	0.0026	AR(2)	0.092909	0.027181	3.418181	0.0006	MA(1)	0.163047	0.030025	5.430317	0.0000	C	0.230079	0.030261	7.603156	0.0000	RESID(-1)^2	0.169398	0.024031	7.049148	0.0000	GARCH(-1)	0.546145	0.054824	9.961707	0.0000															
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																															
C	0.084329	0.028026	3.008917	0.0026																																															
AR(2)	0.092909	0.027181	3.418181	0.0006																																															
MA(1)	0.163047	0.030025	5.430317	0.0000																																															
C	0.230079	0.030261	7.603156	0.0000																																															
RESID(-1)^2	0.169398	0.024031	7.049148	0.0000																																															
GARCH(-1)	0.546145	0.054824	9.961707	0.0000																																															
EGARCH (2,2)	<p>Dependent Variable: DL_OMXV_I  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 15:18  Sample (adjusted): 1/06/2000 6/30/2006  Included observations: 1692 after adjustments  Convergence achieved after 37 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 1/05/2000  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  LOG(GARCH) = C(4) + C(5)*ABS(RESID(-1))@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*ABS(RESID(-2))@SQRT(GARCH(-2)) + C(7)*RESID(-1)@SQRT(GARCH(-1)) + C(8)*LOG(GARCH(-1)) + C(9)*LOG(GARCH(-2))</p> <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>C</td><td>0.078187</td><td>0.026256</td><td>2.977904</td><td>0.0029</td></tr> <tr> <td>AR(2)</td><td>0.083602</td><td>0.026067</td><td>3.207210</td><td>0.0013</td></tr> <tr> <td>MA(1)</td><td>0.169788</td><td>0.027564</td><td>6.159758</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <tbody> <tr> <td>C(4)</td><td>-0.542956</td><td>0.062959</td><td>-8.623996</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(5)</td><td>0.320451</td><td>0.036718</td><td>8.727314</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(6)</td><td>0.233817</td><td>0.035354</td><td>6.613526</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(7)</td><td>-0.096201</td><td>0.017202</td><td>-5.592438</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(8)</td><td>-0.152395</td><td>0.046000</td><td>-3.312917</td><td>0.0009</td></tr> <tr> <td>C(9)</td><td>0.659645</td><td>0.045697</td><td>14.43509</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared 0.021798 Mean dependent var 0.079147  Adjusted R-squared 0.020640 S.D. dependent var 0.898432  S.E. of regression 0.889112 Akaike info criterion 2.520789  Sum squared resid 1335.189 Schwarz criterion 2.549692  Log likelihood -2123.588 Hannan-Quinn criter. 2.531491  Durbin-Watson stat 2.084117</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.078187	0.026256	2.977904	0.0029	AR(2)	0.083602	0.026067	3.207210	0.0013	MA(1)	0.169788	0.027564	6.159758	0.0000	C(4)	-0.542956	0.062959	-8.623996	0.0000	C(5)	0.320451	0.036718	8.727314	0.0000	C(6)	0.233817	0.035354	6.613526	0.0000	C(7)	-0.096201	0.017202	-5.592438	0.0000	C(8)	-0.152395	0.046000	-3.312917	0.0009	C(9)	0.659645	0.045697	14.43509	0.0000
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																															
C	0.078187	0.026256	2.977904	0.0029																																															
AR(2)	0.083602	0.026067	3.207210	0.0013																																															
MA(1)	0.169788	0.027564	6.159758	0.0000																																															
C(4)	-0.542956	0.062959	-8.623996	0.0000																																															
C(5)	0.320451	0.036718	8.727314	0.0000																																															
C(6)	0.233817	0.035354	6.613526	0.0000																																															
C(7)	-0.096201	0.017202	-5.592438	0.0000																																															
C(8)	-0.152395	0.046000	-3.312917	0.0009																																															
C(9)	0.659645	0.045697	14.43509	0.0000																																															

## Lisa 17 järg

GJR (1,1)		Dependent Variable: DL OMXV_I Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps) Date: 04/25/20 Time: 15:21 Sample (adjusted): 1/06/2000 6/30/2006 Included observations: 1692 after adjustments Convergence achieved after 23 iterations Coefficient covariance computed using outer product of gradients MA Backcast: 1/05/2000 Presample variance: backcast (parameter = 0.7) GARCH = C(4) + C(5)*RESID(-1)^2 + C(6)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0) + C(7)*GARCH(-1)				
		Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
		C	0.076529	0.028265	2.707581	0.0068
		AR(2)	0.091443	0.027522	3.322505	0.0009
		MA(1)	0.165891	0.030288	5.477204	0.0000
		Variance Equation				
		C	0.225656	0.032153	7.018093	0.0000
		RESID(-1)^2	0.130162	0.025572	5.089943	0.0000
		RESID(-1)^2*(RESID(-1)<	0.086071	0.036397	2.364798	0.0180
		GARCH(-1)	0.550123	0.057700	9.534259	0.0000
		R-squared	0.022099	Mean dependent var	0.079147	
		Adjusted R-squared	0.020941	S.D. dependent var	0.898432	
		S.E. of regression	0.888976	Akaike info criterion	2.524808	
		Sum squared resid	1334.779	Schwarz criterion	2.547287	
		Log likelihood	-2128.987	Hannan-Quinn criter.	2.533132	
		Durbin-Watson stat	2.076334			

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

## Lisa 18. OMXV II perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes

GARCH (1,1)	<p>Dependent Variable: DL_OMXV_II  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 18:56  Sample (adjusted): 7/05/2006 6/30/2011  Included observations: 1302 after adjustments  Convergence achieved after 23 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 7/03/2006 7/04/2006  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  GARCH = C(4) + C(5)*RESID(-1)^2 + C(6)*GARCH(-1)</p> <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>C</td><td>0.058694</td><td>0.034816</td><td>1.685856</td><td>0.0918</td></tr> <tr> <td>AR(1)</td><td>0.145020</td><td>0.033473</td><td>4.332491</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>MA(2)</td><td>0.049221</td><td>0.033533</td><td>1.467813</td><td>0.1422</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <tbody> <tr> <td>C</td><td>0.093796</td><td>0.008902</td><td>10.53698</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>RESID(-1)^2</td><td>0.222093</td><td>0.023684</td><td>9.377431</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>GARCH(-1)</td><td>0.737827</td><td>0.017034</td><td>43.31564</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared 0.022623 Mean dependent var 0.001414  Adjusted R-squared 0.021118 S.D. dependent var 1.382603  S.E. of regression 1.367926 Akaike info criterion 2.991111  Sum squared resid 2430.717 Schwarz criterion 3.014944  Log likelihood -1941.214 Hannan-Quinn criter. 3.000053  Durbin-Watson stat 1.993185</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.058694	0.034816	1.685856	0.0918	AR(1)	0.145020	0.033473	4.332491	0.0000	MA(2)	0.049221	0.033533	1.467813	0.1422	C	0.093796	0.008902	10.53698	0.0000	RESID(-1)^2	0.222093	0.023684	9.377431	0.0000	GARCH(-1)	0.737827	0.017034	43.31564	0.0000										
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	0.058694	0.034816	1.685856	0.0918																																										
AR(1)	0.145020	0.033473	4.332491	0.0000																																										
MA(2)	0.049221	0.033533	1.467813	0.1422																																										
C	0.093796	0.008902	10.53698	0.0000																																										
RESID(-1)^2	0.222093	0.023684	9.377431	0.0000																																										
GARCH(-1)	0.737827	0.017034	43.31564	0.0000																																										
EGARCH (2,1)	<p>Dependent Variable: DL_OMXV_II  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 19:00  Sample (adjusted): 7/05/2006 6/30/2011  Included observations: 1302 after adjustments  Convergence achieved after 61 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 7/03/2006 7/04/2006  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  LOG(GARCH) = C(4) + C(5)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(6)*RESID(-1)@SQRT(GARCH(-1)) + C(7)*LOG(GARCH(-1)) + C(8)*LOG(GARCH(-2))</p> <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>C</td><td>0.045722</td><td>0.032532</td><td>1.405465</td><td>0.1599</td></tr> <tr> <td>AR(1)</td><td>0.148984</td><td>0.033806</td><td>4.406989</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>MA(2)</td><td>0.038791</td><td>0.029862</td><td>1.299033</td><td>0.1939</td></tr> </tbody> </table> <p>Variance Equation</p> <table border="1"> <tbody> <tr> <td>C(4)</td><td>-0.301694</td><td>0.027436</td><td>-10.99628</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(5)</td><td>0.439792</td><td>0.042045</td><td>10.45990</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(6)</td><td>-0.069477</td><td>0.018677</td><td>-3.719928</td><td>0.0002</td></tr> <tr> <td>C(7)</td><td>0.588391</td><td>0.107969</td><td>5.449653</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(8)</td><td>0.329929</td><td>0.103931</td><td>3.174516</td><td>0.0015</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared 0.023483 Mean dependent var 0.001414  Adjusted R-squared 0.021979 S.D. dependent var 1.382603  S.E. of regression 1.367324 Akaike info criterion 2.976546  Sum squared resid 2428.579 Schwarz criterion 3.008323  Log likelihood -1929.732 Hannan-Quinn criter. 2.988468  Durbin-Watson stat 2.001000</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.045722	0.032532	1.405465	0.1599	AR(1)	0.148984	0.033806	4.406989	0.0000	MA(2)	0.038791	0.029862	1.299033	0.1939	C(4)	-0.301694	0.027436	-10.99628	0.0000	C(5)	0.439792	0.042045	10.45990	0.0000	C(6)	-0.069477	0.018677	-3.719928	0.0002	C(7)	0.588391	0.107969	5.449653	0.0000	C(8)	0.329929	0.103931	3.174516	0.0015
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	0.045722	0.032532	1.405465	0.1599																																										
AR(1)	0.148984	0.033806	4.406989	0.0000																																										
MA(2)	0.038791	0.029862	1.299033	0.1939																																										
C(4)	-0.301694	0.027436	-10.99628	0.0000																																										
C(5)	0.439792	0.042045	10.45990	0.0000																																										
C(6)	-0.069477	0.018677	-3.719928	0.0002																																										
C(7)	0.588391	0.107969	5.449653	0.0000																																										
C(8)	0.329929	0.103931	3.174516	0.0015																																										

## Lisa 18 järg

GJR (1,1)		Dependent Variable: DL OMXV_II Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps) Date: 04/25/20 Time: 19:03 Sample (adjusted): 7/05/2006 6/30/2011 Included observations: 1302 after adjustments Convergence achieved after 26 iterations Coefficient covariance computed using outer product of gradients MA Backcast: 7/03/2006 7/04/2006 Presample variance: backcast (parameter = 0.7) GARCH = C(4) + C(5)*RESID(-1)^2 + C(6)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0) + C(7)*GARCH(-1)				
		Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
		C	0.041307	0.036336	1.136824	0.2556
		AR(1)	0.161842	0.033240	4.868905	0.0000
		MA(2)	0.060300	0.033917	1.777858	0.0754
Variance Equation						
		C	0.098962	0.009804	10.09390	0.0000
		RESID(-1)^2	0.170819	0.027848	6.133993	0.0000
		RESID(-1)^2*(RESID(-1)<	0.110521	0.035340	3.127398	0.0018
		GARCH(-1)	0.729279	0.018715	38.96755	0.0000
R-squared						
		R-squared	0.022201	Mean dependent var	0.001414	
		Adjusted R-squared	0.020695	S.D. dependent var	1.382603	
		S.E. of regression	1.368222	Akaike info criterion	2.988109	
		Sum squared resid	2431.767	Schwarz criterion	3.015913	
		Log likelihood	-1938.259	Hannan-Quinn criter.	2.998540	
		Durbin-Watson stat	2.028052			

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

## Lisa 19. OMXV III perioodi mudelite aruanded GARCH mudelite tüüpide lõikes

GARCH (1,1)	<p>Dependent Variable: DL OMXV_III  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 21:52  Sample (adjusted): 7/05/2011 1/03/2020  Included observations: 2219 after adjustments  Convergence achieved after 33 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 7/01/2011 7/04/2011  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  GARCH = C(4) + C(5)*RESID(-1)^2 + C(6)*GARCH(-1)</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: center;">Variable</th><th style="text-align: center;">Coefficient</th><th style="text-align: center;">Std. Error</th><th style="text-align: center;">z-Statistic</th><th style="text-align: center;">Prob.</th></tr> </thead> <tbody> <tr> <td>C</td><td>0.032534</td><td>0.009526</td><td>3.415208</td><td>0.0006</td></tr> <tr> <td>AR(1)</td><td>-0.001327</td><td>0.019324</td><td>-0.068671</td><td>0.9453</td></tr> <tr> <td>MA(2)</td><td>0.008552</td><td>0.023626</td><td>0.361966</td><td>0.7174</td></tr> </tbody> </table> <p style="text-align: center;"><b>Variance Equation</b></p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tbody> <tr> <td>C</td><td>0.001800</td><td>0.000168</td><td>10.73678</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>RESID(-1)^2</td><td>0.041528</td><td>0.002720</td><td>15.26541</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>GARCH(-1)</td><td>0.953895</td><td>0.002071</td><td>460.4942</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared: 0.000080  Adjusted R-squared: -0.000822  S.E. of regression: 0.593564  Sum squared resid: 780.7365  Log likelihood: -1556.097  Durbin-Watson stat: 1.971935</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.032534	0.009526	3.415208	0.0006	AR(1)	-0.001327	0.019324	-0.068671	0.9453	MA(2)	0.008552	0.023626	0.361966	0.7174	C	0.001800	0.000168	10.73678	0.0000	RESID(-1)^2	0.041528	0.002720	15.26541	0.0000	GARCH(-1)	0.953895	0.002071	460.4942	0.0000										
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	0.032534	0.009526	3.415208	0.0006																																										
AR(1)	-0.001327	0.019324	-0.068671	0.9453																																										
MA(2)	0.008552	0.023626	0.361966	0.7174																																										
C	0.001800	0.000168	10.73678	0.0000																																										
RESID(-1)^2	0.041528	0.002720	15.26541	0.0000																																										
GARCH(-1)	0.953895	0.002071	460.4942	0.0000																																										
EGARCH (1,2)	<p>Dependent Variable: DL OMXV_III  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 21:54  Sample (adjusted): 7/05/2011 1/03/2020  Included observations: 2219 after adjustments  Convergence achieved after 70 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 7/01/2011 7/04/2011  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  LOG(GARCH) = C(4) + C(5)*ABS(RESID(-1))@SQRT(GARCH(-1))) + C(6)*  *ABS(RESID(-2))@SQRT(GARCH(-2))) + C(7)*RESID(-1)  /@SQRT(GARCH(-1)) + C(8)*LOG(GARCH(-1))</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: center;">Variable</th><th style="text-align: center;">Coefficient</th><th style="text-align: center;">Std. Error</th><th style="text-align: center;">z-Statistic</th><th style="text-align: center;">Prob.</th></tr> </thead> <tbody> <tr> <td>C</td><td>0.038439</td><td>0.008252</td><td>4.657888</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>AR(1)</td><td>-0.017225</td><td>0.021808</td><td>-0.789877</td><td>0.4296</td></tr> <tr> <td>MA(2)</td><td>0.032866</td><td>0.019423</td><td>1.692100</td><td>0.0906</td></tr> </tbody> </table> <p style="text-align: center;"><b>Variance Equation</b></p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tbody> <tr> <td>C(4)</td><td>-0.058800</td><td>0.003622</td><td>-16.23252</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(5)</td><td>0.260536</td><td>0.023464</td><td>11.10345</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(6)</td><td>-0.177901</td><td>0.023538</td><td>-7.557895</td><td>0.0000</td></tr> <tr> <td>C(7)</td><td>-0.010063</td><td>0.003708</td><td>-2.713456</td><td>0.0067</td></tr> <tr> <td>C(8)</td><td>0.999454</td><td>0.000386</td><td>2590.998</td><td>0.0000</td></tr> </tbody> </table> <p>R-squared: -0.001046  Adjusted R-squared: -0.001950  S.E. of regression: 0.593898  Sum squared resid: 781.6163  Log likelihood: -1537.498  Durbin-Watson stat: 1.941595</p>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.038439	0.008252	4.657888	0.0000	AR(1)	-0.017225	0.021808	-0.789877	0.4296	MA(2)	0.032866	0.019423	1.692100	0.0906	C(4)	-0.058800	0.003622	-16.23252	0.0000	C(5)	0.260536	0.023464	11.10345	0.0000	C(6)	-0.177901	0.023538	-7.557895	0.0000	C(7)	-0.010063	0.003708	-2.713456	0.0067	C(8)	0.999454	0.000386	2590.998	0.0000
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																										
C	0.038439	0.008252	4.657888	0.0000																																										
AR(1)	-0.017225	0.021808	-0.789877	0.4296																																										
MA(2)	0.032866	0.019423	1.692100	0.0906																																										
C(4)	-0.058800	0.003622	-16.23252	0.0000																																										
C(5)	0.260536	0.023464	11.10345	0.0000																																										
C(6)	-0.177901	0.023538	-7.557895	0.0000																																										
C(7)	-0.010063	0.003708	-2.713456	0.0067																																										
C(8)	0.999454	0.000386	2590.998	0.0000																																										

## Lisa 19 järg

GJR (2,0)	<p>Dependent Variable: DL OMXV_III  Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)  Date: 04/25/20 Time: 21:56  Sample (adjusted): 7/05/2011 1/03/2020  Included observations: 2219 after adjustments  Convergence achieved after 49 iterations  Coefficient covariance computed using outer product of gradients  MA Backcast: 7/01/2011 7/04/2011  Presample variance: backcast (parameter = 0.7)  GARCH = C(4) + C(5)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)&lt;0) + C(6)*GARCH(-1) + C(7)*GARCH(-2)</p>																																			
	<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>C</td> <td>0.033035</td> <td>0.010476</td> <td>3.153399</td> <td>0.0016</td> </tr> <tr> <td>AR(1)</td> <td>0.002940</td> <td>0.017892</td> <td>0.164306</td> <td>0.8695</td> </tr> <tr> <td>MA(2)</td> <td>0.003584</td> <td>0.020546</td> <td>0.174425</td> <td>0.8615</td> </tr> </tbody> </table>	Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	C	0.033035	0.010476	3.153399	0.0016	AR(1)	0.002940	0.017892	0.164306	0.8695	MA(2)	0.003584	0.020546	0.174425	0.8615															
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.																																
C	0.033035	0.010476	3.153399	0.0016																																
AR(1)	0.002940	0.017892	0.164306	0.8695																																
MA(2)	0.003584	0.020546	0.174425	0.8615																																
	<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="5">Variance Equation</th> </tr> <tr> <th>Variable</th> <th>Coefficient</th> <th>Std. Error</th> <th>t-Statistic</th> <th>Prob.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>C</td> <td>0.005134</td> <td>0.000321</td> <td>15.99290</td> <td>0.0000</td> </tr> <tr> <td>RESID(-1)^2*(RESID(-1)&lt;0)</td> <td>0.077210</td> <td>0.005478</td> <td>14.09447</td> <td>0.0000</td> </tr> <tr> <td>GARCH(-1)</td> <td>0.130550</td> <td>0.046601</td> <td>2.801450</td> <td>0.0051</td> </tr> <tr> <td>GARCH(-2)</td> <td>0.809056</td> <td>0.045673</td> <td>17.71398</td> <td>0.0000</td> </tr> </tbody> </table>	Variance Equation					Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.	C	0.005134	0.000321	15.99290	0.0000	RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.077210	0.005478	14.09447	0.0000	GARCH(-1)	0.130550	0.046601	2.801450	0.0051	GARCH(-2)	0.809056	0.045673	17.71398	0.0000					
Variance Equation																																				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.																																
C	0.005134	0.000321	15.99290	0.0000																																
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.077210	0.005478	14.09447	0.0000																																
GARCH(-1)	0.130550	0.046601	2.801450	0.0051																																
GARCH(-2)	0.809056	0.045673	17.71398	0.0000																																
	<table border="1"> <thead> <tr> <th>Statistics</th> <th>Value</th> <th>Statistic</th> <th>Value</th> <th>Prob.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>R-squared</td> <td>0.000051</td> <td>Mean dependent var</td> <td>0.026608</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Adjusted R-squared</td> <td>-0.000852</td> <td>S.D. dependent var</td> <td>0.593320</td> <td></td> </tr> <tr> <td>S.E. of regression</td> <td>0.593573</td> <td>Akaike info criterion</td> <td>1.435965</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Sum squared resid</td> <td>780.7598</td> <td>Schwarz criterion</td> <td>1.453962</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Log likelihood</td> <td>-1586.204</td> <td>Hannan-Quinn criter.</td> <td>1.442538</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Durbin-Watson stat</td> <td>1.980241</td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> </tbody> </table>	Statistics	Value	Statistic	Value	Prob.	R-squared	0.000051	Mean dependent var	0.026608		Adjusted R-squared	-0.000852	S.D. dependent var	0.593320		S.E. of regression	0.593573	Akaike info criterion	1.435965		Sum squared resid	780.7598	Schwarz criterion	1.453962		Log likelihood	-1586.204	Hannan-Quinn criter.	1.442538		Durbin-Watson stat	1.980241			
Statistics	Value	Statistic	Value	Prob.																																
R-squared	0.000051	Mean dependent var	0.026608																																	
Adjusted R-squared	-0.000852	S.D. dependent var	0.593320																																	
S.E. of regression	0.593573	Akaike info criterion	1.435965																																	
Sum squared resid	780.7598	Schwarz criterion	1.453962																																	
Log likelihood	-1586.204	Hannan-Quinn criter.	1.442538																																	
Durbin-Watson stat	1.980241																																			

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

## Lisa 20. OMXT GARCH tüüpi mudelite jäälkiimete autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes

	I period				EGARCH (1,0)				GJR (1,0)			
	GARCH (1,1)		EGARCH (1,0)		GJR (1,0)		GJR (1,0)		GJR (1,0)		GJR (1,0)	
	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	0.0662		0.0662		0.1392		44.926	0.000	1.6132		8.5127	0.004
2	2.1963	0.138	2.1963	0.138	2.3243	0.127	65.018	0.000	3.2882	0.070	10.671	0.005
3	2.5345	0.282	2.5345	0.282	3.5811	0.167	67.148	0.000	3.6231	0.163	10.671	0.014
4	5.7832	0.123	5.7832	0.123	5.0413	0.169	69.557	0.000	5.9472	0.114	10.753	0.029
5	6.0367	0.196	6.0367	0.196	5.2730	0.260	74.640	0.000	5.9502	0.203	11.478	0.043
6	6.2928	0.279	6.2928	0.279	5.3287	0.377	79.429	0.000	5.9503	0.311	11.859	0.065
7	9.6288	0.141	9.6288	0.141	9.9813	0.125	87.402	0.000	9.8762	0.130	11.928	0.103
8	9.8497	0.197	9.8497	0.197	10.148	0.180	93.821	0.000	10.361	0.169	12.530	0.129
9	14.496	0.070	14.496	0.070	12.077	0.148	102.71	0.000	15.516	0.050	12.535	0.185
10	14.677	0.100	14.677	0.100	12.230	0.201	109.06	0.000	15.644	0.075	12.542	0.250
11	17.143	0.071	17.143	0.071	16.398	0.089	113.12	0.000	17.614	0.062	12.545	0.324
12	18.481	0.071	18.481	0.071	16.648	0.119	114.81	0.000	18.239	0.076	12.554	0.402
13	18.780	0.094	18.780	0.094	16.728	0.160	115.62	0.000	18.373	0.105	12.579	0.481
14	18.787	0.130	18.787	0.130	18.551	0.138	117.45	0.000	18.799	0.129	12.580	0.560
15	20.457	0.116	20.457	0.116	20.121	0.126	120.15	0.000	19.012	0.165	12.587	0.634
16	20.643	0.149	20.643	0.149	21.508	0.121	124.71	0.000	20.356	0.159	13.181	0.659
17	22.636	0.124	22.636	0.124	21.612	0.156	127.27	0.000	20.732	0.189	13.192	0.723
18	27.894	0.046	27.894	0.046	23.484	0.134	133.22	0.000	25.473	0.085	14.525	0.694
19	27.922	0.063	27.922	0.063	26.189	0.096	143.12	0.000	25.678	0.107	15.075	0.718
20	28.531	0.074	28.531	0.074	26.194	0.125	143.72	0.000	26.093	0.128	15.523	0.746
21	28.586	0.096	28.586	0.096	26.196	0.159	143.84	0.000	26.210	0.159	16.718	0.728
22	30.136	0.089	30.136	0.089	29.329	0.106	143.86	0.000	27.031	0.170	16.995	0.764
23	30.280	0.112	30.280	0.112	29.413	0.133	144.66	0.000	27.116	0.207	17.285	0.795
24	32.153	0.097	32.153	0.097	30.890	0.126	144.73	0.000	28.879	0.184	17.589	0.822
25	33.977	0.085	33.977	0.085	32.968	0.105	145.14	0.000	31.189	0.148	17.598	0.859
26	34.061	0.107	34.061	0.107	33.146	0.127	145.48	0.000	31.312	0.179	17.653	0.888
27	38.521	0.054	38.521	0.054	34.784	0.116	171.43	0.000	36.564	0.082	139.47	0.000
28	40.480	0.046	40.480	0.046	35.127	0.136	171.69	0.000	37.170	0.092	139.85	0.000
29	40.645	0.058	40.645	0.058	35.226	0.163	172.03	0.000	37.248	0.113	140.24	0.000
30	41.832	0.058	41.832	0.058	36.550	0.158	172.03	0.000	37.767	0.128	140.80	0.000
31	46.864	0.026	46.864	0.026	44.095	0.047	172.84	0.000	45.073	0.038	140.89	0.000
32	46.864	0.034	46.864	0.034	44.113	0.060	175.03	0.000	45.098	0.049	141.13	0.000
33	48.525	0.031	48.525	0.031	46.671	0.045	175.28	0.000	47.028	0.042	141.82	0.000
34	48.785	0.038	48.785	0.038	46.831	0.056	175.89	0.000	47.300	0.051	142.22	0.000
35	48.791	0.048	48.791	0.048	46.946	0.069	175.99	0.000	47.303	0.064	142.77	0.000
36	49.004	0.058	49.004	0.058	49.852	0.050	176.32	0.000	48.203	0.068	142.78	0.000

Märkused:

- 4) Vastava mudeli vasakpoolsed Q statistikud ja nende olulisustõenäosused tähistavad standardiseeritud jäälkiimeteid. Parempoolsed väärtsused aga standardiseeritud jäälkiimete ruute.
- 5) Aruannete allikaks on autori arvutused statistikatarkvaras EViews.
- 6) Sama süsteem kehtib kõikide GARCH tüüpi mudelite jäälkiimete autokorrelatsiooni testimiste puhul lisades 20 kuni 22, mistõttu edaspidi seda ei mainita.

## Lisa 20 järg

GARCH (1,1)				EGARCH (1,0)				GJR (2,0)				
	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	1.0768		0.7999	0.371	0.0100		48.898	0.000	6.3799		15.443	0.000
2	1.2723		0.8160	0.665	0.0102		79.533	0.000	13.557		22.245	0.000
3	10.919	0.001	0.8672	0.833	6.7822	0.009	84.974	0.000	19.693	0.000	22.862	0.000
4	16.810	0.000	1.7736	0.777	10.111	0.006	108.88	0.000	24.454	0.000	25.194	0.000
5	17.943	0.000	1.7888	0.878	10.362	0.016	125.18	0.000	24.627	0.000	40.239	0.000
6	20.125	0.000	2.2153	0.899	13.466	0.009	128.81	0.000	26.943	0.000	41.981	0.000
7	21.202	0.001	3.5603	0.829	14.739	0.012	131.43	0.000	26.971	0.000	42.025	0.000
8	24.285	0.000	4.6358	0.796	14.993	0.020	132.00	0.000	27.900	0.000	42.264	0.000
9	26.600	0.000	5.9428	0.746	16.358	0.022	138.09	0.000	30.843	0.000	42.541	0.000
10	33.490	0.000	6.1700	0.801	27.642	0.001	144.82	0.000	38.743	0.000	43.159	0.000
11	33.945	0.000	6.8476	0.811	28.804	0.001	160.43	0.000	38.789	0.000	44.014	0.000
12	35.701	0.000	6.8720	0.866	31.283	0.001	174.08	0.000	39.255	0.000	44.903	0.000
13	36.087	0.000	9.2971	0.750	32.830	0.001	204.68	0.000	39.440	0.000	50.419	0.000
14	39.892	0.000	9.3780	0.806	39.572	0.000	208.49	0.000	41.269	0.000	50.509	0.000
15	40.884	0.000	9.4285	0.854	39.595	0.000	222.52	0.000	41.325	0.000	52.425	0.000
16	42.113	0.000	9.6423	0.885	40.733	0.000	228.18	0.000	41.338	0.000	54.378	0.000
17	42.113	0.000	10.854	0.864	41.388	0.000	250.79	0.000	41.338	0.000	57.988	0.000
18	42.169	0.000	10.857	0.900	41.438	0.000	253.34	0.000	41.341	0.000	58.021	0.000
19	42.228	0.001	11.082	0.921	42.042	0.001	257.24	0.000	41.467	0.001	58.299	0.000
20	47.789	0.000	11.723	0.925	47.394	0.000	257.60	0.000	47.035	0.000	58.609	0.000
21	48.203	0.000	11.830	0.944	48.185	0.000	258.27	0.000	47.616	0.000	58.644	0.000
22	51.246	0.000	11.952	0.958	50.636	0.000	263.23	0.000	51.321	0.000	60.000	0.000
23	52.380	0.000	12.906	0.954	51.405	0.000	263.23	0.000	52.818	0.000	60.194	0.000
24	52.403	0.000	12.923	0.967	52.101	0.000	264.56	0.000	52.898	0.000	60.208	0.000
25	53.298	0.000	14.130	0.959	52.421	0.000	264.60	0.000	53.668	0.000	61.348	0.000
26	53.435	0.001	15.159	0.954	52.439	0.001	264.90	0.000	53.669	0.000	61.654	0.000
27	53.705	0.001	15.251	0.966	52.453	0.001	265.44	0.000	53.840	0.001	61.791	0.000
28	53.716	0.001	15.705	0.970	52.454	0.002	266.71	0.000	53.956	0.001	61.899	0.000
29	54.441	0.001	17.319	0.957	52.633	0.002	271.28	0.000	53.995	0.002	62.973	0.000
30	54.862	0.002	17.327	0.968	53.839	0.002	273.90	0.000	55.586	0.001	63.011	0.000
31	55.165	0.002	17.544	0.975	55.613	0.002	274.72	0.000	55.774	0.002	63.028	0.001
32	56.351	0.002	18.235	0.976	57.056	0.002	274.98	0.000	57.921	0.002	63.281	0.001
33	56.534	0.003	18.976	0.976	57.136	0.003	274.98	0.000	58.351	0.002	63.802	0.001
34	56.673	0.005	19.608	0.977	57.722	0.004	274.98	0.000	58.351	0.003	63.949	0.001
35	56.911	0.006	20.394	0.977	58.115	0.004	275.15	0.000	59.304	0.003	63.960	0.002
36	57.306	0.007	21.020	0.978	58.710	0.005	275.15	0.000	60.089	0.004	64.174	0.003

GARCH (1,1)				EGARCH (2,1)				GJR (2,1)				
	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	0.6584	0.417	7.4964	0.006	0.2791	0.597	11.417	0.001	0.4432	0.506	4.9154	0.027
2	2.1078	0.349	8.1342	0.017	1.1044	0.576	12.049	0.002	1.5633	0.458	4.9905	0.082
3	2.6760	0.444	4.4939	0.037	1.3215	0.724	12.264	0.007	2.0170	0.569	5.7934	0.122
4	4.8225	0.306	11.263	0.024	3.6776	0.451	13.749	0.008	4.0428	0.400	7.6622	0.105
5	5.1812	0.394	14.871	0.011	4.2108	0.519	18.007	0.003	4.4288	0.489	11.688	0.039
6	5.7800	0.448	15.793	0.015	4.6563	0.589	18.404	0.005	5.1442	0.525	12.246	0.057
7	7.0170	0.427	15.841	0.027	5.9163	0.550	18.669	0.009	6.3730	0.497	12.375	0.089
8	7.8768	0.446	15.854	0.045	6.9340	0.544	18.685	0.017	7.2849	0.506	12.380	0.135
9	7.9913	0.535	16.020	0.066	7.0378	0.633	18.918	0.026	7.3932	0.596	12.688	0.177
10	10.813	0.372	16.529	0.085	10.730	0.379	19.926	0.030	10.505	0.397	13.283	0.208
11	11.535	0.400	17.455	0.095	11.201	0.427	21.637	0.027	11.112	0.434	14.424	0.210
12	11.727	0.468	18.669	0.097	11.301	0.503	23.190	0.026	11.243	0.508	15.670	0.207
13	12.902	0.455	18.838	0.128	12.067	0.522	23.661	0.034	12.176	0.513	15.961	0.251
14	12.903	0.534	18.885	0.169	12.080	0.600	23.680	0.050	12.181	0.592	15.989	0.314
15	13.440	0.568	18.981	0.215	12.519	0.639	23.790	0.069	12.683	0.627	16.118	0.374
16	15.327	0.501	19.217	0.258	14.926	0.530	23.790	0.094	14.931	0.530	16.184	0.440
17	15.544	0.556	19.312	0.311	15.058	0.591	23.816	0.125	15.015	0.594	16.190	0.510
18	15.649	0.617	19.650	0.353	15.064	0.658	23.917	0.158	15.095	0.655	16.236	0.576
19	15.656	0.680	19.799	0.407	15.064	0.719	25.188	0.154	15.101	0.716	16.785	0.604
20	16.048	0.714	19.799	0.471	15.369	0.755	25.635	0.178	15.429	0.751	16.911	0.659
21	17.897	0.656	20.439	0.494	17.759	0.664	26.909	0.174	17.255	0.696	17.886	0.656
22	19.086	0.640	21.518	0.489	19.012	0.645	29.048	0.144	18.794	0.658	19.450	0.617
23	19.332	0.682	21.696	0.539	19.447	0.675	29.555	0.163	19.089	0.696	19.832	0.652
24	19.349	0.733	21.910	0.585	19.626	0.718	30.780	0.160	19.131	0.745	20.271	0.681
25	20.735	0.707	22.163	0.626	21.060	0.689	30.793	0.196	20.530	0.719	20.413	0.725
26	22.632	0.654	22.608	0.655	23.924	0.580	31.606	0.206	22.684	0.651	20.647	0.760
27	23.272	0.670	25.099	0.569	24.281	0.615	32.105	0.228	23.179	0.675	22.626	0.705
28	24.192	0.671	25.117	0.621	25.269	0.613	32.167	0.268	24.099	0.676	22.626	0.752
29	27.121	0.565	25.119	0.672	27.592	0.540	32.207	0.311	26.821	0.581	22.626	0.793
30	27.156	0.615	25.271	0.712	27.783	0.582	32.532	0.343	26.851	0.631	22.798	0.823
31	27.162	0.664	25.318	0.753	27.805	0.631	32.657	0.385	26.868	0.679	22.870	0.854
32	28.008	0.669	28.304	0.654	28.407	0.649	35.928	0.289	27.382	0.700	26.759	0.729
33	31.285	0.553	28.810	0.676	31.437	0.545	35.928	0.333	30.710	0.582	26.846	0.766
34	35.013	0.420	43.501	0.127	35.238	0.409	44.864	0.101	34.230	0.457	45.464	0.090
35	37.071	0.374	43.614	0.151	36.815	0.385	45.426	0.112	36.190	0.413	45.832	0.104
36	37.774	0.388	43.681	0.177	37.529	0.399	45.429	0.135	36.807	0.431	45.833	0.126

## Lisa 21. OMXR GARCH tüüpi mudelite jäälkiimete autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes

	<b>I period</b>				<b>EGARCH (1,2)</b>				<b>GJR (1,0)</b>			
	<b>GARCH (1,1)</b>			<b>EGARCH (1,2)</b>			<b>GJR (1,0)</b>					
	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	0.0603		0.8783	0.349	0.1915		0.1154	0.734	0.1307		43.292	0.000
2	0.9390		1.2903	0.525	1.7929		0.2903	0.865	10.369		48.302	0.000
3	2.6537	0.103	1.3697	0.713	3.1818	0.074	2.2394	0.524	14.872	0.000	64.424	0.000
4	3.5538	0.169	1.8061	0.771	3.3697	0.185	3.1393	0.535	32.038	0.000	86.876	0.000
5	3.5717	0.312	2.1414	0.829	3.4318	0.330	3.1998	0.669	34.077	0.000	90.338	0.000
6	3.9811	0.409	2.1840	0.902	3.4322	0.488	3.2356	0.779	44.379	0.000	90.617	0.000
7	5.0336	0.412	2.6663	0.914	4.3924	0.494	3.2983	0.856	44.896	0.000	90.617	0.000
8	6.0716	0.415	2.6666	0.954	5.8480	0.440	3.3125	0.913	47.726	0.000	90.688	0.000
9	6.7066	0.460	3.1970	0.956	6.3373	0.501	4.1098	0.904	48.462	0.000	90.769	0.000
10	7.6564	0.468	3.8265	0.955	7.5204	0.482	4.6042	0.916	48.514	0.000	90.838	0.000
11	8.9302	0.444	3.8342	0.975	8.9566	0.441	4.6048	0.949	50.584	0.000	91.194	0.000
12	10.146	0.428	3.8351	0.986	10.113	0.431	4.6511	0.969	50.610	0.000	92.786	0.000
13	13.720	0.249	3.8599	0.993	14.675	0.198	4.7262	0.981	52.679	0.000	92.868	0.000
14	15.153	0.233	5.6889	0.974	16.255	0.180	5.0314	0.985	52.887	0.000	94.770	0.000
15	15.176	0.296	5.7655	0.983	16.260	0.235	5.2602	0.990	55.423	0.000	122.35	0.000
16	16.121	0.306	13.053	0.669	17.374	0.237	25.859	0.056	59.941	0.000	152.67	0.000
17	16.599	0.343	13.302	0.716	17.923	0.267	26.304	0.069	60.160	0.000	153.37	0.000
18	18.039	0.322	13.303	0.773	19.387	0.249	26.370	0.092	63.916	0.000	167.36	0.000
19	19.438	0.304	20.388	0.372	20.260	0.261	35.119	0.014	67.529	0.000	336.66	0.000
20	20.385	0.312	20.811	0.408	21.033	0.278	35.562	0.017	67.588	0.000	336.67	0.000
21	22.768	0.248	21.023	0.458	22.767	0.248	35.622	0.024	67.845	0.000	336.99	0.000
22	23.997	0.243	21.260	0.505	23.889	0.247	35.858	0.031	69.519	0.000	337.34	0.000
23	24.090	0.289	22.462	0.493	24.044	0.291	36.203	0.039	69.589	0.000	337.34	0.000
24	25.571	0.271	22.559	0.546	25.255	0.285	36.302	0.051	70.696	0.000	337.46	0.000
25	25.658	0.317	22.561	0.603	25.443	0.328	36.305	0.067	71.502	0.000	337.54	0.000
26	25.905	0.358	22.941	0.636	25.576	0.375	36.947	0.076	72.389	0.000	338.04	0.000
27	25.985	0.408	23.003	0.685	25.736	0.422	36.956	0.096	72.389	0.000	338.11	0.000
28	27.001	0.409	23.407	0.712	27.412	0.388	37.747	0.103	72.405	0.000	338.19	0.000
29	27.120	0.457	23.463	0.755	27.424	0.441	37.773	0.127	72.480	0.000	338.55	0.000
30	27.130	0.511	23.678	0.786	27.434	0.495	38.518	0.137	72.515	0.000	338.81	0.000
31	28.238	0.505	23.718	0.822	27.839	0.527	38.606	0.164	72.634	0.000	338.81	0.000
32	29.725	0.480	23.857	0.850	29.117	0.511	39.297	0.175	74.254	0.000	339.00	0.000
33	31.630	0.435	23.884	0.877	31.081	0.462	39.298	0.208	74.504	0.000	339.57	0.000
34	31.676	0.483	24.179	0.894	31.136	0.510	39.819	0.227	74.622	0.000	339.87	0.000
35	34.485	0.397	24.374	0.911	34.593	0.392	39.959	0.259	78.744	0.000	345.16	0.000
36	34.586	0.440	26.057	0.889	34.593	0.439	41.233	0.252	78.744	0.000	345.81	0.000

## Lisa 21 järg

GARCH (1,1)				EGARCH (2,1)				GJR (1,1)				
	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	1.7119	0.064	3.4197	0.064	3.5503	0.0741	0.300	1.2037	1.9325	0.164		
2	1.9001	0.151	3.7769	0.151	3.5614	0.1592	0.206	1.2924	2.1195	0.347		
3	2.3269	0.127	3.9371	0.268	3.8516	0.050	0.273	1.5979	0.206	2.2380	0.524	
4	2.4261	0.297	4.0324	0.402	3.8617	0.145	0.3947	0.420	1.6561	0.437	2.3024	0.680
5	3.2241	0.358	4.0741	0.539	4.6048	0.203	0.4154	0.491	2.2683	0.519	2.3938	0.792
6	4.4270	0.351	4.1945	0.650	5.3351	0.255	0.4406	0.617	3.2622	0.515	2.5522	0.863
7	4.4506	0.487	4.5224	0.718	5.3934	0.370	0.48592	0.677	3.2655	0.659	2.7838	0.904
8	6.6798	0.351	4.5576	0.804	8.0045	0.238	0.48795	0.770	5.5317	0.478	2.8099	0.946
9	11.953	0.102	4.6834	0.861	14.721	0.040	0.48823	0.844	11.086	0.135	2.9555	0.966
10	12.744	0.121	5.2183	0.876	15.463	0.051	0.52042	0.877	11.791	0.161	3.6925	0.960
11	13.071	0.159	5.2220	0.920	16.017	0.067	0.52793	0.917	12.215	0.201	3.6928	0.978
12	15.998	0.100	6.7060	0.876	18.637	0.045	0.63280	0.899	15.036	0.131	5.1148	0.954
13	20.436	0.040	7.6046	0.868	23.391	0.016	0.67198	0.916	19.265	0.056	5.9779	0.947
14	25.213	0.014	7.6066	0.909	28.703	0.004	0.67264	0.945	23.804	0.022	6.0005	0.966
15	25.530	0.020	7.6592	0.937	29.029	0.006	0.67551	0.964	24.258	0.029	6.1056	0.978
16	26.023	0.026	8.0271	0.948	29.469	0.009	0.68384	0.976	24.751	0.037	6.5833	0.980
17	26.156	0.036	8.1746	0.963	29.569	0.014	0.68753	0.985	24.917	0.051	6.7265	0.987
18	27.381	0.037	19.894	0.339	30.731	0.015	0.23028	0.190	26.194	0.051	21.128	0.273
19	27.421	0.052	20.654	0.356	30.746	0.021	0.23575	0.213	26.256	0.070	21.607	0.304
20	27.432	0.071	20.664	0.417	30.852	0.030	0.23575	0.261	26.266	0.094	21.615	0.362
21	28.704	0.071	21.789	0.412	32.387	0.028	0.24107	0.288	27.739	0.089	22.288	0.383
22	29.933	0.071	25.103	0.292	33.910	0.027	0.27008	0.211	28.891	0.090	24.889	0.302
23	31.909	0.060	25.661	0.317	35.823	0.023	0.27311	0.243	30.744	0.078	25.224	0.339
24	33.512	0.055	25.756	0.366	37.217	0.022	0.27393	0.286	32.414	0.071	25.280	0.391
25	33.527	0.072	25.890	0.414	37.229	0.031	0.27725	0.321	32.432	0.091	25.473	0.436
26	35.001	0.068	25.893	0.469	38.962	0.028	0.27732	0.372	33.864	0.087	25.475	0.492
27	35.231	0.084	28.660	0.378	39.149	0.036	0.30612	0.287	34.183	0.104	28.339	0.394
28	35.652	0.098	29.021	0.411	39.749	0.041	0.30801	0.326	34.690	0.119	28.588	0.434
29	35.913	0.117	30.295	0.399	39.953	0.052	0.31801	0.329	34.953	0.140	29.753	0.426
30	37.552	0.107	30.410	0.445	41.534	0.048	0.31810	0.376	36.477	0.131	29.781	0.477
31	39.485	0.093	31.112	0.461	43.519	0.041	0.32552	0.390	38.350	0.115	30.350	0.499
32	40.691	0.092	31.438	0.495	44.996	0.039	0.32768	0.429	39.600	0.113	30.748	0.530
33	41.385	0.101	34.180	0.411	45.629	0.044	0.35582	0.348	40.297	0.122	33.418	0.447
34	41.717	0.117	34.677	0.435	46.069	0.051	0.35926	0.378	40.689	0.139	33.844	0.475
35	41.925	0.137	34.750	0.480	46.366	0.061	0.35933	0.425	40.906	0.162	33.949	0.519
36	42.560	0.149	37.091	0.418	46.925	0.069	0.38429	0.360	41.576	0.174	37.049	0.420

GARCH (1,1)				EGARCH (1,2)				GJR (1,2)				
	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	
1	0.0229	0.0301	0.862	0.0465	0.0001	0.990	0.0029	0.0002	0.988			
2	0.9413	0.332	0.0632	0.969	1.0099	0.315	0.2607	0.878	0.7730	0.379	0.3058	0.858
3	1.1263	0.569	0.6450	0.886	1.0458	0.593	0.3048	0.959	0.8762	0.645	1.0819	0.781
4	1.4710	0.689	0.7497	0.945	1.0912	0.779	0.5282	0.971	1.4649	0.690	1.1808	0.881
5	1.5087	0.825	1.3011	0.935	1.1345	0.889	0.7689	0.979	1.4742	0.831	1.7710	0.880
6	2.3808	0.794	3.0206	0.806	5.3454	0.375	0.96587	0.000	2.3903	0.793	5.7226	0.455
7	4.5417	0.604	3.0228	0.883	9.1089	0.168	0.97634	0.000	5.1937	0.519	5.7376	0.571
8	8.5410	0.287	3.0268	0.933	12.654	0.081	0.97635	0.000	9.3436	0.229	5.7391	0.676
9	8.7044	0.368	3.0563	0.962	12.999	0.112	0.97809	0.000	9.4559	0.305	5.8360	0.756
10	10.150	0.339	3.2525	0.975	15.529	0.077	0.97817	0.000	11.025	0.274	5.9445	0.820
11	10.284	0.416	3.4164	0.984	15.911	0.102	0.97862	0.000	11.229	0.340	6.0746	0.868
12	10.290	0.505	3.4166	0.992	16.101	0.137	0.97862	0.000	11.304	0.418	6.0748	0.912
13	11.289	0.504	36.068	0.001	17.297	0.139	0.12091	0.000	12.749	0.388	43.413	0.000
14	12.239	0.508	36.605	0.001	18.019	0.157	0.12122	0.000	13.409	0.417	43.999	0.000
15	12.732	0.548	36.678	0.001	18.833	0.171	0.12125	0.000	14.261	0.430	44.079	0.000
16	14.165	0.513	37.450	0.002	19.408	0.196	0.12185	0.000	15.548	0.413	44.938	0.000
17	18.983	0.270	37.553	0.003	24.060	0.088	0.12198	0.000	20.267	0.208	45.090	0.000
18	20.605	0.244	37.593	0.004	25.596	0.082	0.12200	0.000	21.888	0.189	45.104	0.000
19	20.899	0.285	37.882	0.006	27.822	0.065	0.13368	0.000	22.513	0.210	46.049	0.000
20	20.919	0.341	38.127	0.009	27.836	0.087	0.13393	0.000	22.513	0.259	46.308	0.001
21	23.897	0.247	38.146	0.012	28.791	0.092	0.13478	0.000	25.272	0.191	46.325	0.001
22	25.677	0.219	38.244	0.017	30.732	0.078	0.13478	0.000	27.461	0.156	46.374	0.002
23	25.689	0.265	38.304	0.024	30.835	0.100	0.13478	0.000	27.507	0.193	46.420	0.003
24	25.790	0.311	38.479	0.031	31.103	0.120	0.13489	0.000	27.691	0.228	46.600	0.004
25	27.174	0.296	38.632	0.040	32.270	0.120	0.13522	0.000	29.054	0.218	46.856	0.005
26	27.437	0.334	38.638	0.053	32.376	0.147	0.13522	0.000	29.267	0.253	46.899	0.007
27	27.460	0.386	42.278	0.031	32.425	0.179	0.13736	0.000	29.271	0.299	50.423	0.004
28	27.637	0.430	42.535	0.039	32.545	0.213	0.13740	0.000	29.375	0.343	50.741	0.005
29	27.749	0.478	42.784	0.048	32.789	0.244	0.13743	0.000	29.480	0.388	51.142	0.007
30	28.033	0.516	42.954	0.059	33.032	0.276	0.13747	0.000	29.819	0.423	51.358	0.009
31	29.602	0.486	42.964	0.075	34.419	0.264	0.13751	0.000	31.114	0.410	51.364	0.012
32	31.594	0.437	43.159	0.090	36.363	0.233	0.13778	0.000	33.158	0.362	51.596	0.016
33	31.666	0.483	43.268	0.109	36.372	0.272	0.13781	0.000	33.251	0.406	51.742	0.020
34	32.335	0.500	43.351	0.131	37.644	0.265	0.13791	0.000	34.098	0.415	51.843	0.026
35	32.737	0.529	43.379	0.156	38.279	0.281	0.13798	0.000	34.577	0.440	51.869	0.033
36	33.264	0.552	43.483	0.183	38.910	0.298	0.13805	0.000	35.127	0.462	51.979	0.041

## Lisa 22. OMXV GARCH tüüpi mudelite jäälkiimete autokorrelatsiooni testide tulemused perioodide lõikes

	I periood				II periood				III periood			
	GARCH (1,1)		EGARCH (2,2)		GJR (1,1)		EGARCH (2,2)		GJR (1,1)		EGARCH (2,2)	
	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	0.4703	0.0200	0.887		0.4048	0.0080	0.929		0.5085	0.0261	0.872	
2	0.6190	0.0301	0.985		1.4158	0.0139	0.993		0.7451	0.0354	0.982	
3	3.8146	0.051	0.0303	0.999	4.9390	0.026	0.0153	0.999	4.3762	0.036	0.0355	0.998
4	6.8756	0.032	0.1022	0.999	8.9451	0.011	0.0651	0.999	7.3339	0.026	0.1111	0.999
5	7.5220	0.057	0.2259	0.999	9.6487	0.022	0.3073	0.998	7.9989	0.046	0.2525	0.998
6	10.505	0.033	0.2451	1.000	13.422	0.009	0.3116	0.999	11.244	0.024	0.2690	1.000
7	12.527	0.028	0.2461	1.000	16.046	0.007	0.3137	1.000	13.393	0.020	0.2697	1.000
8	19.400	0.004	0.2565	1.000	23.229	0.001	0.3137	1.000	20.077	0.003	0.2849	1.000
9	22.532	0.002	0.2659	1.000	26.363	0.000	0.3152	1.000	23.258	0.002	0.2922	1.000
10	22.534	0.004	0.3097	1.000	26.456	0.001	0.3394	1.000	23.263	0.003	0.3345	1.000
11	29.369	0.001	0.3100	1.000	33.961	0.000	0.3548	1.000	30.286	0.000	0.3375	1.000
12	29.967	0.001	0.3955	1.000	34.894	0.000	0.4732	1.000	30.910	0.001	0.4228	1.000
13	30.187	0.001	0.6705	1.000	35.150	0.000	0.6770	1.000	31.102	0.001	0.7025	1.000
14	31.775	0.001	0.7022	1.000	37.377	0.000	0.7022	1.000	32.520	0.001	0.7418	1.000
15	38.793	0.000	0.7281	1.000	43.830	0.000	0.7282	1.000	39.541	0.000	0.7792	1.000
16	39.303	0.000	0.7536	1.000	44.773	0.000	0.7403	1.000	40.027	0.000	0.8018	1.000
17	39.351	0.001	0.7756	1.000	44.891	0.000	0.7675	1.000	40.102	0.000	0.8214	1.000
18	42.615	0.000	0.9212	1.000	48.184	0.000	1.0360	1.000	43.784	0.000	0.9658	1.000
19	44.240	0.000	0.9425	1.000	49.592	0.000	1.0777	1.000	45.280	0.000	0.9955	1.000
20	45.413	0.000	0.9687	1.000	50.818	0.000	1.0974	1.000	46.497	0.000	1.0134	1.000
21	46.404	0.000	0.9728	1.000	51.641	0.000	1.1238	1.000	47.426	0.000	1.0178	1.000
22	53.070	0.000	1.0240	1.000	59.562	0.000	1.1780	1.000	54.030	0.000	1.0762	1.000
23	53.989	0.000	1.0778	1.000	60.581	0.000	1.2902	1.000	54.903	0.000	1.1372	1.000
24	54.560	0.000	1.2830	1.000	61.553	0.000	1.5096	1.000	55.609	0.000	1.3433	1.000
25	55.525	0.000	1.3033	1.000	62.896	0.000	1.5540	1.000	56.847	0.000	1.3672	1.000
26	58.548	0.000	2.0227	1.000	66.132	0.000	2.8285	1.000	60.122	0.000	1.9229	1.000
27	61.101	0.000	2.1233	1.000	68.483	0.000	2.9415	1.000	62.689	0.000	2.0343	1.000
28	61.437	0.000	2.6419	1.000	68.542	0.000	3.4360	1.000	62.948	0.000	2.5631	1.000
29	61.439	0.000	2.8504	1.000	68.559	0.000	3.4491	1.000	62.949	0.000	2.6757	1.000
30	73.111	0.000	4.7726	1.000	81.418	0.000	6.8369	1.000	75.092	0.000	4.8724	1.000
31	73.114	0.000	4.7919	1.000	81.444	0.000	6.8994	1.000	75.094	0.000	4.8940	1.000
32	73.124	0.000	4.9241	1.000	81.464	0.000	7.0899	1.000	75.098	0.000	5.0484	1.000
33	74.788	0.000	4.9648	1.000	82.896	0.000	7.1190	1.000	76.920	0.000	5.0967	1.000
34	79.722	0.000	4.9769	1.000	87.208	0.000	7.1307	1.000	81.606	0.000	5.1052	1.000
35	79.849	0.000	6.3372	1.000	87.210	0.000	8.5258	1.000	81.708	0.000	6.3106	1.000
36	82.015	0.000	6.7889	1.000	89.308	0.000	9.1069	1.000	84.045	0.000	6.7014	1.000

## Lisa 22 järg

GARCH (1,1)				EGARCH (2,1)				GJR (1,1)						
	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*		
1	2.5798	0.0414	0.839	1.9951	0.0172	0.896	1.4531	0.0285	0.866	1.4752	0.2833	0.868		
2	2.8214	0.3157	0.854	2.3533	0.0173	0.991	4.5614	0.033	0.3883	0.943	8.0287	0.018	0.9862	0.912
3	5.9339	0.015	0.4015	0.940	5.3373	0.021	0.0542	0.997	8.7688	0.033	1.0319	0.960		
4	9.7640	0.008	0.9336	0.920	8.6506	0.013	0.3789	0.984	9.4393	0.051	1.1467	0.979		
5	10.781	0.013	0.9380	0.967	9.2685	0.026	0.4242	0.995	13.500	0.019	1.1781	0.991		
6	11.706	0.020	1.0908	0.982	10.073	0.039	0.5438	0.997	16.189	0.013	2.0424	0.980		
7	16.294	0.006	1.1161	0.993	14.070	0.015	0.5438	0.999	27.132	0.000	2.0675	0.990		
8	18.837	0.004	1.9817	0.982	17.473	0.008	1.4784	0.993	30.902	0.000	2.2981	0.994		
9	29.622	0.000	1.9819	0.992	29.610	0.000	1.7417	0.995	31.267	0.000	2.8472	0.993		
10	33.572	0.000	2.0753	0.996	33.412	0.000	1.9775	0.997	33.696	0.000	3.0734	0.995		
11	34.082	0.000	2.5607	0.995	33.901	0.000	2.8631	0.992	38.156	0.000	3.2831	0.997		
12	36.482	0.000	2.7344	0.997	36.087	0.000	3.1059	0.995	39.593	0.000	3.2835	0.998		
13	41.351	0.000	3.0281	0.998	41.735	0.000	3.3275	0.996	39.997	0.000	7.0717	0.956		
14	43.086	0.000	3.0281	0.999	43.340	0.000	3.3302	0.998	42.773	0.000	9.7735	0.878		
15	43.624	0.000	5.7103	0.984	43.598	0.000	7.6268	0.938	43.891	0.000	10.321	0.890		
16	46.163	0.000	8.5437	0.931	46.729	0.000	10.595	0.834	43.943	0.000	11.332	0.880		
17	47.133	0.000	9.1515	0.935	47.798	0.000	10.928	0.860	44.366	0.000	11.447	0.908		
18	47.184	0.000	10.317	0.921	47.810	0.000	12.131	0.840	44.669	0.000	11.605	0.929		
19	47.648	0.000	10.344	0.944	48.446	0.000	12.401	0.868	50.636	0.000	11.957	0.941		
20	47.921	0.000	10.361	0.961	48.800	0.000	12.501	0.898	50.813	0.000	11.974	0.958		
21	53.489	0.000	10.589	0.970	54.103	0.000	12.717	0.918	51.047	0.000	12.333	0.965		
22	53.668	0.000	10.675	0.979	54.263	0.000	12.730	0.940	51.143	0.000	12.365	0.975		
23	53.929	0.000	11.202	0.981	54.487	0.000	13.075	0.950	52.389	0.000	12.499	0.982		
24	54.119	0.000	11.267	0.987	54.736	0.000	13.087	0.965	54.873	0.000	12.527	0.988		
25	55.196	0.000	11.395	0.991	55.659	0.000	13.122	0.975	54.874	0.001	12.868	0.990		
26	57.748	0.000	11.482	0.994	57.736	0.000	13.122	0.983	58.562	0.000	13.005	0.993		
27	57.748	0.000	11.779	0.995	57.751	0.000	13.425	0.986	58.691	0.000	13.072	0.995		
28	61.184	0.000	11.928	0.997	61.659	0.000	13.527	0.990	59.660	0.001	13.402	0.998		
29	61.298	0.000	11.979	0.998	61.844	0.000	13.694	0.993	59.700	0.001	13.664	0.998		
30	61.299	0.000	12.336	0.998	61.847	0.000	14.165	0.994	59.811	0.001	13.751	0.999		
31	62.087	0.000	12.338	0.999	62.404	0.000	14.165	0.996	60.107	0.002	14.110	0.999		
32	62.127	0.001	12.618	0.999	62.464	0.000	14.535	0.997	60.857	0.002	14.203	0.999		
33	62.235	0.001	12.680	0.999	62.520	0.001	14.545	0.998	62.995	0.002	14.371	1.000		
34	62.475	0.001	13.056	1.000	62.787	0.001	14.889	0.998						
35	63.353	0.001	13.150	1.000	63.723	0.001	14.957	0.999						
36	65.312	0.001	13.282	1.000	66.064	0.001	15.135	0.999						

**III period**  
GARCH (1,1)      EGARCH (1,2)      GJR (2,0)

	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*	Q-Stat	Prob*
1	0.5732	0.26351	0.105	1.3217	0.2174	0.641	0.3907	0.15860	0.208	0.7766	0.20402	0.361
2	0.8178	2.8388	0.242	4.5873	0.6228	0.732	3.7718	0.052	3.1784	0.365		
3	4.0162	0.045	3.0641	0.382	7.7904	0.005	2.4080	0.492	5.5925	0.061	3.2972	0.509
4	5.8426	0.054	3.1228	0.537	11.005	0.004	2.6786	0.613	5.6203	0.132	3.5877	0.610
5	5.8430	0.120	3.7459	0.587	11.011	0.012	3.1729	0.673	6.9953	0.221	3.9913	0.678
6	6.0381	0.196	3.8170	0.701	11.282	0.024	3.6183	0.728	7.0438	0.317	4.1712	0.841
7	6.8036	0.236	3.8190	0.800	12.286	0.031	3.6288	0.821	7.0580	0.423	4.3064	0.890
8	6.9092	0.329	4.3106	0.828	12.439	0.053	3.9271	0.864	14.325	0.111	4.8963	0.936
9	6.9157	0.438	4.3238	0.889	12.471	0.086	4.2324	0.895	14.801	0.139	4.8977	0.961
10	9.5045	0.302	4.7068	0.910	15.386	0.052	4.6260	0.915	16.446	0.125	5.3840	0.966
11	13.913	0.125	4.9691	0.933	20.525	0.015	4.9132	0.935	19.527	0.077	5.7603	0.972
12	14.707	0.143	4.9968	0.958	21.136	0.020	4.9895	0.958	19.622	0.105	5.8538	0.982
13	15.970	0.142	5.8347	0.952	22.531	0.021	5.9347	0.948	19.675	0.141	5.9907	0.988
14	18.844	0.092	6.5551	0.951	25.781	0.012	6.4596	0.954	20.236	0.163	6.0686	0.993
15	19.389	0.112	6.5796	0.968	25.850	0.018	6.4753	0.971	21.161	0.172	6.0712	0.996
16	19.405	0.150	7.3044	0.967	25.872	0.027	6.9757	0.974	21.262	0.215	6.0933	0.998
17	19.744	0.182	7.5095	0.976	26.315	0.035	6.9781	0.984	21.374	0.261	6.1800	0.999
18	20.288	0.208	7.6430	0.983	26.671	0.045	7.0615	0.990	21.729	0.298	6.2038	0.999
19	20.785	0.236	7.6869	0.990	26.806	0.061	7.1178	0.994	22.515	0.313	6.5980	0.999
20	21.309	0.264	8.0629	0.991	26.969	0.080	7.4852	0.995	23.374	0.324	6.8842	1.000
21	21.309	0.320	8.3291	0.994	27.014	0.104	7.6190	0.997	23.851	0.355	6.8863	1.000
22	22.525	0.313	8.9733	0.993	28.267	0.103	8.4879	0.996	23.882	0.410	7.1053	1.000
23	22.845	0.352	9.4478	0.994	28.519	0.126	8.8875	0.996	23.902	0.467	7.1070	1.000
24	22.942	0.405	9.5647	0.996	28.600	0.157	8.9939	0.998	25.488	0.435	7.1127	1.000
25	22.942	0.464	9.6375	0.998	28.604	0.194	9.0183	0.999	25.761	0.476	7.1928	1.000
26	22.952	0.523	9.7289	0.998	28.620	0.235	9.0502	0.999	27.7959	0.520	8.0602	1.000
27	23.783	0.532	9.9335	0.999	29.704	0.236	9.1700	0.999	27.991	0.571	8.0650	1.000
28	24.107	0.570	10.109	0.999	29.927	0.271	9.3577	1.000	28.464	0.597	8.3177	1.000
29	24.481	0.604	10.370	0.999	30.306	0.301	9.7451	1.000	28.554	0.642	8.5469	1.000
30	26.570	0.542	11.006	0.999	31.863	0.280	10.510	1.000	28.898	0.672	8.8892	1.000
31	26.796	0.583	11.247	1.000	32.349	0.305	10.915	1.000	29.012	0.711	9.1955	1.000
32	26.825	0.632	11.263	1.000	32.456	0.347	10.958	1.000				
33	28.571	0.592	11.285	1.000	33.620	0.342	11.085	1.000				
34	28.612	0.639	11.572	1.000	33.651	0.387	11.418	1.000				
35	29.033	0.665	12.165	1.000	34.051	0.417	11.914	1.000				
36	29.065	0.708	12.609	1.000	34.171	0.460	12.496	1.000				

**Lisa 23. GARCH tüüpi mudelite jäälkiimete heteroskedastiivsuse ja normaaljaotuse testide tulemused perioodide lõikes**

Indeks	periood	mudel	LM stat.	p-value	Jarque-Bera stat.	p-value
OMXT	I periood	GARCH (1,1)	0,0002	0,988	5157,00	0,000
		EGARCH (1,0)	44,9005	0,000	2882,66	0,000
		GJR (1,0)	8,4941	0,004	7853,87	0,000
	II periood	GARCH (1,1)	0,7976	0,372	976,32	0,000
		EGARCH (1,0)	48,7541	0,000	2344,76	0,000
		GJR (2,0)	15,3978	0,000	1695,17	0,000
	III periood	GARCH (1,1)	7,4830	0,006	2027,93	0,000
		EGARCH (2,1)	11,3969	0,001	1512,70	0,000
		GJR (2,1)	4,9067	0,027	1736,83	0,000
OMXR	I periood	GARCH (1,1)	0,8763	0,349	7280,80	0,000
		EGARCH (1,2)	0,1151	0,734	5738,77	0,000
		GJR (1,0)	43,1940	0,000	14787,39	0,000
	II periood	GARCH (1,1)	3,4104	0,065	421,36	0,000
		EGARCH (2,1)	1,0712	0,301	549,30	0,000
		GJR (1,1)	1,9272	0,165	470,34	0,000
	III periood	GARCH (1,1)	0,0300	0,863	27344,37	0,000
		EGARCH (1,2)	0,0001	0,990	28407,63	0,000
		GJR (1,2)	0,0002	0,988	21425,08	0,000
OMXV	I periood	GARCH (1,1)	0,0200	0,888	37129,65	0,000
		EGARCH (2,2)	0,0080	0,929	24074,30	0,000
		GJR (1,1)	0,0260	0,872	35777,62	0,000
	II periood	GARCH (1,1)	0,0412	0,839	2781,03	0,000
		EGARCH (2,1)	0,0171	0,896	2022,61	0,000
		GJR (1,1)	0,0284	0,866	2994,46	0,000
	III periood	GARCH (1,1)	2,6305	0,105	19744,09	0,000
		EGARCH (1,2)	0,2170	0,641	14406,35	0,000
		GJR (2,0)	1,5833	0,208	22280,47	0,000

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

## Lisa 24. Balti börsiindeksite GARCH tüüpi mudelite prognoosivead perioodide lõikes

Periood	Mudel	OMXT järgud	RMSE	MAE	Theil's U	OMXR järgud	RMSE	MAE	Theil's U	
I	GARCH	(1,1)	0,7100	0,4445	0,7803	(1,1)	0,6601	0,4861	0,8959	
	EGARCH	(1,0)	0,7242	0,4523	0,8153	(1,2)	0,6602	0,4857	0,8984	
	GJR	(1,0)	0,7140	0,4482	0,7763	(1,0)	0,6285	0,4716	0,6582	
II	GARCH	(1,1)	0,6829	0,4932	0,8203	(1,1)	0,7581	0,5477	0,8432	
	EGARCH	(1,0)	0,6930	0,4976	0,8492	(2,1)	0,7553	0,5469	0,8347	
	GJR	(2,0)	0,6784	0,5043	0,7406	(1,1)	0,7598	0,5483	0,8522	
III	GARCH	(1,1)	0,2354	0,1699	0,8699	(1,1)	0,5141	0,3838	0,8131	
	EGARCH	(2,1)	0,2358	0,1700	0,8833	(1,2)	0,5148	0,3821	0,7872	
	GJR	(2,1)	0,2356	0,1699	0,8757	(1,2)	0,5150	0,3827	0,7930	
Periood	Mudel	OMXV järgud	RMSE	MAE	Theil's U					
I	GARCH	(1,1)	1,2199	0,8777	0,8679					
	EGARCH	(2,2)	1,2173	0,8751	0,8653					
	GJR	(1,1)	1,2186	0,8761	0,8663					
II	GARCH	(1,1)	0,9614	0,6045	0,8446					
	EGARCH	(2,1)	0,9619	0,6033	0,8467					
	GJR	(1,1)	0,9603	0,6015	0,8314					
III	GARCH	(1,1)	0,2412	0,1878	0,8626					
	EGARCH	(1,2)	0,2402	0,1877	0,8392					
	GJR	(2,0)	0,2412	0,1879	0,8613					

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

Märkused:

- 1) Tabelis on värviga märgistatud parimad prognoosivigade näitajate väärtsused. Välja valitud mudelite väärtsused on esitatud rohelisega.

## Lisa 25. Lihtlitsents

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

Mina \_\_\_\_\_ Liisa Sõgel \_\_\_\_\_ (*autorinimi*)

1. annan Tallinna Tehnikaülikoolile tasuta loa (lihtlitsentsi) enda loodud teose  
„Balti aktsiaturu volatiilsuse modelleerimine tuginedes GARCH tüüpi mudelitele“

\_\_\_\_\_ ,  
(*lõputöö pealkiri*)

mille juhendaja on \_\_\_\_\_ Kalle Ahi \_\_\_\_\_ ,  
(*juhendajanimi*)

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

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

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

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

---

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