

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL

Majandusteaduskond

Sander Metsküla

**PÕHJAMAADE ALTERNATIIVTURGUDE VOLATIILSUSE
MODELLEERIMINE TUGINEDES GARCH-TÜÜPI
MUDELITELE**

Bakalaureusetöö

Õppekava ärindus, peeriala ärirahandus

Juhendaja: Tõnn Talpsepp, PhD

Tallinn 2022

Deklareerin, et olen koostanud lõputöö iseseisvalt ja olen viidanud kõikidele töö koostamisel kasutatud teiste autorite töödele, olulistele seisukohtadele ja andmetele, ning ei ole esitanud sama tööd varasemalt ainepunktide saamiseks.

Töö pikkuseks on 6248 sõna sissejuhatusest kuni kokkuvõtte lõpuni.

Sander Metsküla 15.12.2022

SISUKORD

LÜHIKOKKUVÕTE	6
SISSEJUHATUS	7
1. VOLATIILSUS	9
1.1. Volatiilsuse definitsioon ja olemus	9
1.2. Volatiilsuse stiliseeritud faktid	9
1.3. Volatiilsuse mudelid	10
1.3.1 ARCH mudel	10
1.3.2 Generaliseeritud ARCH ehk GARCH mudel ning selle edasiarendused	11
1.3.3 Asümmeetrilised GARCH mudelid GJR ja EGARCH	11
1.4. Varasemad uuringud	12
1.5. Alternatiivturud	14
1.6. Nasdaq First North Growth Market	14
2. ANDMED JA METOODIKA	16
2.1. Valim	16
2.2. Metoodika	17
2.2.1. Aegridade statsionaarsuse testimine ja mudelite võrdlemine	17
2.2.2. Mudelite testimine	18
2.2.3. Prognooside võrdlemine	18
3. ANALÜÜS JA JÄRELDUSED	20
3.1. Logaritmitud tulumäärade aegridade eelduste testimine	20
3.2. ARMA järkude määramine	21
3.3. GARCH-tüüpi mudelite määramine	23
3.4. GARCH-tüüpi mudelite adekvaatsuse testimine	26
3.5. Määratud GARCH-tüüpi mudelite järgi prognoosimine	28
3.6. Järeldused	30
KOKKUVÕTE	32
SUMMARY	34
KASUTATUD ALLIKATE LOETELU	37
LISAD	40
Lisa 1. ADF testimiste tulemused	40
Lisa 1 järg	41

Lisa 2. Riikidelõikeliste börsiindeksite logaritmitud tulumäärade aegridade autokorrelatsiooni testimise olulisuse tõenäosused järkude lõikes.....	42
Lisa 2 järg.....	43
Lisa 3. Valitud ARMA mudelite jääkliikmete autokorrelatsiooni testimise olulisuse tõenäosused järkude lõikes.....	44
Lisa 3 järg.....	45
Lisa 4. Valitud ARMA mudelite ARCH LM testide tulemused.....	46
Lisa 4 järg.....	47
Lisa 5. FNFIEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelid.....	48
Lisa 5 järg.....	49
Lisa 6. FNISEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelid.....	50
Lisa 6 järg.....	51
Lisa 7. FNSEEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelid.....	52
Lisa 7 järg.....	53
Lisa 8. FNFIEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete autokorrelatsiooni testid.....	54
Lisa 8 järg.....	55
Lisa 9. FNISEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete autokorrelatsiooni testid.....	56
Lisa 9 järg.....	57
Lisa 10. FNSEEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete autokorrelatsiooni testid.....	58
Lisa 10 järg.....	59
Lisa 11. FNFIEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete normaaljaotuse testid.....	60
Lisa 12. FNISEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete normaaljaotuse testid.....	61
Lisa 13. FNSEEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete normaaljaotuse testid.....	62
Lisa 14. FNFIEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete heteroskedastiivsuse testid.....	63
Lisa 14 järg.....	64
Lisa 15. FNISEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete heteroskedastiivsuse testid.....	65
Lisa 15 järg.....	66
Lisa 16. FNSEEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete heteroskedastiivsuse testid.....	67
Lisa 16 järg.....	68

Lisa 17. FNFIEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite prognoosimiste tulemused	69
Lisa 17 järg	70
Lisa 18. FNISEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite prognoosimiste tulemused	71
Lisa 18 järg	72
Lisa 19. FNSEEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite prognoosimiste tulemused	73
Lisa 19 järg	74
Lisa 20. Lihtlitsents	75

LÜHIKOKKUVÕTE

Käesolevas töös modelleeritakse Nasdaq First North Growth Market riikidelõikeliste börsiindeksite volatiilsust. Uuritavateks indeksiteks on Taani, Soome, Islandi ja Rootsi alternatiivturu indeksid. Töö eesmärgiks on hinnata GARCH, EGARCH ja GJR mudelite sobivust kirjeldamiseks Põhjamaade alternatiivturu Nasdaq First North Growth Market riiklike indeksite volatiilsust. Uurimisprobleem seisneb faktis, et varasemad tööd volatiilsuse modelleerimise alal on tehtud tuginedes traditsioonilistele turgudele ning alternatiivturud on suuresti varasemate uuringute poolt katmata jäänud.

Käesolevas töös kasutas autor nelja Põhjamaa riigi alternatiivturu indeksite FNDKEURGI, FNFIEURGI, FNISEURGI ja FNSEEURGI päevaseid sulgemishindu vahemikus 15.10.2015-11.11.2022. Päevaste sulgemishindade alusel arvutati logaritmitud tulumäärad, mida kasutati GARCH-tüüpi mudelite määramisel. Määratud GARCH-tüüpi mudelitega viidi läbi testid mudelite adekvaatsuse hindamiseks ning prognoosimised võrdlemaks mudelite võimet kirjeldada börsiindeksite volatiilsust.

GARCH-tüüpi mudelite määramise tulemusena selgus, et nii GARCH, EGARCH kui ka GJR mudelid on sobivad kirjeldamiseks Soome, Islandi ja Rootsi alternatiivturgude riikidelõikeliste börsiindeksite volatiilsust, Taani alternatiivturuindeksile ei õnnestunud GARCH-tüüpi mudeleid määrata, kuna aegrida ei täitnud vajalikke eeldusi. Samuti selgus, et Soome ja Rootsi alternatiivturuindeksite puhul on negatiivsetel šokkidel suurem mõju volatiilsusele kui positiivsetel šokkidel, Islandi alternatiivturuindeksi puhul asümmeetria viiteid ei tuvastatud. Määratud mudelitega prognoosimise tulemusel selgus, et erinevused GARCH, EGARCH ja GJR mudelite prognoosimisvea näitajate vahel riikide lõikes on väga väikesed ning ühtegi valitud GARCH-tüüpi mudelitest Põhjamaade alternatiivturu indeksite volatiilsuse prognoosimiseks eelistada ei saa. Samuti selgus, et kõik kolm valitud GARCH-tüüpi mudelit suutsid anda paremaid prognoose kui naiivne prognoos.

Võtmesõnad: Volatiilsus, Nasdaq First North Growth Market, GARCH, EGARCH, GJR.

SISSEJUHATUS

Volatiilsuse hindamiseks on loodud palju erinevaid mudeleid ning plaanitava töö käigus hinnatakse valitud GARCH-tüüpi mudelite sobivust kirjeldamaks Põhjamaade alternatiivturgude volatiilsust. Töö aktuaalsus tuleneb aktsiatesse investeerimise populaarsuse jätkuvast kasvust ning täpsemalt alternatiivturgude kasvust, 2021. aastal rohkem kui kahekordistus kodusel First North Baltic alternatiivturul kauplevate ettevõtete arv.

Kuigi volatiilsust modelleerivaid töid on ka varem tehtud, pole uuritud alternatiivturge (mitmepoolseid kauplemissüsteeme). Kuna mitmepoolsed kauplemissüsteemid oma olemuselt erinevad traditsioonilistest turgudest, on loota plaanitava tööga saada uusi ja huvitavaid tulemusi. Kuigi suur huvi oleks sama töö läbi viia kodusele First North Baltic alternatiivturule tuginedes, on kahjuks see turg veel väga väike ning andmete vähesuse tõttu ei pruugi olla võimalik teha mingisuguseid järeldusi.

Töö eesmärgiks on hinnata GARCH, EGARCH ja GJR mudelite sobivust kirjeldamaks Põhjamaade alternatiivturule Nasdaq First North Growth Market riiklike indeksite volatiilsust. Uurimisprobleem seisneb faktis, et varasemad tööd volatiilsuse modelleerimise alal on tehtud tuginedes traditsioonilistele turgudele ning alternatiivturud on suuresti varasemate uuringute poolt katmata jäänud.

Uurimisküsimused on järgnevad:

1. Millised valitud GARCH tüüpi mudelitest sobivad valitud turgude volatiilsuse kirjeldamiseks?
2. Kas ja millistes valitud indeksitest leidub asümmeetria viiteid?
3. Kas ja milliseid erinevusi esineb mudelite võimes kirjeldada volatiilsust riiklike indeksite lõikes?

Töös kasutatavateks andmeteks on nelja Põhjamaa riigi, Taani, Soome, Islandi ja Rootsi alternatiivturgude indeksite päevased sulgemishinnad vahemikus 15.10.2015-11.11.2022. Andmed on esitatud aegridadena viiepäevaste nädalate kujul ning andmed on autor hankinud Nasdaq Nordic veebilehelt.

Püstitatud uurimisküsimustele vastamiseks on autor otsustanud viia läbi ökonomeetrilise analüüsi GARCH-tüüpi mudelite, täpsemalt GARCH, EGARCH ja GJR mudelite põhjal. Autori hinnangul on valim piisav, et saada valitud GARCH-tüüpi mudelite modelleerimisel adekvaatseid tulemusi ning samuti on autori hinnangul sobivad valitud GARCH-tüüpi mudelid.

Käesolev bakalaureusetöö jaguneb kolmeks peatükiks. Esimeses peatükis antakse ülevaade volatiilsusest, tuuakse välja volatiilsuse definitsioon ning tuntuimaid ja asjakohaseimad volatiilsuse stiliseeritud faktid. Lisaks tutvustatakse lühidalt erinevaid mudeleid, millega on võimalik volatiilsust kirjeldada ning tuuakse välja erinevate mudelite tugevad ja nõrgad küljed. Samuti tutvustatakse esimeses peatükis lühidalt varem läbi viidud uuringuid ning nende tulemusi. Veel tutvustatakse alternatiivturgude olemust ning nende peamisi erinevusi traditsioonilistest turgudest. Lisaks antakse lühike ülevaade Nasdaq First North Growth Market alternatiivturust.

Teises peatükis tutvustatakse lähemalt käesolevas töös kasutatavaid andmeid ning nende kogumist ja töötlemist. Samuti antakse ülevaade läbi viidava ökonomeetrilise analüüsi tarbeks kasutatavast meetodikast. Kolmandas peatükis kirjeldatakse läbi viidud analüüsi ning selle tulemusi. Samuti tuuakse välja saadud tulemuste põhjal tehtud järeldused ning soovitusel edasiseks uurimiseks.

1. VOLATIILSUS

1.1. Volatiilsuse definitsioon ja olemus

Finantsturgudel esinev volatiilsus on põhjalikult uuritud teema finantskirjanduses ning peamisteks vaatenurkadeks, mille alt volatiilsust on uuritud, on volatiilsust põhjustavad asjaolud ning volatiilsuse muutumine ajas (Kearney *et al.* 1998). Volatiilsus on aktsiahindade risk või teadmatus, mida on võimalik mõõta standardhälbe abil ning mida suurem on kõikumine aktsiahindades, seda suurem on ka arusaadavalt vastava aktsia volatiilsus (Ahmad *et al.* 2016). Volatiilsus on ülimalt oluline sisend erinevate investeerimisotsuste langetamisel ning aktsiaportfellide loomisel. Hea ja usaldusväärne prognoos aktsiahinna volatiilsusele on heaks sisendiks potentsiaalse investeringu riski hindamisel. (Poon *et al.* 2003)

1.2. Volatiilsuse stiliseeritud faktid

Volatiilsuse stiliseeritud faktid on mingisugused hinnangud või omadused, mis püsivad tõestena üle erinevate ajaperioodide ja turgude (Cont 2001). Üks tuntuim volatiilsuse stiliseeritud fakt on volatiilsuse klasterdumine. Oma olemuselt tähendab see olukorda, kus periooditi järgnevad väikestele muutustele väikesed muutused või suurtele muutustele suured muutused. (Engle *et al.* 2001)

Teiste volatiilsuse stiliseeritud faktidena võib välja tuua veel volatiilsuse pika mälu, mille all mõeldakse seda, et muutused volatiilsuses avaldavad edasise volatiilsuse kujunemisele mõju väga pika aja vältel. Samuti volatiilsuse andmete paksusabalisis (*fat tails*), mille all mõistetakse ekstreemsete vaatluste eeldatavast suuremat esinemist. Ekstreemsetel vaatlustel, mida võib nimetada ka šokkideks, on üldjuhul märgata järelšokke pärast esmase ekstreemse vaatluse esinemist. Pikal ajaperioodil esinev madal volatiilsus viitab üldjuhul madalale volatiilsusele ka lühematel perioodidel, kuid vastupidine ei ole alati kehtiv. Seda nähtust nimetatakse asümmeetriliseks vertikaalseks sõltuvuseks. (Masset 2011) Samuti on täheldatud, et vaadeldes pikkasid ajaperioode, on näha, et eksisteerib normaalne volatiilsuse tase, millele volatiilsus tagasi jõuab pärast lühemaid kõrge või madala volatiilsuse perioode ehk klastreid. See omakorda tähendab, et ükskõik milline hetkeline vaatlus ei oma pikale perspektiivile mõju. Kuigi paljud volatiilsuse mudelid põhinevad eeldusel, et volatiilsus on sümmeetriline ehk nii positiivsetel kui

ka negatiivsetel šokkidel on võrdväärne mõju volatiilsusele, on kirjanduses leitud palju viiteid sellele, et börsihindade volatiilsus on asümmeetriline. Seda nähtust võib nimetada ka riskipreemiaks või võimenduseks. Samuti on leitud viiteid sellele, et volatiilsust mõjutavad ka välised faktorid, mitte ainult varasem tootlus. (Engle *et al.* 2007)

1.3. Volatiilsuse mudelid

Nagu eelnevalt mainitud, on volatiilsus üks kõige põhjalikumalt uuritud aspekte finantskirjanduses. Seega pole üllatuseks, et ka volatiilsuse modelleerimine ja prognoosimine on ajalooliselt saanud suurt tähelepanu nii teoreetilisest kui ka empiirilisest küljest. Volatiilsuse modelleerimine ei ole mitte ainult iseenesest oluline, vaid on kriitilise tähtsusega sisendiks ka muudele arvutustele, näiteks paljudele tururiski hindamise mudelitele ning ka optioonide hindade tuletamiseks kasutatavale Black-Scholes (1973) valemile. (Brooks 2008, 383)

Kõige lihtsamaks viisiks volatiilsust modelleerida on kasutades ajaloolist hinnangut. See seisneb tootluse standardhälbe leidmises mingi perioodi kohta ning sellest saabki edasivaatav volatiilsuse prognoos. Kuigi aastate jooksul on välja arendatud erinevaid mudeleid, mis on tõestatud tootma paremaid tulemusi kui lihtne ajalooline hinnang, on sellel siiski säilinud oma koht finantsteaduses, näiteks suunisena, mille järgi võrrelda teiste, arenenumate volatiilsuse mudelite prognoosimisvõimeid. (Brooks 2008, 384) Rääkides ajaloolise standardhälbe hinnangu nõrkadest külgedest, võib välja tuua võimetuse võtta arvesse juba teada olevaid sündmusi tulevikus ning nende eeldatavat mõju volatiilsusele. Lisaks ei võta lihtne standardhälbe hinnang arvesse seda, et hiljutised andmed sisaldavad paremat informatsiooni tulevikuprognooside tegemiseks kui kaugema mineviku andmed. Standardhälbe hindamisel võetakse võrdselt arvesse andmeid kuni mingi kindla hetkeni minevikus, kuid arenenumad mudelid on võimelised hindama andmeid erinevate kaaludega nende vanuse järgi. (Ederington *et al.* 2006)

1.3.1 ARCH mudel

Üks selline mudel, mida finantsmaailmas laialdaselt kasutatakse on ARCH ehk *autoregressive conditionally heteroscedastic* mudel. ARCH mudel töötati välja üldistusena traditsioonilistele ökonomeetrilistele mudelitele. Parameetri hindamiseks kasutatakse suurima tõepära meetodit ning mudeli adekvaatsuse kontrollimiseks kasutatakse Lagrange'i kordaja protseduuri, testitakse jääkliikmete ruutude autokorrelatsiooni. (Engle 1982) ARCH mudeli kasutamise üks põhjustest

peitub eelnevalt kirjeldatud stiliseeritud faktides, täpsemalt volatiilsuse klasterdumises. Nimelt on just ARCH mudel üks võimalustest seda nähtust modelleerida. (Brooks 2008, 386-388)

1.3.2 Generaliseeritud ARCH ehk GARCH mudel ning selle edasiarendused

GARCH mudel töötati eraldiseisvalt välja kahe inimese poolt, GARCH(1,1) mudeli töötas välja Taylor (1986), GARCH(p,q) mudeli töötas välja Bollerslev (1986). GARCH mudel võimaldab tingimuslikul dispersioonil olla sõltuv eelnevatest väärtustest. GARCH mudeli suurimaks eeliseks ARCH mudeli ees on see, et GARCH mudel väldib ülesobitamist, mis omakorda vähendab tõenäosust, et saadava mudeli parameetrid rikuvad neile seatud tingimusi. GARCH(1,1) mudel on võimalik laiendada GARCH(p,q) mudeliks, kuid üldjuhtudel on GARCH(1,1) mudel võimeline tabama andmetes peituvat volatiilsuse klasterdumise, mistõttu pole GARCH(1,1) mudeli laiendamine GARCH(p,q) mudeliks vajalik ning finantskirjanduses tihtipeale seda ka ei tehta. (Brooks 2008, 392-393)

Pärast GARCH mudeli välja töötamist on edasiarendustena välja pakutud palju erinevaid mudeleid. Edasiarenduste motivatsiooniks on leida lahendusi GARCH mudeli nõrkadele kohtadele, näiteks parameetrite tingimuste võimalik rikkumine, mille ainsaks lahenduseks GARCH mudeli korral on ise seada tehislikud tingimused mudeli parameetritele. Lisaks sellele ei ole GARCH mudel võimeline võtma arvesse võimendust. (Brooks 2008, 404) Tuntuimate GARCH mudeli edasiarendustena võib välja tuua asümmeetrilised GARCH-tüüpi mudelid EGARCH ja GJR, lisaks GARCH-M, IGARCH, APARCH ja TGARCH.

1.3.3 Asümmeetrilised GARCH mudelid GJR ja EGARCH

GARCH mudeli üheks suurimaks miinuseks on selle võimetus hinnata andmetes peituvat asümmeetriat. See tuleneb sellest, et mudelis kasutatakse ruutväärtusi, mis tähendab, et positiivsete ja negatiivsete väärtuste erinevus kaob ära. Finantskirjanduses on aga tähele pandud, et negatiivsetel šokkidel on suurem mõju volatiilsusele kui sarnastel positiivsetel šokkidel, mistõttu on asümmeetria hindamise võimekus ülimalt oluline. (Brooks 2008, 404-405) Ühed populaarseimad asümmeetrilised GARCH-tüüpi mudelid on GJR ja EGARCH, millest räägitakse täpsemalt järgnevatel lõikudes.

GJR mudel, mille nimi tuleb selle autorite Glosten, Jagannathan ja Runkle'i (1993) järgi, on lihtne edasiarendus GARCH mudelile. Juurde on lisatud üks muutuja, mis võtab arvesse võimalikku asümmeetriat. (Brooks 2008, 405) Lisatud muutuja võimaldab tingimuslikul dispersioonil reageerida erinevalt mineviku positiivsetele ja negatiivsetele mõjudele ehk võimaldab hinnata asümmeetriat (Ugurlu *et al.* 2014).

Nelson (1991) töötas välja EGARCH ehk eksponentsiaalse GARCH mudeli. EGARCH mudeli üheks suurimaks eeliseks tavalise GARCH mudeli ees on see, et kuna mudelis sisaldub logaritmitud komponent, puudub vajadus püstitada mudeli parameetritele tehisklikke piiranguid. Lisaks sellele on EGARCH mudel võimeline sarnaselt GJR mudelile hindama asümmeetriat. (Brooks 2008, 406)

1.4 Varasemad uuringud

Ugurlu *et al* (2014) uurisid GARCH tüüpi mudelite kasutamist aktsiaturgude volatiilsuse modelleerimiseks viie Euroopa riigi: Türgi, Ungari, Poola, Tšehhi ja Bulgaaria aktsiaturgude näitel. Töö käigus uuriti aktsiaturgude andmeid perioodil 08.01.2001 – 20.07.2012. Autorid leidsid uurimuse tulemusena, et Tšehhi, Ungari, Poola ja Türgi aktsiaturgude puhul esinesid GARCH, GJR-GARCH ja EGARCH efektid, kuid Bulgaaria aktsiaturu puhul GARCH efekti ei esinenud.

Alberg *et al* (2008) uurisid Tel Avivi aktsiaturgu (TASE) erinevate GARCH mudelite näitel. Uuringus kasutatud andmeteks olid 3058 päevast vaatlust TA251 indeksi kohta ning 1911 päevast vaatlust TA1002 indeksi kohta. Uuringu tulemusena jõuti järeldusele, et uuritud GARCH mudelitest on antud andmete puhul kõige sobivam EGARCH. Samuti hindasid autorid, et asümmeetrilised GARCH mudelid parandavad prognoosi täpsust.

Jiang (2012) uuris viit rahvusvahelist aktsiaindeksit: NASDAQ, S&P500, FTSE100, HANG SENG ja NIKKEI. Uuringus kasutati andmete analüüsimiseks GARCH, EGARCH ja GJR-GARCH mudeleid ning kaht erinevat, normaal- ja student-t jaotust. Analüüsi tulemusena leidis autor, et NASDAQ, S&P500, FTSE100 ja NIKKEI indekseid puhul on parima prognoosimispotentsiaaliga GJR-GARCH mudel ning HANG SENG indeksi puhul GARCH mudel. Lisaks leidis autor, et kõigi viie indeksi puhul oli sobivaimaks variandiks normaaljaotus.

Sögel (2020) uuris oma bakalaureusetöös Balti aktsiaturu kolme indeksit, OMXT, OMXR ja OMXV. Töö eesmärgiks oli GARCH tüüpi mudelite sobivuse hindamine eelmainitud indeksite puhul. Töös käsitletud mudeliteks olid GARCH, EGARCH ja GJR-GARCH. Autoril ei õnnestunud tõestada valitud mudelite sobivust Balti aktsiaturu indeksite volatiilsuse kirjeldamiseks. Siiski hinnati tehtud analüüsi põhjal, et sobivaimateks mudeliteks osutusid asümmeetrilise komponendiga mudelid.

Mazurök (2021) modelleeris Põhjamaade aktsiaturgude indeksite OMXS30, OMXC20, OMXH25 ja OXB volatiilsust kasutades selleks GARCH, EGARCH ja GJR-GARCH mudeleid. Töö käigus uuritav periood oli jagatud kaheks, et hinnata võimalikke erinevusi COVID-i eelse perioodi ja COVID-i perioodi vahel. Töö tulemusena leidis autor, et COVID-i eelse perioodi modelleerimiseks sobivad kõik kolm skoobis olnud mudelit, kuid COVID-i perioodi puhul osutusid sobilikeks ainult EGARCH ja GJR-GARCH mudelid.

Gokcan (2000) uuris seitsme areneva turu volatiilsust kasutades GARCH ja EGARCH mudeleid. Vaatluse all olid andmed Argentiinast, Brasiiliast, Kolumbiast, Malaisiast, Mehhikost, Filipiinidest ja Taiwanist ajavahemikus 1988 jaanuar kuni 1997 november. Töö peamiseks eesmärgiks oli võrrelda omavahel lineaarset GARCH mudelit ja mittelineaarset EGARCH mudelit arenevate turgude puhul. Töö tulemusena selgus, et käsitletud andmete korral andis paremaid tulemusi GARCH(1,1) mudel, olenemata sellest, et jaotused ei allunud normaaljaotusele.

Miah *et al* (2016) keskendusid oma töös ainult GARCH mudelile ning nende eesmärgiks oli välja selgitada, kas GARCH(1,1) mudel on piisav volatiilsuse kirjeldamiseks või esineb vajadus teist järku GARCH mudelite kasutamiseks. Töös kasutati andmeid Dhaka aktsiaturult ning parima GARCH mudeli välja selgitamiseks kasutati AIC ja BIC informatsioonikriteeriume. Töö tulemusena selgus, et GARCH(1,1) oli parim mudel volatiilsuse kirjeldamiseks ning seega ei tuvastatud vajadust kasutada teist järku GARCH mudeleid.

1.5. Alternatiivturud

Alternatiivturud on Euroopa tasandil kaetud finantsturgude regulatsiooni MiFID II direktiiviga. Selles direktiivis on palju erinevaid punkte seoses turgude läbipaistvuse, efektiivsuse, vastupidavuse, investorite kaitsmise ja muude finantsturgudega seotud teemadega. (Finantsinspeksioon, 2018) Konkreetselt alternatiivturgudega on seotud osa, mis käsitleb SME (*small and medium enterprise*) ehk väikeste ja keskmiste ettevõtete noteerimist finantsturgudel. Börsil noteerimisel võib olla väikestele ja keskmistele ettevõtetele mitmeid kasutegureid, näiteks parem ligipääs finantseeringule väljaspool pankasid ning aktsionärideringi mitmekesisemaks muutumine. Siiski oli regulatsioonile eelnevalt väikestel ja keskmistel ettevõtetel suuri raskusi börsidelt raha kaasamisega, mistõttu loodi MiFID II raamistikuga uut tüüpi MTF (*multilateral trading facility*) ehk mitmepoolne kauplemisturg, SME kasvuturg, mille eesmärgiks on parandada väikeste ja keskmiste ettevõtete ligipääsu turgude poolsele rahastusele. (Euroopa Komisjon, 2022)

1.6. Nasdaq First North Growth Market

First North MTF on mitmepoolne kauplemisturg vastavalt Euroopa Liidu MiFID direktiivile. Ettevõtted, mis noteerivad oma aktsiad sellel turul peavad järgima Nasdaq First North Growth Marketi kehtestatud reegeleid, kuid ei ole kohustatud järgima reegleid, mis kohalduvad ettevõtetele, mis soovivad kaubelda reguleeritud turgudel. Nasdaq First North Growth Market jaguneb omakorda nelja riigi, Taani, Soome, Islandi ja Rootsi vahel. Nasdaq First North Growth Marketi reeglid on suures osas samad kõigis neljas riigis, kuid siiski esineb mõningaid erinevusi tulenevalt eelnevalt mainitud riikide kohalikust seadusandlusest. First North MTF aktsiasegment Nasdaq First North Growth Market on registreeritud SME kasvuturuna, millest oli täpsemalt juttu eelnevas peatükis. (Nasdaq, 2022)

Nasdaq First North Growth Market on oluliseks sammuks paljude ettevõtete kasvuteel. Nasdaq First North Growth Marketiga võivad liituda ettevõtted olenemata nende päritoluriigist ning tegevusalast. Kõik ettevõtted, mis soovivad liituda Nasdaq First North Growth Marketiga peavad tegema koostööd sertifitseeritud nõustajaga, kes juhatab ettevõtet börsil noteerimise protsessis ning pärast aktsiate noteerimist veendub jooksvalt, et ettevõtte järgiks turu poolt kehtestatud reegleid. (Nasdaq, 2022)

Nagu eelnevalt mainitud, on Nasdaq First North Growth Market üheks etapiks ettevõtete kasvamisel. Sellest annab tunnistust eelkõige see, et keskmiselt viis ettevõtet aastas liiguvad oma kasvu tulemusena alternatiivturult üle traditsioonilisele turule. Samuti on Nasdaq First North Growth Marketi puhul tegemist aktiivse turuga, millel on tugev investorite huvi nii eraisikute kui ka institutsioonide seas. Üheks peamiseks põhjuseks, miks ettevõtted otsustavad liituda alternatiivturuga, mitte traditsioonilise turuga, on eelkõige aga leebemate nõuete olemasolu. Näiteks on Nasdaq First North Growth Marketi puhul nõutud, et turul peavad olema kaubeldavad vähemalt 10% aktsiatest, Nasdaq põhiturul on see nõue 25%. Samuti on alternatiivturul leebemad nõuded informatsiooni avalikustamise osas võrreldes põhituruga. Erinevalt Nasdaq põhiturust ei ole kohustuslik ettevõtte börsile noteerimiseks koostada prospekt, vaid võib piirduda ka ettevõtte kirjelduse dokumendiga. Siiski otsustavad paljud ettevõtted ka alternatiivturule sisenemisel koostada prospekti. (Nasdaq, 2022)

2. ANDMED JA METOODIKA

2.1. Valim

Käesolevas töös on kasutatud nelja Põhjamaade riigi alternatiivturgude indeksite päevaseid sulgemishindu: First North Sweden EUR GI FNSEEURGI, First North Iceland EUR GI FNISEURGI, First North Finland EUR GI FNFIEURGI ja First North Denmark EUR GI FNDKEURGI. Analüüsitavad andmed käsitlevad perioodi 15.10.2015-11.11.2022, andmed on esitatud viiepäevaliste nädalate kaupa. Andmed on võetud Nasdaq OMX Nordic kodulehelt.

Valitud börsiindeksite päevaste sulgemishindade järgi arvutas autor igale börsiindeksile logaritmitud tulumäärad, mida kasutatakse edasistes protseduurides. Iga aegrida koosneb 1810 vaatlusest. Järgnevas tabelis tuuakse välja iga nelja aegrea kohta käiv kirjeldav statistika.

Tabel 1. Nelja Põhjamaa riigi alternatiivturu indeksi logaritmitud tulumäärade aegridade kirjeldav statistika

	Taani	Soome	Island	Rootsi
Keskmine	-0,002	0,038	0,059	0,038
Mediaan	-0,002	0,053	0,004	0,094
Min. väärtus	-34,281	-13,407	-15,488	-15,352
Maks. väärtus	33,068	9,009	17,186	6,072
Standardhälve	2,587	1,163	1,506	1,411
Variatsioonikordaja	1302,3	30,645	25,441	37,091
Asümmeetriakordaja	0,834	-1,049	0,634	-1,216
Püstakuse kordaja	68,566	14,252	28,952	10,741
5% protsentiil	-2,273	-1,777	-1,479	-2,277
95% protsentiil	2,261	1,693	1,756	2,144
Vaatluste arv	1810	1810	1810	1810

Allikas: Autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

Tabelis 1 on välja toodud nelja aegrea kirjeldav statistika. Kirjeldava statistika tabelist on näha, et suurima keskmise tootlusega vaadeldavates indeksitest on Islandi indeks ning väikseima keskmise tootlusega on Taani indeks. Samuti on Taani indeksil väikseim mediaantootlus, suurim mediaantootlus on Rootsi indeksil. Samuti on näha, et Taani indeksil on olnud nii kõige suurem kui ka kõige väiksem päevane tootlus vaadeldavate indeksite seas vaadeldaval perioodil. Lisaks sellele on Taani indeksil vaadeldavatest indeksitest kõige suurem standardhälve. Kõige väiksem standardhälve vaadeldavatest indeksitest on olnud Soome indeksil. Püstakuse kordaja järgi on näha, et kõik neli aegrida on normaaljaotusest püstakamad ehk võrreldes normaaljaotusega asub rohkem vaatlusi nulli lähedal.

2.2. Metoodika

Autor kasutab töös mudelite loomiseks Box-Jenkinsi (1976) metoodikat. Box-Jenkinsi lähenemine koosneb kolmest sammust: mudeli määramine, mudeli parameetrite hindamine ja mudeli diagnostika. Mudeli määramine seisneb kasutatavate andmete jaoks kõige paremini sobiva mudeli järkude kindlaks tegemises. Mudeli parameetrite hindamiseks on võimalik kasutada kas vähimruutude või suurima tõepära meetodit, olenevalt mudelist. GARCH-tüüpi mudelite puhul kasutatakse suurima tõepära meetodit. Mudeli diagnostika seisneb erinevate testimiste läbi viimises, et kindlaks teha, kas mudel õnnestus õigesti määrata. (Brooks 2008, 230-232) Mudeli diagnostikaks kasutatavaid teste kirjeldab autor detailsemalt järgnevas alapeatükikides.

2.2.1. Aegridade statsionaarsuse testimine ja mudelite võrdlemine

Selleks, et aegridasid oleks võimalik töös kasutada, tuleb kõigepealt veenduda, et aegread on statsionaarsed. Selleks on võimalik kasutada lisavõimalustega Dickey-Fulleri testi ehk ADF testi, mille töötasid välja Dickey ja Fuller (1981). Tegemist on edasiarendusega varasemale tööle, millega Dickey ja Fuller (1979) panid suuresti aluse aegridades ühikruudu testimisele. Statsionaarsuse testimine on ülimalt oluline esimene samm, kuna mittestatsionaarsete andmetega pole modelleerimine võimalik. (Brooks 2008, 328)

Üheks võimaluseks parima mudeli välja valimiseks oleks graafiliselt võrrelda acf ja pacf väärtusi, kuid kahjuks ei anna see praktikas enamjaolt tulemusi. Teiseks võimaluseks on võrrelda omavahel erinevate mudelite informatsioonikriteeriumeid. Informatsioonikriteeriumeid on erinevaid, näiteks AIC ehk Akaike (1974) informatsioonikriteerium ning BIC ehk Bayesi informatsioonikriteerium

või Schwarzzi (1978) informatsioonikriteerium, mis on ühed populaarseimad. Informatsioonikriteeriumite erinevuseks on see, kui ranged on nende veaterminid. Kahest vaadeldavast informatsioonikriteeriumist on BIC veaterminid tunduvalt rangemad. (Brooks 2008, 232)

2.2.2. Mudelite testimine

Oluliseks etapiks edasises analüüsis on ka autokorrelatsiooni testimine. Selleks on taaskord erinevaid võimalusi, näiteks Box-Pierce (1970) test. Box-Pierce testil on täheldatud aga teatud puuduseid, mis on kõrvaldatud selle mudeli edasiarendusega, milleks on Ljung-Boxi (1978) statistik. Ljung-Boxi statistiku puhul on nullhüpoteesiks see, et autokorrelatsiooni ei esine ning sisukaks hüpoteesiks, et esineb autokorrelatsioon. (Brooks 2008, 210)

Samuti oluliseks sammuks on heteroskedastiivsuse testimine, mille läbiviimiseks on taaskord mitmeid erinevaid võimalusi. Töö autor on otsustanud kasutada Engle'i (1982) välja töötatud ARCH LM testi. See test osutub vajalikuks kahes etapis, esialgu aitab ARCH LM test välja selgitada, kas antud andmetele on üldse asjakohane rakendada GARCH-tüüpi mudeleid. Pärast GARCH-tüüpi mudelite määramist saab selle testi abil kindlaks teha, kas õnnestus määrata mudelid, mis suutsid tabada andmetes oleva ARCH efekti. (Brooks 2008, 389)

Üheks võimaluseks andmete normaaljaotusele allumise hindamiseks on kasutada Bera ja Jarque'i (1981) välja töötatud Jarque-Bera testi. GARCH-tüüpi mudelite puhul on oluline hinnata, kas jääkliikmed alluvad normaaljaotusele. Siiski pole suureks probleemiks ka see, kui mudeli jääkliikmed ei allu normaaljaotusele, kuna parameetrite hinnangud on sellest hoolimata adekvaatsed. (Brooks 2008, 399)

2.2.3. Prognooside võrdlemine

Mudelite prognooside omavaheliseks võrdlemiseks vaadeldakse töös erinevaid prognoosivea näitajaid, nimelt RMSE ehk juuritud keskmine ruutviga, MAE ehk keskmine absoluutviga ja MAPE ehk keskmine suhteline absoluutviga protsentides. Eelnevalt nimetatud näitajatel on erinevad tugevused ja nõrkused, mistõttu on mõistlik langetada otsus erinevate mudelite prognoosimisvõime üle võttes arvesse kõiki kolme eelpool nimetatud näitajat. (Lim *et al.* 2013)

Lisaks sellele kasutatakse töös ka Theil'i (1966) U statistikut. Theil'i U statistiku järgi on võimalik hinnata, kas mudeli prognoos on parem, võrdne või halvem kui naiivne prognoos. Naiivne prognoos seisneb selles, et väärtus kohal $t+1$ eeldatakse olevat võrdne väärtusega kohal t . Juhul kui Theil'i U statistik on väiksem kui 1, on mudeli prognoos parem kui naiivne prognoos, kui statistik on suurem kui 1, on naiivne prognoos parem kui mudeli prognoos. Kui Theil'i U statistik peaks olema võrdne 1-ga, on naiivne prognoos ja mudeli prognoos võrdsed. (Brooks 2008, 254)

3. ANALÜÜS JA JÄRELDUSED

3.1. Logaritmitud tulumäärade aegridade eelduste testimine

Esimese sammuna kontrollib autor, et analüüsis kasutatavad aegread oleksid statsionaarsed. Selleks viiakse läbi ADF test, kusjuures tehakse seda kolmel erineval moel: nii ilma konstandita, konstandiga kui ka konstandi ja trendiga. Tabelis 2 tuuakse välja kõigi nelja aegrea kõigi kolme ADF testi olulisuse tõenäosused.

Tabel 2. First North Nordic riigilõikeliste börsiindeksite logaritmitud tulumäärade aegridade ADF testide olulisuse tõenäosused ilma konstandita, konstandiga ning konstandi ja trendiga testides

ADF testi tüüp	Taani	Soome	Island	Rootsi
Ilma konstandita	$2,805 * 10^{-41}$	$4,839 * 10^{-38}$	$2,334 * 10^{-40}$	$1,729 * 10^{-32}$
Konstandiga	$1,823 * 10^{-49}$	$1,113 * 10^{-43}$	$4,073 * 10^{-52}$	$1,114 * 10^{-35}$
Konstandi ja trendiga	$1,468 * 10^{-76}$	$8,276 * 10^{-60}$	$6,155 * 10^{-101}$	$2,415 * 10^{-44}$

Allikas: koostatud lisas 1 esitatud arvutuste alusel

Tabelist on näha, et kõigi nelja aegrea kõigi kolme testi puhul jääb olulisuse tõenäosus alla 0,01, seega võetakse läbivalt vastu sisukas hüpotees, mille kohaselt on vaadeldavad aegread statsionaarsed.

Järgmise sammuna viib autor läbi aegridade autokorrelatsiooni kontrollimise. Autokorrelatsiooni testimiseks on autor kasutanud Ljung-Boxi Q statistikut ning tulemusi on näha lisas 2. Vastavalt testimise tulemustele saame väita, et autokorrelatsioon esineb kõigis neljas aegreas. Vaadates viimase järgu olulisuse tõenäosusi, saame 5% nivool vastu võtta sisuka hüpoteesi Taani, Islandi ja Rootsi indeksite aegridade puhul ning Soome indeksi aegrea puhul saame sisuka hüpoteesi vastu võtta 10% nivool.

3.2. ARMA järkude määramine

Järgmise sammuna määratakse nelja riigi indeksite logaritmitud tulumäärade aegridadele ARMA järkud, mida hiljem kasutatakse sisendina GARCH-tüüpi mudelite hindamisel. Selleks hinnatakse iga nelja aegrea puhul mudeleid alates AR(1)-st kuni ARMA(2,2)-ni ning iga aegrea puhul valitakse välja parim ARMA mudel. Valiku tegemisel lähtutakse parameetrite statistiliselt olulisusest ning AIC ja BIC informatsioonikriteeriumite väärtustest. Pärast iga aegreale ARMA mudeli valimist tuleb hinnata valitud mudelite adekvaatsust, milleks viiakse läbi autokorrelatsiooni testimine. Lisaks sellele hinnatakse valitud ARMA mudelite jääkliikmete heteroskedastiivsust, mis on eelduseks GARCH-tüüpi mudelite rakendamisele.

Tabel 3. First North Nordic riigilõikeliste börsiindeksite logaritmitud tulumäärade aegridade ARMA järkude määramise tulemused

Järk	Taani		Soome	
	AIC	BIC	AIC	BIC
ARMA(0,0)	-8086,4	-8075,4	-10979,2	-10968,2
AR(1)	-8087,1	-8076,1	-10983,8***	-10972,8
AR(2)	-8089,8	-8073,3	-10982,3	-10965,8
MA(1)	-8087,0	-8076,0	-10983,6**	-10972,6
MA(2)	-8090,5	-8074,0	-10981,9	-10965,4
ARMA(1,1)	-8086,0	-8069,5	-10989,8***	-10973,3
ARMA(1,2)	-8088,8	-8066,8	-10980,11***	-10958,1
ARMA(2,1)	-8088,3	-8066,3	-10987,8	-10965,8
ARMA(2,2)	-8089,4	-8061,9	-10986,1	-10958,6
	Island		Rootsi	
	AIC	BIC	AIC	BIC
ARMA(0,0)	-10043,7	-10032,7	-10279,2	-10268,2
AR(1)	-10044,4*	-10033,4	-10281,9**	-10276,4
AR(2)	-10044,6	-10028,1	-10280,7***	-10269,7
MA(1)	-10044,6*	-10033,6	-10284,9***	-10273,9
MA(2)	-10044,0	-10027,5	-10290,0**	-10273,5
ARMA(1,1)	-10043,0	-10026,5	-10284,8***	-10268,3
ARMA(1,2)	-10046,8***	-10024,8	-10284,0**	-10262,0
ARMA(2,1)	-10047,2***	-10025,2	-10277,8*	-10255,8
ARMA(2,2)	-10045,7	-10018,2	-10275,8*	-10248,3

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

Tabelis 3 on välja toodud kõigi nelja börsiindeksi aegridade AR(1) kuni ARMA(2,2) mudelite AIC ja BIC informatsioonikriteeriumid. Samuti on tärnidega AIC väärtuste kõrval märgistatud vähima statistilise olulisusega parameetri statistilist olulisust vastavas mudelis, juhul kui AIC tulbas oleva väärtuse kõrval pole ühtegi täрни, esines mudelis vähemalt üks parameeter, mis ei olnud 10% nivool statistiliselt oluline ning seega ei ole vastav mudel adekvaatne. Leitud informatsioonikriteeriumite väärtuste ning statistiliste olulisuste alusel osutusid valituteks järgnevad mudelid: Soome indeksi puhul ARMA(1,1), Islandi indeksi puhul ARMA(2,1) ning Rootsi indeksi puhul ARMA(0,1). Taani indeksi puhul ei osutunud sobivaks ükski proovitud mudelitest, seega viiakse järgnevad testimised selle indeksi aegrea puhul läbi ARMA(0,0) mudeliga.

Järgmisena kontrollib autor, kas valitud ARMA mudelite jääkliikmetes esineb autokorrelatsiooni. Autokorrelatsiooni testimise tulemused on välja toodud lisa 3. Jääkliikmete autokorrelatsiooni testimise käigus ilmnnes, et Rootsi indeksi ARMA(0,1) mudeli jääkliikmetes esineb endiselt autokorrelatsioon nivool 5%, mis muudab antud mudeli ebaadekvaatseks. Autor otsustas autokorrelatsiooni testimise läbi viia ka Rootsi indeksi paremuselt teise ARMA mudeliga. Selle testimise tulemusena selgus, et ARMA(1,1) mudeli jääkliikmetes ei esine autokorrelatsiooni nivool 10%, mistõttu liigub autor edasi selle mudeliga. Taani indeksi ARMA(0,0) mudeli puhul on tulemustest näha, et jääkliikmetes esineb autokorrelatsioon nivool 5%. Soome indeksi ARMA(1,1) ja Islandi indeksi ARMA(2,1) mudelite jääkliikmetes ei esine autokorrelatsiooni nivool 10%.

Seejärel viib autor valitud ARMA mudelitega läbi heteroskedastiivsuse testimise, milleks autor kasutab selleks ARCH LM testi. Testi tulemused on välja toodud tabelis 4.

Tabel 4. First North Nordic riigilõikeliste börsiindeksite logaritmitud tulumäärade aegridade valitud ARMA mudelite ARCH LM testide tulemused

Mudel	ARCH LM testi p-väärtus
Taani indeksi ARMA(0,0)	0,487
Soome indeksi ARMA(1,1)	$1,843 * 10^{-60}$
Islandi indeksi ARMA(2,1)	$1,550 * 10^{-26}$
Rootsi indeksi ARMA(1,1)	$3,384 * 10^{-30}$

Allikas: koostatud lisa 4 esitatud arvutuste alusel

Tabelis 4 välja toodud ARCH LM testide p-väärtuste alusel on näha, et Soome indeksi ARMA(1,1), Islandi indeksi ARMA(2,1) ja Rootsi indeksi ARMA(1,1) mudelite puhul saame vastu võtta sisuka hüpoteesi nivool 1% ehk vastavate mudelite jääkliikmetes esineb heteroskedastiivsus ehk ARCH efekt. Taani indeksi ARMA(0,0) mudeli puhul tuleb nivool 10% vastu võtta nullhüpotees ehk ei esine heteroskedastiivsust ehk ARCH efekt. Seega jätab autor edasistest protseduuridest välja Taani börsindeksi aegrea ning jätkab Soome, Islandi ja Rootsi börsindeksite aegridadega.

3.3. GARCH-tüüpi mudelite määramine

Järgnevalt määrab autor aegridadele sobivad GARCH-tüüpi mudelid, kasutades sisendiks eelnevalt määratud ARMA järkusid. GARCH mudeli puhul piirdatakse kõigi aegridade puhul GARCH(1,1) mudeliga, kuna varasemast kirjandusest lähtuvalt on see mudel võimeline ära kirjeldama suurema osa volatiilsusest. EGARCH ja GJR mudelite puhul on läbi proovitud (1,0) kuni (2,2) mudelid, misjärel valitakse välja iga aegrea jaoks parim mudel, võttes arvesse parameetrite statistilist olulisust ning AIC ja BIC informatsioonikriteeriumeid. Lisaks on GARCH ja GJR mudelite puhul oluline jälgida, et parameetrid täidaksid mudelitele seatud eelduseid.

Tabel 5. First North Nordic Soome, Islandi ja Rootsi riikidelõikeliste börsindeksite logaritmitud tulumäärade aegridade GARCH-tüüpi mudelite määramise tulemused

Tüüp	Soome indeksi ARMA(1,1)		Islandi indeksi ARMA(2,1)		Rootsi indeksi ARMA(1,1)	
	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC
GARCH(1,1)	2,8998*	2,9150	3,4639*	3,4791	3,2200*	3,2352
EGARCH(1,0)	3,0122*	3,0274	3,5894*	3,6046	3,3302*	3,3454
EGARCH(2,0)	3,0146*	3,0329	3,5524*	3,5707	3,3198*	3,3380
EGARCH(1,1)	2,8969*	2,9152	3,4874*	3,5057	3,2069*	3,2251
EGARCH(1,2)	2,8974*	2,9187	3,4625*	3,4838	3,2077	3,2290
EGARCH(2,1)	2,8972*	2,9185	3,4847*	3,5060	3,2071*	3,2284
EGARCH(2,2)	2,8959*	2,9202	3,4572*	3,4815	3,2043*	3,2286
GJR(1,0)	2,9115*	2,9268	3,4648*	3,4800	3,2163*	3,2315
GJR(2,0)	2,9093*	2,9275	3,4643*	3,4826	3,2172	3,2355
GJR(1,1)	2,8963*	2,9145	3,4529*	3,4711	3,2066*	3,2249
GJR(1,2)	2,8966*	2,9179	3,4369*	3,4582	3,2077	3,2290
GJR(2,1)	2,8968	2,9181	3,4482*	3,4695	3,2058	3,2271
GJR(2,2)	2,8936	2,9179	3,4486*	3,4729	3,2062	3,2306

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Eviews

Tabelis 5 on välja toodud GARCH-tüüpi mudelite AIC ja BIC informatsioonikriteeriumid riikide börsiindeksite lõikes. Lisaks on märgitud AIC tulbas oleva väärtuse juures oleva tärniga mudelid, mille kõik parameetrid olid statistiliselt olulised vähemalt nivool 10% ning rohelisega on märgitud mudelid, mis osutusid informatsioonikriteeriumide alusel valituteks.

Tabel 6. Soome alternatiivturuiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite parameetrite väärtused

Parameeter	GARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	GJR(1,1)
α_0	0,0758***	-0,1628***	0,0877***
α_1	0,1255***	0,2258***	0,0806***
β_1	0,8154***	0,9485***	0,8089***
γ	-	-0,0572***	0,0775***

Allikas: lisa 5 esitatud GARCH-tüüpi mudelid

Tabelis 6 on välja toodud Soome alternatiivturuiindeksile määratud GARCH-tüüpi mudelite parameetrite hinnangud. GARCH(1,1) mudeli parameetrite hinnagutest on näha, et on täidetud mittenegatiivsuse eeldus. Samuti on täidetud tingimusteta dispersiooni eeldus, mille kohaselt peab esimest järku alfa ja beeta summa olema väiksem kui üks. EGARCH(1,1) mudeli parameetrite hinnangute põhjal on näha, et gamma parameetri hinnang on negatiivne, seega on näha viidet asümmeetria olemasolule volatiilsuses. GJR(1,1) mudeli parameetrite hinnangud täidavad samuti mittenegatiivsuse eeldust. Samuti on GJR mudeli gamma hinnangu puhul näha viidet asümmeetria olemasolule volatiilsuses, kuna gamma väärtus on positiivne. Siiski tuleb välja tuua ka see, et nii EGARCH(1,1) kui ka GJR(1,1) mudeli puhul on gamma väärtused võrdlemisi väikesed, mis tähendab, et kuigi asümmeetria esineb ehk negatiivsed šokid mõjutavad volatiilsust rohkem kui positiivsed šokid, ei ole see erinevus väga suur. Samuti on tabelis 5 välja toodud parameetrite hinnangute statistilised olulisused, mis on tähistatud tärnidega hinnangute järel ning on näha, et kõigi kolme mudeli kõik parameetrid on statistiliselt olulised nivool 1%.

Tabel 7. Islandi alternatiivturuindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite parameetrite väärtused

Parameeter	GARCH(1,1)	EGARCH(2,2)	GJR(1,2)
α_0	0,0575***	-0,1181***	0,2668***
α_1	0,0397***	0,3284***	0,2035***
α_2	-	0,0793***	-
β_1	0,9361***	0,0220***	-0,0218***
β_2	-	0,8422***	0,7572***
γ	-	0,0214***	-0,0646***

Allikas: lisas 6 esitatud GARCH-tüüpi mudelid

Tabelis 7 on välja toodud Islandi alternatiivturuindeksile määratud GARCH-tüüpi mudelite parameetrite hinnangud. Taaskord on GARCH(1,1) mudeli parameetrite hinnangutest näha, et on täidetud nii mittenegatiivsuse eeldus kui ka tingimusteta dispersiooni eeldus. EGARCH(2,2) mudeli gamma hinnangust on näha, et erinevalt Soome indeksi EGARCH(1,1) mudelist ei ole siinkohal näha viidet asümmeetriale, kuna gamma väärtus on positiivne. GJR(1,2) mudeli parameetrite hinnangud täidavad samuti mittenegatiivsuse eeldust. Sarnaselt EGARCH(2,2) mudelile ei ole ka GJR(1,2) mudeli puhul näha viidet asümmeetria olemasolule volatiilsuses, kuna siinkohal on gamma väärtus negatiivne. Samuti on tabelis 6 välja toodud parameetrite hinnangute statistilised olulisused, millest on taaskord näha, et kõigi kolme mudeli kõik parameetrid on statistiliselt olulised nivool 1%.

Tabel 8. Rootsi alternatiivturuindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite parameetrite väärtused

Parameeter	GARCH(1,1)	EGARCH(1,1)	GJR(1,1)
α_0	0,0297***	-0,1508***	0,0437***
α_1	0,1110***	0,2230***	0,0562***
β_1	0,8803***	0,9638***	0,8626***
γ	-	-0,0997***	0,1278***

Allikas: lisas 7 esitatud GARCH-tüüpi mudelid

Tabelis 8 on välja toodud Rootsi alternatiivturuindeksile määratud GARCH-tüüpi mudelite parameetrite hinnangud. Ka siinkohal on GARCH(1,1) mudeli parameetrite hinnangutest näha, et täidetud on nii tingimusteta dispersiooni eeldus kui ka mittenegatiivsuse eeldus. EGARCH(1,1)

modeli puhul on sarnaselt Soome indeksi EGARCH(1,1) mudelile näha, et esineb viide asümmeetria olemasolule volatiilsuses, kuna gamma väärtus on negatiivne. GJR(1,1) mudeli parameetrite hinnangute järgi on näha, et on täidetud mittenegatiivsuse eeldus. Sarnaselt EGARCH(1,1) mudelile on ka GJR(1,1) mudeli puhul näha viidet asümmeetria olemasolule, kuna gamma väärtus on positiivne. Samuti on tabelis 7 välja toodud parameetrite hinnangute statistilised olulisused, mille järgi on sarnaselt eelmisele kahele börsiindeksile näha, et kõigi kolme mudeli kõik parameetrid on statistiliselt olulised nivool 1%.

3.4. GARCH-tüüpi mudelite adekvaatsuse testimine

Järgmise sammuna pärast GARCH-tüüpi mudelite määramist tuleb hinnata määratud mudelite adekvaatsust. Selleks tuleb hinnata jääkliikmete ja jääkliikmete ruutude autokorrelatsiooni, jääkliikmete normaaljaotust ning jääkliikmete heteroskedastiivsust.

Soome indeksi GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete ja jääkliikmete ruutude autokorrelatsiooni testide tulemused on välja toodud lisas 8. Tulemustest on näha, et nii GARCH(1,1), EGARCH(1,1) kui ka GJR(1,1) mudelite puhul ei esine autokorrelatsiooni ei jääkliikmetes ega jääkliikmete ruutudes. Seega on Soome indeksi aegreale määratud mudelid läbinud autokorrelatsiooni testimise edukalt ning on selles osas adekvaatsed.

Islandi indeksi GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete ja jääkliikmete ruutude autokorrelatsiooni testide tulemused on välja toodud lisas 9. Tulemustest on näha, et GARCH(1,1) mudeli puhul ei esine autokorrelatsiooni ei jääkliikmetes ega jääkliikmete ruutudes. EGARCH(2,2) mudeli puhul on näha, et jääkliikmetes autokorrelatsiooni ei esine, kuid jääkliikmete ruutudes esineb autokorrelatsioon. GJR(1,2) mudeli puhul on näha, et jääkliikmetes esineb autokorrelatsioon, kuid jääkliikmete ruutudes autokorrelatsiooni ei esine. Seega on Islandi indeksi aegreale määratud mudelitest autokorrelatsiooni testimise edukalt läbinud GARCH(1,1) mudel, EGARCH(2,2) ja GJR(1,2) mudelid läbisid autokorrelatsiooni testimise osaliselt.

Rootsi indeksi GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete ja jääkliikmete ruutude autokorrelatsiooni testide tulemused on välja toodud lisas 10. Tulemustest on näha, et nii GARCH(1,1), EGARCH(1,1) kui ka GJR(1,1) mudelite puhul ei esine autokorrelatsiooni ei jääkliikmetes ega jääkliikmete ruutudes. Seega on Rootsi indeksi aegreale määratud mudelid läbinud autokorrelatsiooni testimise edukalt ning on selles osas adekvaatsed.

Jääkliikmete normaaljaotuse hindamiseks on autor kasutanud Jarque-Bera testi, mille tulemused on lühidalt välja toodud tabelis 9.

Tabel 9. First North Nordic Soome, Islandi ja Rootsi riikidelõikeliste börsiindeksite logaritmitud tulumäärade aeGRIDade määratud GARCH-tüüpi mudelite Jarque-Bera testide tulemused

AeGRIDa	Mudel	Jarque-Bera	p-väärtus
Soome alternatiivturuindeks	GARCH(1,1)	386,1848	0,0000
	EGARCH(1,1)	341,5743	0,0000
	GJR(1,1)	385,0258	0,0000
Islandi alternatiivturuindeks	GARCH(1,1)	52079,65	0,0000
	EGARCH(2,2)	43400,75	0,0000
	GJR(1,2)	37774,39	0,0000
Rootsi alternatiivturuindeks	GARCH(1,1)	522,0801	0,0000
	EGARCH(1,1)	430,8845	0,0000
	GJR(1,1)	457,2608	0,0000

Allikas: lisades 11, 12 ja 13 välja toodud arvutused

Tabelis 9 toodud Jarque-Bera väärtuste ja p-väärtuste alusel saame öelda, et ükski testitud mudelitest ei läbinud edukalt normaaljaotuse testi ehk ühegi testitud mudeli jääkliikmed ei allu normaaljaotusele.

Selleks, et hinnata, kas jääkliikmetes esineb heteroskedastiivsus, on autor taaskord kasutanud ARCH LM testi. Kõigi mudelitega läbi viidud ARCH LM testide tulemused on lühidalt välja toodud tabelis 10.

Tabel 10. First North Nordic Soome, Islandi ja Rootsi riikidelõikeliste börsiindeksite logaritmitud tulumäärade aeGRIDade määratud GARCH-tüüpi mudelite ARCH LM testide tulemused

AeGRIDa	Mudel	R-squared	p-väärtus
Soome alternatiivturuindeks	GARCH(1,1)	0,2429	0,6221
	EGARCH(1,1)	0,0317	0,8587
	GJR(1,1)	0,1952	0,6587
Islandi alternatiivturuindeks	GARCH(1,1)	0,9088	0,3404
	EGARCH(2,2)	0,0516	0,8202
	GJR(1,2)	$1,62 * 10^{-6}$	0,9990
Rootsi alternatiivturu indeks	GARCH(1,1)	0,5166	0,4723
	EGARCH(1,1)	0,3353	0,5626
	GJR(1,1)	1,2326	0,2669

Allikas: lisades 14, 15 ja 16 välja toodud arvutused

Tabelis 10 välja toodud ARCH LM testide tulemuste järgi on näha, et kõigi mudelite ARCH LM testide p-väärtus on kõrgem kui 0,05, seega saab kõikide mudelite ARCH LM testide puhul vastu võtta sisuka hüpoteesi, mille kohaselt ei esine mudeli jääkliikmetes heteroskedastiivsust. Seega on kõik määratud mudelid edukalt läbinud heteroskedastiivsuse testi ning on selles osas adekvaatsed.

3.5. Määratud GARCH-tüüpi mudelite järgi prognoosimine

Viimase sammuna viib autor läbi määratud GARCH-tüüpi mudelitega prognoosimised, et oleks võimalik erinevat tüüpi määratud mudeleid omavahel võrrelda. Prognoosimiste tulemused on välja toodud järgnevates tabelites. Parima mudeli valimiseks hinnatakse juuritud keskmise ruutvea, keskmise absoluutvea ja protsentides keskmise suhtelise absoluutvea väärtusi. Lisaks pööratakse tähelepanu prognoosi Theil'i U väärtusele.

Tabel 11. Soome alternatiivturuindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite prognoosimiste tulemused

Mudel	RMSE	MAE	MAPE	Theil'i U
GARCH(1,1)	1,3418	1,0356	89,9576	0,9773
EGARCH(1,1)	1,3447	1,0383	91,1156	0,9840
GJR(1,1)	1,3412	1,0355	90,5963	0,9769

Allikas: lisas 17 välja toodud arvutused

Tabelis 11 on näha, et Soome alternatiivturuindeksi puhul on kõigi kolme GARCH-tüüpi mudeli Theil'i U väärtus väiksem kui 1, mis tähendab, et kõik kolm mudelit on võimelised tegema paremaid prognoose kui naiivne prognoos. Võrreldes kolme mudeli prognoosivea näitajaid on näha, et kõigi kolme mudeli prognoosivea näitajad on väga sarnased. Siiski võib hinnata, et prognoosimiseks parimaks mudeliks osutub Soome alternatiivturuindeksi puhul GJR(1,1) mudel, kuna omab madalamaid tulemusi kolmest võrreldavast prognoosivea näitajast kahes.

Tabel 12. Islandi alternatiivturuindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite prognoosimiste tulemused

Mudel	RMSE	MAE	MAPE	Theil'i U
GARCH(1,1)	1,2912	0,8625	94,9370	0,9540
EGARCH(2,2)	1,2959	0,8821	102,4022	0,9570
GJR(1,2)	1,2945	0,8843	105,0429	0,9541

Allikas: lisas 18 välja toodud arvutused

Tabelis 12 on näha, et Islandi alternatiivturuindeksi puhul on kõigi kolme GARCH-tüüpi mudeli Theil'i U väärtus ühest väiksem, seega on taaskord kõik kolm mudelit paremad kui naiivne prognoos. Erinevalt Soome alternatiivturuindeksi mudelite tulemustest, on seekord võimalik eristada üht kindlalt parimat mudelit, milleks on GARCH(1,1). Islandi alternatiivturuindeksi GARCH(1,1) mudel on parim kõigi kolme vaadeldava prognoosivea näitaja osas ning ka erinevused mudelite vahel on suuremad kui Soome alternatiivturuindeksi mudelite puhul.

Tabel 13. Rootsi alternatiivturuindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite prognoosimiste tulemused

Mudel	RMSE	MAE	MAPE	Theil'i U
GARCH(1,1)	2,1088	1,6057	99,5461	0,9873
EGARCH(1,1)	2,1090	1,6056	99,5259	0,9872
GJR(1,1)	2,1091	1,6060	99,5665	0,9873

Allikas: lisa 19 välja toodud arvutused

Tabelis 13 on näha, et ka Rootsi alternatiivturuindeksi puhul on kõigi kolme mudeli Theil'i U väiksem kui 1. Seega on taaskord kõigi kolme mudeli prognoosid paremad kui naiivne prognoos. Siiski on näha, et Rootsi alternatiivturuindeksi mudelite Theil'i U näitajad on ühele lähemal kui Soome ja Islandi alternatiivturuindeksite mudelite Theil'i U näitajad. Sarnaselt Soome alternatiivturuindeksi mudelite prognoosidele, on ka Rootsi alternatiivturuindeksi mudelite prognoosivea näitajad väga väikeste erinevustega. Siiski on taaskord võimalik määrata prognoosimiseks parim mudel, milleks osutub EGARCH(1,1), omades madalaimat väärtust kahes prognoosivea näitajas kolmest vaadeldavast.

3.6. Järeldused

Kõik püstitatud uurimisküsimused said käesoleva töö analüüsi käigus vastused. Tulemuste hindamisel tuleb arvesse võtta, et määratud GARCH-tüüpi mudelid ei läbinud osasid adekvaatsuse teste. Ühegi määratud GARCH-tüüpi mudeli jääkliikmed ei allu normaaljaotusele. Islandi indeksi logaritmitud tulumäärade aegrea mudelitest läbis autokorrelatsiooni testimise edukalt GARCH(1,1) mudel, EGARCH(2,2) ja GJR(1,2) läbisid autokorrelatsiooni testimise osaliselt. Soome ja Rootsi indeksite kõik mudelid läbisid autokorrelatsiooni testimise edukalt. Jääkliikmete heteroskedastiivsuse testimise ARCH LM testiga läbisid edukalt kõigi kolme börsindeksi kõik määratud mudelid. Kuna ühegi määratud mudeli jääkliikmed ei allunud normaaljaotusele, teeb autor ettepaneku edasistes uuringutes pöörata tähelepanu just sellele probleemile lahenduse leidmisele.

Mudelite adekvaatsuse testimiste põhjal saab järeldada, et Soome ja Rootsi alternatiivturuindeksite volatiilsuse kirjeldamiseks on sobilikud kõik kolm valitud GARCH-tüüpi mudelit, nii GARCH, EGARCH kui ka GJR. Islandi alternatiivturuindeksi volatiilsuse kirjeldamiseks on sobilik

GARCH mudel. Taani alternatiivturuiindeksi puhul ei ole GARCH-tüüpi mudelid sobilikud, kuna antud börsiindeksi aegrida ei täitnud GARCH-tüüpi mudelite rakendamiseks vajalikke eeldusi.

Asümmeetria olemasolu volatiilsuses ehk negatiivsete šokkide suurem mõju volatiilsusele võrreldes positiivsete šokkidega leidis kinnitust Soome ja Rootsi alternatiivturuiindeksite aegridade puhul, Islandi alternatiivturuiindeksi aegrea modelleerimise tulemusel ei leidnud kinnitust asümmeetria olemasolu volatiilsuses. Võrreldes omavahel Soome ja Rootsi alternatiivturuiindeksitele määratud EGARCH ja GJR mudeleid on näha, et Rootsi indeksi GJR(1,1) mudeli gamma väärtus on suurem ja EGARCH(1,1) mudeli gamma väärtus on väiksem kui Soome indeksi vastavate mudelite gammade väärtused, millest saame järeldada, et nende kahe börsiindeksi võrdluses on tugevam asümmeetria Rootsi alternatiivturuiindeksi puhul.

Pöörates tähelepanu määratud mudelite prognoosimiste tulemustele on näha, et kõigi kolme börsiindeksi kõik määratud mudelid on võimelised prognoosima paremini kui naiivne prognoos. Samuti on näha, et Soome ja Rootsi indeksi puhul on kõigi kolme mudeli prognoosivea näitajad väga sarnaste väärtustega, Islandi indeksi puhul on vahed parima prognoosi ja kahe ülejäänud prognoosi vahel selgemad. Siiski oli võimalik vaadeldud prognoosivea näitajate alusel määrata igale börsiindeksile parima prognoosiga mudel. Soome indeksi puhul osutus selleks GJR(1,1) mudel, Islandi indeksi puhul GARCH(1,1) mudel ja Rootsi indeksi puhul EGARCH(1,1) mudel. Seega ei selgu, milline vaadeldavatest GARCH-tüüpi mudelites on valitud börsiindeksite lõikes parim, kuna iga GARCH-tüüpi mudeli prognoos osutus parimaks ühe börsiindeksi puhul. Siinkohal pakuks autor välja võimaluse uurida edasi Taani alternatiivturuiindeksit, kuna see võimaldaks määrata First North Nordic riiklike börsiindeksite lõikes parima GARCH-tüüpi mudeli prognooside alusel. Samuti oleks võimalus uurida teisi GARCH-tüüpi mudeleid, mida käesoleva töö kontekstis ei vaadeldud.

KOKKUVÕTE

Käesoleva töö eesmärgiks oli hinnata GARCH, EGARCH ja GJR mudelite sobivust kirjeldamaks Põhjamaade alternatiivturu Nasdaq First North Growth Market riiklike indeksite volatiilsust. Uurimisprobleem seisneb faktis, et varasemad tööd volatiilsuse modelleerimise alal on tehtud tuginedes traditsioonilistele turgudele ning alternatiivturud on suuresti varasemate uuringute poolt katmata jäänud.

Käesolevas töös kasutas autor andmetena Nasdaq First North Growth Market Põhjamaade alternatiivturu riiklike indeksite päevaseid sulgemishindu. Töös käsitletud riiklikeks indeksiteks on Taani indeks FNDKEURGI, Soome indeks FNFIEURGI, Islandi indeks FNISEURGI ja Rootsi indeks FNSEEURGI. Andmed katavad perioodi 15.10.2015-11.11.2022 ning on viiepäevase nädala kujul, kokku on iga indeksi kohta 1810 vaatlust. Autor kogus andmed Nasdaq Nordic veebilehelt ning arvutas päevaste sulgemishindade põhjal välja logaritmitud tulumäärad, mida kasutati edasises analüüsis. Läbi viidud ökonomeetrilise analüüsi käigus määrati valitud indeksitele GARCH, EGARCH ja GJR mudelid, kusjuures GARCH mudeli puhul hinnati ainult (1,1) järku mudelit ning EGARCH ja GJR puhul hinnati (1,0) kuni (2,2) järku mudeleid. Samuti viidi läbi määratud mudelite adekvaatsuse testimine ning prognoosimine määratud mudelite abil.

Seatud eesmärgi saavutamiseks püstitas autor järgnevad uurimisküsimused:

1. Millised valitud GARCH tüüpi mudelitest sobivad valitud turgude volatiilsuse kirjeldamiseks?
2. Kas ja millistes valitud indeksitest leidub asümmeetria viiteid?
3. Kas ja milliseid erinevusi esineb mudelite võimes kirjeldada volatiilsust riiklike indeksite lõikes?

Töös läbi viidud analüüsi tulemusena õnnestus määrata GARCH-tüüpi mudelid kolmele neljast Põhjamaade alternatiivturu riiklikust indeksist, Taani indeks jäi GARCH-tüüpi mudelite määramisest välja, kuna ei täitnud vajalikke eeldusi. Soome alternatiivturuindeksile said määratud GARCH(1,1), EGARCH(1,1) ja GJR(1,1) mudel. Islandi alternatiivturuindeksile said määratud GARCH(1,1), EGARCH(2,2) ja GJR(1,2) mudel. Rootsi alternatiivturuindeksile said määratud GARCH(1,1), EGARCH(1,1) ja GJR(1,1) mudel. Mitte ühegi määratud GARCH-tüüpi mudeli jääkliikmed ei allu normaaljaotusele. Kõik Soome ja Rootsi alternatiivturuindeksitele määratud GARCH-tüüpi mudelid läbisid jääkliikmete autokorrelatsiooni testimise edukalt. Islandi

alternatiivturuindeksi puhul läbis jääkliikmete autokorrelatsiooni testimise edukalt GARCH(1,1) mudel, EGARCH(2,2) ja GJR(1,2) mudelid läbisid testimise osaliselt. Kõigi kolme börsiindeksi kõik määratud GARCH-tüüpi mudelid läbisid edukalt jääkliikmete heteroskedastiivsuse testimise.

Määratud GARCH-tüüpi mudelitega prognoosimise tulemusel selgus, et kõik kolm valitud GARCH-tüüpi mudelit toodavad riiklike indeksite lõikes väga sarnase kvaliteediga tulemusi. Soome indeksi puhul osutus prognoosivea näitajate põhjal parima prognoosiga mudeliks GJR(1,1) mudel, Islandi indeksi puhul osutus parimaks GARCH(1,1) mudel ning Rootsi indeksi puhul osutus parimaks EGARCH(1,1) mudel. Kõik kolmele riiklikule börsiindeksile määratud GARCH-tüüpi mudelid suutsid pakkuda paremaid prognoositulemusi kui naiivne prognoos.

Tulemuste põhjal ning vastavalt püstitatud uurimisküsimustele teeb autor järgnevad järeldused:

1. Kõik kolm valitud GARCH-tüüpi mudelit, GARCH, EGARCH ja GJR, sobivad Nasdaq First North Growth Market Põhjamaade alternatiivturgude volatiilsuse kirjeldamiseks.
2. Soome ja Rootsi indeksite puhul leidub viiteid, et negatiivsed šokid mõjutavad volatiilsust rohkem kui positiivsed šokid, Islandi indeksi puhul viiteid asümmeeriale ei leidu.
3. Iga kolme GARCH-tüüpi mudelite määramisel kasutatud börsiindeksi aegrea puhul osutus parimaks erinev GARCH-tüüpi mudel, seega valitud GARCH-tüüpi mudelite seast ei ole võimalik valida üht parimat Nasdaq First North Growth Market Põhjamaade alternatiivturgude volatiilsuse kirjeldamiseks.

Edasiseks uurimiseks pakub autor välja normaaljaotusest erinevate jaotuste kasutamist samade andmete uurimisel, kuna antud andmetele määratud GARCH-tüüpi mudelite adekvaatsuse testimisel ilmnis, et ühegi mudeli jääkliikmed ei allu normaaljaotusele. Lisaks sellele pakuks autor välja võimaluse uurida edasi Taani alternatiivturuindeksit, kuna sellele indeksile ei õnnestunud käesoleva töö käigus mudeleid määrata. Viimasena pakuks autor välja võimaluse uurida töös kasutatud andmetega GARCH-tüüpi mudeleid, mida käesolevas töös ei käsitletud.

SUMMARY

MODELLING THE VOLATILITY OF NORDIC ALTERNATIVE MARKETS USING GARCH MODELS

Sander Metsküla

The purpose of the work at hand was to assess the adequacy of GARCH, EGARCH and GJR models in describing the volatility of Nasdaq First North Growth Market country based stock indexes. The research problem was that prior works in the field of modelling volatility have been largely conducted using data from traditional markets and alternative markets have been left aside from prior research.

The data used by the author in the work at hand is the daily closing prices of Nasdaq First North Growth Market country based stock indexes. The indexes used are the Danish FNDKEURGI, Finnish FNFIEURGI, Icelandic FNISEURGI and Swedish FNSEEURGI. The used data covers the time period of 15.10.2015-11.11.2022, is in the format of five day weeks, amounting to time series of 1810 entries per index. The data was gathered by the author from the Nasdaq Nordic webpage and was then used to calculate the continuously compounded returns of the indexes, which was then used in the coming analysis. In the econometric analysis conducted in the work at hand, GARCH, EGARCH and GJR models were assessed for the indexes in question. As for the GARCH model, only GARCH(1,1) was assessed, whereas for EGARCH and GJR models from (1,0) to (2,2) were assessed. After the assessment of models for the indexes at hand, the assessed models were tested for adequacy and forecasts were made using the assessed models.

In order to achieve the purpose of the work established by the author the following research questions were formed:

1. Which of the chosen GARCH-type models are capable of describing the volatility of the chosen stock indexes?
2. Are there any signs of asymmetry in the volatility of the chosen stock indexes and if so, in which of the chosen indexes?
3. Are there any differences in the performance of the chosen GARCH-type models in describing the volatility of the chosen stock indexes?

As a result of the analysis conducted in the work at hand GARCH-type models were successfully assessed for three of the four stock indexes originally in scope, the author was unable to assess GARCH-type models for the Danish FNDKEURGI index due to the fact that the stock indexes time series did not fulfil the necessary preconditions. For the Finnish FNFIEURGI GARCH(1,1), EGARCH(1,1) and GJR(1,1) models were assessed, for the Icelandic FNISEURGI GARCH(1,1), EGARCH(2,2) and GJR(1,2) models were assessed and for the Swedish FNSEEURGI GARCH(1,1), EGARCH(1,1) and GJR(1,1) models were assessed. None of the assigned GARCH-type models' passed the test for normality of residuals. All of the GARCH-type models assessed for the Finnish FNFIEURGI and Swedish FNSEEURGI stock indexes successfully passed the tests for autocorrelation in residuals and squared residuals. For the Icelandic FNISEURGI stock index the GARCH(1,1) model passed the autocorrelation tests successfully, whereas the EGARCH(2,2) and GJR(1,2) models passed the autocorrelation tests partially. All of the GARCH-type models assessed to the three stock indexes passed the test for residuals heteroscedasticity successfully.

As a result of forecasting with the assessed GARCH-type models it was found that all three of the chosen GARCH-type models produce very similar results in forecasting the volatility of the three chosen stock indexes. For the Finnish FNFIEURGI stock index the model with the lowest forecasting errors is the GJR(1,1) model, for the Icelandic FNISEURGI stock index the model with the lowest forecasting errors is the GARCH(1,1) model and for the Swedish FNSEEURGI stock index the model with the lowest forecasting errors is the EGARCH(1,1) model. All of the models assessed to the three stock indexes produces better forecasts than naive prognosis.

According to the results and following the established research questions the author made the following conclusions:

1. All three of the chosen GARCH-type models, GARCH, EGARCH and GJR are adequate in assessing the volatility of the Nasdaq First North Growth Market country based stock indexes.
2. In the case of the Finnish FNFIEURGI and Swedish FNSEEURGI stock indexes signs of asymmetry in volatility were found, suggesting that negative shocks produce larger effects to volatility than positive shocks. In the case of Icelandic FNISEURGI stock index such signs were not found, suggesting that negative shocks do not have a larger impact than positive shocks.
3. As a result of forecasting with the assessed GARCH-type models, different GARCH-type models produced the best forecasting results for each of the three stock indexes in question,

therefore it is not possible to determine a single best GARCH-type model from the three model types covered in the work at hand for forecasting the volatility of Nasdaq First North Growth Market country based stock indexes.

For further research, the author of the work at hand suggests to look into different distributions than normal distribution, due to the fact that none of the assessed GARCH-type models passed the test for normality of residuals. The author also suggest to further look into the Danish FNDKEURGI stock index to see whether it would be possible to achieve results with different methods than covered in the work at hand. Lastly the author suggests the possibility to look into other GARCH-type models that were not covered in the work at hand to try to describe the volatility of the country based stock indexes of Nasdaq First North Growth Market.

KASUTATUD ALLIKATE LOETELU

- Ahmad, N., Ramzan, M. (2016) Stock Market Volatility and Macroeconomic Factor Volatility. *International Journal of Research in Business Studies and Management*, 3(7), 37-44.
- Akaike, H. (1974) A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC-19, 716-723.
- Alberg, D., Shalit, H. (2008) Estimating stock market volatility using asymmetric GARCH models. *Applied Financial Economics*, 18(15), 1201-1208.
- Bera, A. K., Jarque, C. M. (1981) Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals: Monte Carlo Evidence. *Economics Letters*, 7(4), 313-318.
- Black, F., Scholes, M. (1973) The Pricing of Options and Corporate Liabilities. *The Journal of Political Economy*, 81(3), 637-654.
- 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*. San Francisco, USA: Holden-Day.
- Box, G. E. P., Pierce, D. A. (1970) Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive Integrated Moving Average Time Series Models. *Journal of the American Statistical Association*, 65, 1509-1526.
- Brooks, C. (2008) *Introductory Econometrics for Finance*. (2nd ed.). New York, USA: Cambridge University Press.
- Cont, R. (2001) Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, 1(2), 223-236.
- Dickey, D. A., Fuller, W. A. (1981) Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Econometrica*, 49(4), 1057-1072.
- Ederington, L. H., Guan, W. (2006) Measuring Historical Volatility. *Journal of Applied Finance*, 16(1).
- Engle, R. F. (1982) Autoregressive Conditional Heteroskedasticity 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, 157-168.
- Engle, R. F., Patton, A. J. (2001) What good is a volatility model? *Quantitative Finance*, 1, 2, 237-245.
- Euroopa Komisjon. (2022) *SME listing on public markets*. Kasutatud 08. detsember 2022
https://finance.ec.europa.eu/capital-markets-union-and-financial-markets/financial-markets/securities-markets/sme-listing-public-markets_en
- Finantsinspeksioon. (2018) *MiFID II*. Kasutatud 08. detsember 2022
<https://www.fi.ee/et/investeerimine/aktuaalsed-teemad-investeerimises/mifid-ii>
- 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, 1779-1801.
- Gokcan, S. (2000) Forecasting volatility of emerging stock markets: linear versus non-linear GARCH models. *Journal of Forecasting*, 19(6), 499-504.
- Guštšak, S. (2015) *Modeling Volatility of Baltic Stock Markets*. (Magistritöö) TalTechi majandusteaduskond, Tallinn.
- Jiang, W. (2012) *Using the GARCH model to analyze and predict the different stock markets*. (Magistritöö) Uppsala University, Department of Statistics.
- Kearney, C., Daly, K. (1998) The causes of stock market volatility in Australia. *Applied Financial Economics*, 8(6), 597-605.
- Lim, C. M., Sek, S. K. (2013) Comparing the Performances of GARCH-type Models in Capturing the Stock Market Volatility in Malaysia. *Procedia Economics and Finance*, 5, 478-487.
- Ljung, G. M., Box, G. E. P. (1978) On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models. *Biometrika*, 65(2), 297-303.
- Masset, P. (2011) *Volatility Stylized Facts*. University of Fribourg, Faculty of Economics and Social Science.
- Mazurõk, S. (2021) *Põhjamaade aktsiaturgude volatiilsuse modelleerimine Covid-19 pandeemia ajal tuginedes GARCH tüüpi mudelitele*. (Bakalaureusetöö) TalTechi majandusteaduskond, Tallinn.
- Miah, M., Rahman, A. (2016) Modelling Volatility of Daily Stock Returns: Is GARCH(1,1) Enough? *American Academic Scientific Research Journal for Engineering, Technology and Sciences*, 18(1), 29-39.
- Nasdaq. (2022) *Nasdaq First North Growth Market is our market for small- and medium-sized growth companies*. Kasutatud 08. detsember 2022
<https://www.nasdaq.com/solutions/nasdaq-first-north-growth-market>

- Nasdaq. (2022) *Rules & Regulations – First North MTF Rules*. Kasutatud 08. detsember 2022
<https://www.nasdaq.com/solutions/rules-regulations-first-north-mtf-rules>
- Nasdaq Nordic. (2022) *Indexes*. Kasutatud 14. november 2022
<https://www.nasdaqomxnordic.com/indexes>
- Nelson, D. B. (1991) Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Econometrica*, 59(2), 347-370.
- Poon, S. H., Granger, C. W. J. (2003) Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review. *Journal of Economic Literature*, 41(2), 478-539.
- Schwarz, G. (1978) Estimating the Dimension of a Model. *The Annals of Statistics*, 6(2), 461-464.
- Sõgel, L. (2020) *Balti aktsiaturu volatiilsuse modelleerimine tuginedes GARCH tüüpi mudelitele*. (Bakalaureusetöö) TalTechi majandusteaduskond, Tallinn.
- Taylor, S. J. (1986) *Modelling Financial Time Series*. Chichester, UK: John Wiley and Sons, Ltd.
- Ugurlu, E., Thalassinou, E., Muratoglu, Y. (2014) Modeling Volatility in the Stock Markets using GARCH Models: European Emerging Economies and Turkey. *International Journal in Economics and Business Administration*, 2(3), 72-87.

LISAD

Lisa 1. ADF testimiste tulemused

ADF testi tüüp	FNDKEURGI	FNFIEURGI
Ilma konstandita	estimated value of (a - 1): -0.983905 test statistic: tau_nc(1) = -21.3118 asymptotic p-value 2.805e-041 1st-order autocorrelation coeff. for e: 0.000 lagged differences: F(3, 1801) = 3.279 [0.0202]	estimated value of (a - 1): -0.800819 test statistic: tau_nc(1) = -18.1569 asymptotic p-value 4.839e-038 1st-order autocorrelation coeff. for e: 0.000 lagged differences: F(3, 1801) = 5.797 [0.0006]
Konstandiga	estimated value of (a - 1): -0.983912 test statistic: tau_c(1) = -21.306 asymptotic p-value 1.823e-049 1st-order autocorrelation coeff. for e: 0.000 lagged differences: F(3, 1800) = 3.277 [0.0203]	estimated value of (a - 1): -0.803575 test statistic: tau_c(1) = -18.1925 asymptotic p-value 1.113e-043 1st-order autocorrelation coeff. for e: 0.001 lagged differences: F(3, 1800) = 5.662 [0.0007]
Konstandi ja trendiga	estimated value of (a - 1): -0.988177 test statistic: tau_ct(1) = -21.3562 asymptotic p-value 1.468e-076 1st-order autocorrelation coeff. for e: 0.000 lagged differences: F(3, 1799) = 3.235 [0.0215]	estimated value of (a - 1): -0.805183 test statistic: tau_ct(1) = -18.2017 asymptotic p-value 8.276e-060 1st-order autocorrelation coeff. for e: 0.001 lagged differences: F(3, 1799) = 5.571 [0.0008]

Lisa 1 järg

	FNISEURGI	FNSEEURGI
Ilma konstandita	estimated value of (a - 1): -1.04549 test statistic: tau_nc(1) = -26.1604 asymptotic p-value 2.334e-040 1st-order autocorrelation coeff. for e: -0.000 lagged differences: F(2, 1803) = 4.005 [0.0184]	estimated value of (a - 1): -0.841737 test statistic: tau_nc(1) = -15.1438 asymptotic p-value 1.729e-032 1st-order autocorrelation coeff. for e: 0.000 lagged differences: F(6, 1795) = 3.765 [0.0010]
Konstandiga	estimated value of (a - 1): -1.05024 test statistic: tau_c(1) = -26.235 asymptotic p-value 4.073e-052 1st-order autocorrelation coeff. for e: -0.000 lagged differences: F(2, 1802) = 4.268 [0.0141]	estimated value of (a - 1): -0.844829 test statistic: tau_c(1) = -15.1741 asymptotic p-value 1.114e-035 1st-order autocorrelation coeff. for e: 0.000 lagged differences: F(6, 1794) = 3.733 [0.0011]
Konstandi ja trendiga	estimated value of (a - 1): -1.05268 test statistic: tau_ct(1) = -26.2708 asymptotic p-value 6.155e-101 1st-order autocorrelation coeff. for e: -0.000 lagged differences: F(2, 1801) = 4.405 [0.0123]	estimated value of (a - 1): -0.854778 test statistic: tau_ct(1) = -15.2603 asymptotic p-value 2.415e-044 1st-order autocorrelation coeff. for e: 0.000 lagged differences: F(6, 1793) = 3.641 [0.0014]

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

Lisa 2. Riikidelõikeliste börsiindeksite logaritmitud tulumäärade aegridade autokorrelatsiooni testimise olulisuse tõenäosused järkude lõikes

Järk	FNDKEURGI	FNFIEURGI	FNISEURGI	FNSEEURGI
1	0,429	0,012	0,070	0,006
2	0,066	0,030	0,065	0,000
3	0,087	0,002	0,007	0,001
4	0,039	0,000	0,015	0,001
5	0,059	0,000	0,026	0,002
6	0,096	0,000	0,037	0,000
7	0,145	0,000	0,045	0,000
8	0,192	0,001	0,039	0,000
9	0,147	0,002	0,053	0,000
10	0,204	0,003	0,063	0,000
11	0,233	0,005	0,027	0,000
12	0,249	0,006	0,039	0,000
13	0,264	0,006	0,056	0,000
14	0,167	0,009	0,030	0,000
15	0,207	0,013	0,009	0,001
16	0,261	0,018	0,010	0,001
17	0,319	0,004	0,011	0,001
18	0,380	0,003	0,011	0,002
19	0,375	0,005	0,015	0,002
20	0,334	0,006	0,020	0,003
21	0,380	0,007	0,028	0,002
22	0,438	0,010	0,029	0,003
23	0,498	0,011	0,040	0,002

Lisa 2 järg

Järk	FNDKEURGI	FNFIEURGI	FNISEURGI	FNSEEURGI
24	0,538	0,011	0,047	0,001
25	0,586	0,009	0,049	0,001
26	0,530	0,002	0,052	0,002
27	0,410	0,002	0,055	0,002
28	0,453	0,002	0,071	0,003
29	0,501	0,003	0,070	0,004
30	0,553	0,004	0,071	0,006
31	0,593	0,005	0,088	0,005
32	0,020	0,005	0,097	0,007

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

Lisa 3. Valitud ARMA mudelite jääkliikmete autokorrelatsiooni testimise olulisuse tõenäosused järkude lõikes

Järk	FNDKEURGI(0,0)	FNFIEURGI(1,1)	FNISEURGI(2,1)	FNSEEURGI(1,1)
1	0,429	0,880	0,911	0,689
2	0,066	0,391	0,951	0,673
3	0,087	0,303	0,671	0,850
4	0,039	0,081	0,734	0,925
5	0,059	0,103	0,845	0,945
6	0,096	0,159	0,729	0,052
7	0,145	0,233	0,764	0,030
8	0,192	0,260	0,727	0,047
9	0,147	0,345	0,771	0,035
10	0,204	0,425	0,733	0,021
11	0,233	0,498	0,424	0,021
12	0,249	0,494	0,477	0,032
13	0,264	0,466	0,535	0,047
14	0,167	0,533	0,297	0,035
15	0,207	0,582	0,100	0,050
16	0,261	0,629	0,103	0,059
17	0,319	0,298	0,109	0,078
18	0,380	0,253	0,103	0,100
19	0,375	0,302	0,127	0,111
20	0,334	0,294	0,152	0,141
21	0,380	0,325	0,189	0,118
22	0,438	0,361	0,189	0,136
23	0,498	0,376	0,230	0,113

Lisa 3 järg

Järk	FNDKEURGI(0,0)	FNFIEURGI(1,1)	FNISEURGI(2,1)	FNSEEURGI(1,1)
24	0,538	0,336	0,263	0,069
25	0,586	0,283	0,267	0,084
26	0,530	0,086	0,273	0,107
27	0,410	0,098	0,288	0,118
28	0,453	0,090	0,335	0,140
29	0,501	0,110	0,321	0,161
30	0,553	0,130	0,311	0,189
31	0,593	0,139	0,354	0,168
32	0,020	0,123	0,385	0,189

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

Lisa 4. Valitud ARMA mudelite ARCH LM testide tulemused

```

Model 101: ARMA, using observations 2015-10-16:2022-11-11 (T = 1809)
Estimated using least squares (= MLE)
Dependent variable: rDenmark

-----
                coefficient      std. error      z      p-value
-----
const          -1.98620e-05     0.000608148   -0.03266  0.9739

Mean dependent var  -0.000020   S.D. dependent var  0.025866
Mean of innovations  0.000000   S.D. of innovations  0.025866
Log-likelihood      4045.222   Akaike criterion    -8086.444
Schwarz criterion  -8075.443   Hannan-Quinn       -8082.384

Test for ARCH of order 5 -
Null hypothesis: no ARCH effect is present
Test statistic: LM = 4.44681
with p-value = P(Chi-square(5) > 4.44681) = 0.487032

```

```

Function evaluations: 52
Evaluations of gradient: 13

Model 104: ARMA, using observations 2015-10-16:2022-11-11 (T = 1809)
Estimated using AS 197 (exact ML)
Dependent variable: rFinland
Standard errors based on Hessian

-----
                coefficient      std. error      z      p-value
-----
phi_1           0.772534     0.0853158     9.055   1.37e-019 ***
theta_1         -0.714859     0.0930534    -7.682   1.56e-014 ***

Mean dependent var  0.000379   S.D. dependent var  0.011628
Mean of innovations  0.000310   S.D. of innovations  0.011584
R-squared          0.007696   Adjusted R-squared  0.007146
Log-likelihood     5497.901   Akaike criterion    -10989.80
Schwarz criterion  -10973.30   Hannan-Quinn       -10983.71

-----
                Real  Imaginary  Modulus  Frequency
-----
AR
Root 1          1.2944   0.0000   1.2944   0.0000
MA
Root 1          1.3989   0.0000   1.3989   0.0000
-----

Test for ARCH of order 5 -
Null hypothesis: no ARCH effect is present
Test statistic: LM = 289.464
with p-value = P(Chi-square(5) > 289.464) = 1.84275e-060

```

Lisa 4 järg

```

Function evaluations: 51
Evaluations of gradient: 13

Model 103: ARMA, using observations 2015-10-16:2022-11-11 (T = 1809)
Estimated using AS 197 (exact ML)
Dependent variable: rIceland
Standard errors based on Hessian

      coefficient  std. error  z      p-value
-----
phi_1      0.773861    0.170632    4.535  5.75e-06 ***
phi_2     -0.0739191    0.0237185   -3.117  0.0018 ***
theta_1    -0.730820     0.170146   -4.295  1.74e-05 ***

Mean dependent var  0.000592  S.D. dependent var  0.015059
Mean of innovations 0.000661  S.D. of innovations 0.015023
R-squared          0.006093  Adjusted R-squared  0.004993
Log-likelihood     5027.589  Akaike criterion   -10047.18
Schwarz criterion -10025.18  Hannan-Quinn      -10039.06

      Real Imaginary  Modulus  Frequency
-----
AR
  Root 1      1.5100    0.0000    1.5100    0.0000
  Root 2      8.9590    0.0000    8.9590    0.0000
MA
  Root 1      1.3683    0.0000    1.3683    0.0000
-----

Test for ARCH of order 5 -
Null hypothesis: no ARCH effect is present
Test statistic: LM = 130.878
with p-value = P(Chi-square(5) > 130.878) = 1.54969e-026

```

```

Function evaluations: 42
Evaluations of gradient: 12

Model 105: ARMA, using observations 2015-10-16:2022-11-11 (T = 1809)
Estimated using AS 197 (exact ML)
Dependent variable: rSweden
Standard errors based on Hessian

      coefficient  std. error  z      p-value
-----
phi_1      0.664854    0.139681    4.760  1.94e-06 ***
theta_1    -0.595747    0.149967   -3.973  7.11e-05 ***

Mean dependent var  0.000380  S.D. dependent var  0.014110
Mean of innovations 0.000321  S.D. of innovations 0.014051
R-squared          0.008221  Adjusted R-squared  0.007673
Log-likelihood     5148.592  Akaike criterion   -10291.18
Schwarz criterion -10274.68  Hannan-Quinn      -10285.10

      Real Imaginary  Modulus  Frequency
-----
AR
  Root 1      1.5041    0.0000    1.5041    0.0000
MA
  Root 1      1.6786    0.0000    1.6786    0.0000
-----

Test for ARCH of order 5 -
Null hypothesis: no ARCH effect is present
Test statistic: LM = 148.102
with p-value = P(Chi-square(5) > 148.102) = 3.38446e-030

```

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Gretl

Lisa 5. FNFIEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelid

GARCH(1,1):

Dependent Variable: RFINLAND				
Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)				
Date: 11/18/22 Time: 21:00				
Sample (adjusted): 10/19/2015 11/11/2022				
Included observations: 1808 after adjustments				
Convergence achieved after 39 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
MA Backcast: 10/16/2015				
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.837924	0.085898	9.754868	0.0000
MA(1)	-0.783464	0.099782	-7.851740	0.0000
Variance Equation				
C	0.075817	0.012309	6.159266	0.0000
RESID(-1)^2	0.125517	0.012527	10.01939	0.0000
GARCH(-1)	0.815428	0.017951	45.42449	0.0000
R-squared	0.006775	Mean dependent var	0.037809	
Adjusted R-squared	0.006225	S.D. dependent var	1.163086	
S.E. of regression	1.159460	Akaike info criterion	2.899801	
Sum squared resid	2427.891	Schwarz criterion	2.915011	
Log likelihood	-2616.420	Hannan-Quinn criter.	2.905414	
Durbin-Watson stat	1.995625			
Inverted AR Roots	.84			
Inverted MA Roots	.78			

EGARCH(1,1):

Dependent Variable: RFINLAND				
Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)				
Date: 11/18/22 Time: 21:04				
Sample (adjusted): 10/19/2015 11/11/2022				
Included observations: 1808 after adjustments				
Convergence achieved after 43 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
MA Backcast: 10/16/2015				
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(5)*RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-1))				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.847628	0.066496	12.74699	0.0000
MA(1)	-0.786676	0.078811	-9.981853	0.0000
Variance Equation				
C(3)	-0.162816	0.014321	-11.36888	0.0000
C(4)	0.225838	0.019950	11.32016	0.0000
C(5)	-0.057163	0.013094	-4.365660	0.0000
C(6)	0.948483	0.008104	117.0327	0.0000
R-squared	0.006342	Mean dependent var	0.037809	
Adjusted R-squared	0.005792	S.D. dependent var	1.163086	
S.E. of regression	1.159713	Akaike info criterion	2.896906	
Sum squared resid	2428.950	Schwarz criterion	2.915158	
Log likelihood	-2612.803	Hannan-Quinn criter.	2.903642	
Durbin-Watson stat	2.007735			
Inverted AR Roots	.85			
Inverted MA Roots	.79			

Lisa 5 järg

GJR(1,1):

Dependent Variable: RFINLAND				
Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)				
Date: 11/18/22 Time: 21:15				
Sample (adjusted): 10/19/2015 11/11/2022				
Included observations: 1808 after adjustments				
Convergence achieved after 41 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
MA Backcast: 10/16/2015				
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0) + C(6)*GARCH(-1)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.826395	0.086267	9.579538	0.0000
MA(1)	-0.765782	0.100228	-7.640365	0.0000
Variance Equation				
C	0.087733	0.013663	6.421149	0.0000
RESID(-1)^2	0.080584	0.017937	4.492723	0.0000
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	0.077547	0.020846	3.719984	0.0002
GARCH(-1)	0.808927	0.019039	42.48729	0.0000
R-squared	0.006794	Mean dependent var	0.037809	
Adjusted R-squared	0.006244	S.D. dependent var	1.163086	
S.E. of regression	1.159449	Akaike info criterion	2.896291	
Sum squared resid	2427.844	Schwarz criterion	2.914543	
Log likelihood	-2612.247	Hannan-Quinn criter.	2.903027	
Durbin-Watson stat	2.007984			
Inverted AR Roots	.83			
Inverted MA Roots	.77			

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

Lisa 6. FNISEURGI börsindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelid

GARCH(1,1):

Dependent Variable: RICELAND				
Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)				
Date: 11/18/22 Time: 21:18				
Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022				
Included observations: 1807 after adjustments				
Convergence achieved after 38 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
MA Backcast: 10/19/2015				
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(2)	-0.012542	0.029766	-0.421347	0.6735
MA(1)	0.073407	0.027494	2.669870	0.0076
Variance Equation				
C	0.057514	0.004370	13.16026	0.0000
RESID(-1)^2	0.039714	0.001734	22.89685	0.0000
GARCH(-1)	0.936076	0.003339	280.3192	0.0000
R-squared	0.000359	Mean dependent var	0.059195	
Adjusted R-squared	-0.000195	S.D. dependent var	1.506713	
S.E. of regression	1.506860	Akaike info criterion	3.463922	
Sum squared resid	4098.482	Schwarz criterion	3.479139	
Log likelihood	-3124.653	Hannan-Quinn criter.	3.469538	
Durbin-Watson stat	2.056589			
Inverted AR Roots	-.00+.11i	-.00-.11i		
Inverted MA Roots	-.07			

EGARCH(2,2):

Dependent Variable: RICELAND				
Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)				
Date: 11/18/22 Time: 21:22				
Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022				
Included observations: 1807 after adjustments				
Convergence achieved after 76 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
MA Backcast: 10/19/2015				
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)) + C(8)*LOG(GARCH(-2))				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(2)	-0.063503	0.023966	-2.649719	0.0081
MA(1)	0.107078	0.026785	3.997618	0.0001
Variance Equation				
C(3)	-0.118120	0.004594	-25.71407	0.0000
C(4)	0.328449	0.011259	29.17320	0.0000
C(5)	0.079282	0.009848	8.050472	0.0000
C(6)	0.021437	0.006767	3.167733	0.0015
C(7)	0.022021	0.007543	2.919473	0.0035
C(8)	0.842233	0.006863	122.7150	0.0000
R-squared	-0.004456	Mean dependent var	0.059195	
Adjusted R-squared	-0.005012	S.D. dependent var	1.506713	
S.E. of regression	1.510485	Akaike info criterion	3.457180	
Sum squared resid	4118.222	Schwarz criterion	3.481528	
Log likelihood	-3115.562	Hannan-Quinn criter.	3.466166	
Durbin-Watson stat	2.135660			
Inverted AR Roots	-.00+.25i	-.00-.25i		
Inverted MA Roots	-.11			

Lisa 6 järg

GJR(2,1):

Dependent Variable: RICELAND Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps) Date: 11/18/22 Time: 21:25 Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022 Included observations: 1807 after adjustments Convergence achieved after 70 iterations Coefficient covariance computed using outer product of gradients MA Backcast: 10/19/2015 Presample variance: backcast (parameter = 0.7) GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0) + C(6)*GARCH(-1) + C(7)*GARCH(-2)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(2)	-0.014804	0.029701	-0.498429	0.6182
MA(1)	0.197855	0.016927	11.68846	0.0000
Variance Equation				
C	0.266771	0.011690	22.82093	0.0000
RESID(-1)^2	0.203454	0.014406	14.12288	0.0000
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<	-0.064572	0.013060	-4.944264	0.0000
GARCH(-1)	-0.021831	0.003143	-6.945427	0.0000
GARCH(-2)	0.757177	0.009714	77.94732	0.0000
R-squared	-0.022941	Mean dependent var		0.059195
Adjusted R-squared	-0.023508	S.D. dependent var		1.506713
S.E. of regression	1.524320	Akaike info criterion		3.436885
Sum squared resid	4194.012	Schwarz criterion		3.458188
Log likelihood	-3098.225	Hannan-Quinn criter.		3.444747
Durbin-Watson stat	2.307299			
Inverted AR Roots	-0.00+.12i	-0.00-.12i		
Inverted MA Roots	-.20			

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

Lisa 7. FNSEEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelid

GARCH(1,1):

Dependent Variable: RSWEDEN				
Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)				
Date: 11/18/22 Time: 21:27				
Sample (adjusted): 10/19/2015 11/11/2022				
Included observations: 1808 after adjustments				
Convergence achieved after 34 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
MA Backcast: 10/16/2015				
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.489940	0.165039	2.968634	0.0030
MA(1)	-0.385636	0.175721	-2.194594	0.0282
Variance Equation				
C	0.029650	0.006145	4.824674	0.0000
RESID(-1)^2	0.110957	0.011105	9.991501	0.0000
GARCH(-1)	0.880308	0.011250	78.25276	0.0000
R-squared	0.005870	Mean dependent var	0.037347	
Adjusted R-squared	0.005319	S.D. dependent var	1.411045	
S.E. of regression	1.407287	Akaike info criterion	3.220009	
Sum squared resid	3576.707	Schwarz criterion	3.235219	
Log likelihood	-2905.888	Hannan-Quinn criter.	3.225622	
Durbin-Watson stat	2.078033			
Inverted AR Roots	.49			
Inverted MA Roots	.39			

EGARCH(1,1):

Dependent Variable: RSWEDEN				
Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)				
Date: 11/18/22 Time: 21:30				
Sample (adjusted): 10/19/2015 11/11/2022				
Included observations: 1808 after adjustments				
Convergence achieved after 45 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
MA Backcast: 10/16/2015				
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
LOG(GARCH) = C(3) + C(4)*ABS(RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1))) + C(5)*RESID(-1)/@SQRT(GARCH(-1)) + C(6)*LOG(GARCH(-1))				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.544603	0.115419	4.718468	0.0000
MA(1)	-0.418736	0.126403	-3.312697	0.0009
Variance Equation				
C(3)	-0.150798	0.014336	-10.51906	0.0000
C(4)	0.223032	0.020223	11.02888	0.0000
C(5)	-0.099725	0.012062	-8.267593	0.0000
C(6)	0.963847	0.005448	176.9067	0.0000
R-squared	0.003887	Mean dependent var	0.037347	
Adjusted R-squared	0.003335	S.D. dependent var	1.411045	
S.E. of regression	1.408690	Akaike info criterion	3.206892	
Sum squared resid	3583.841	Schwarz criterion	3.225144	
Log likelihood	-2893.030	Hannan-Quinn criter.	3.213628	
Durbin-Watson stat	2.119641			
Inverted AR Roots	.54			
Inverted MA Roots	.42			

Lisa 7 järg

GJR(1,1):

Dependent Variable: RSWEDEN Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps) Date: 11/18/22 Time: 21:33 Sample (adjusted): 10/19/2015 11/11/2022 Included observations: 1808 after adjustments Convergence achieved after 34 iterations Coefficient covariance computed using outer product of gradients MA Backcast: 10/16/2015 Presample variance: backcast (parameter = 0.7) GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0) + C(6)*GARCH(-1)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.551265	0.124220	4.437796	0.0000
MA(1)	-0.428796	0.135136	-3.173081	0.0015
Variance Equation				
C	0.043658	0.007632	5.720672	0.0000
RESID(-1)^2	0.056178	0.012198	4.605311	0.0000
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<	0.127843	0.018909	6.761026	0.0000
GARCH(-1)	0.862647	0.012564	68.66072	0.0000
R-squared	0.004305	Mean dependent var	0.037347	
Adjusted R-squared	0.003754	S.D. dependent var	1.411045	
S.E. of regression	1.408394	Akaike info criterion	3.206630	
Sum squared resid	3582.336	Schwarz criterion	3.224882	
Log likelihood	-2892.794	Hannan-Quinn criter.	3.213366	
Durbin-Watson stat	2.113010			
Inverted AR Roots	.55			
Inverted MA Roots	.43			

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

Lisa 8 järg

GJR(1,1):

Correlogram of Standardized Residuals

Correlogram of Standardized Residuals Squared

Date: 11/18/22 Time: 21:16 Sample (adjusted): 10/19/2015 11/11/2022 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms						Date: 11/18/22 Time: 21:16 Sample (adjusted): 10/19/2015 11/11/2022 Included observations: 1808 after adjustments							
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*		
		1	-0.000	-0.000	0.0004			1	-0.010	-0.010	0.1949	0.659	
		2	0.003	0.003	0.0177			2	-0.021	-0.021	1.0013	0.606	
		3	0.016	0.016	0.4580	0.499			3	0.011	0.011	1.2339	0.745
		4	0.012	0.012	0.7382	0.691			4	-0.003	-0.003	1.2501	0.870
		5	0.017	0.017	1.2689	0.737			5	0.023	0.023	2.1957	0.821
		6	0.004	0.003	1.2932	0.863			6	0.041	0.042	5.3211	0.503
		7	-0.002	-0.002	1.2975	0.935			7	-0.037	-0.035	7.7672	0.354
		8	-0.003	-0.004	1.3183	0.971			8	0.009	0.010	7.9255	0.441
		9	0.026	0.026	2.5742	0.921			9	0.047	0.046	12.020	0.212
		10	-0.004	-0.004	2.5967	0.957			10	0.027	0.029	13.329	0.206
		11	-0.020	-0.020	3.3005	0.951			11	-0.012	-0.012	13.588	0.257
		12	-0.048	-0.049	7.4632	0.679			12	-0.022	-0.022	14.448	0.273
		13	-0.004	-0.005	7.5174	0.756			13	0.017	0.019	14.999	0.307
		14	0.027	0.027	8.8197	0.718			14	-0.029	-0.033	16.513	0.283
		15	-0.040	-0.038	11.773	0.546			15	-0.005	-0.009	16.556	0.346
		16	0.013	0.015	12.066	0.601			16	-0.050	-0.051	21.192	0.171
		17	-0.025	-0.023	13.186	0.588			17	-0.017	-0.015	21.748	0.195
		18	0.002	0.002	13.191	0.659			18	0.011	0.006	21.962	0.234
		19	-0.015	-0.016	13.625	0.693			19	-0.040	-0.044	24.818	0.167
		20	0.011	0.014	13.860	0.738			20	0.015	0.020	25.243	0.192
		21	-0.009	-0.006	13.995	0.784			21	-0.000	0.001	25.243	0.237
		22	0.013	0.014	14.305	0.815			22	0.019	0.026	25.927	0.255
		23	0.000	-0.003	14.305	0.856			23	0.012	0.011	26.175	0.293
		24	-0.014	-0.014	14.685	0.875			24	0.001	0.006	26.177	0.344
		25	0.032	0.031	16.587	0.829			25	0.002	0.012	26.187	0.398
		26	0.047	0.050	20.659	0.659			26	0.001	-0.000	26.191	0.453
		27	-0.006	-0.010	20.728	0.708			27	-0.019	-0.017	26.827	0.473
		28	-0.016	-0.017	21.186	0.732			28	0.010	0.007	27.009	0.518
		29	-0.001	-0.004	21.189	0.777			29	0.023	0.025	27.958	0.520
		30	0.005	0.001	21.237	0.815			30	-0.011	-0.014	28.163	0.562
		31	-0.006	-0.007	21.312	0.848			31	-0.032	-0.039	30.083	0.513
		32	-0.025	-0.026	22.478	0.836			32	0.011	0.008	30.308	0.552
		33	-0.004	-0.001	22.514	0.866			33	0.009	0.005	30.473	0.594
		34	-0.010	-0.013	22.702	0.887			34	0.010	0.010	30.654	0.632
		35	0.043	0.044	26.180	0.794			35	0.053	0.049	35.877	0.427
		36	0.064	0.064	33.789	0.478			36	0.030	0.040	37.553	0.398

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

Lisa 9. FNISEURGI börsindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete autokorrelatsiooni testid

GARCH(1,1):

Correlogram of Standardized Residuals							Correlogram of Standardized Residuals Squared						
Date: 11/18/22 Time: 21:18 Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms							Date: 11/18/22 Time: 21:18 Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022 Included observations: 1807 after adjustments						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*		
1	-0.016	-0.016	0.4483			1	0.022	0.022	0.9108	0.340			
2	-0.007	-0.008	0.5445			2	0.028	0.028	2.3469	0.309			
3	-0.020	-0.020	1.2609	0.261		3	0.045	0.043	5.9518	0.114			
4	0.006	0.005	1.3210	0.517		4	-0.019	-0.021	6.5851	0.160			
5	-0.013	-0.014	1.6489	0.648		5	-0.003	-0.004	6.5990	0.252			
6	0.029	0.028	3.1907	0.526		6	-0.018	-0.019	7.1795	0.305			
7	-0.034	-0.033	5.2575	0.385		7	0.006	0.009	7.2406	0.404			
8	-0.013	-0.014	5.5750	0.472		8	-0.013	-0.013	7.5715	0.476			
9	-0.014	-0.014	5.9291	0.548		9	-0.015	-0.014	7.9937	0.535			
10	0.017	0.014	6.4305	0.599		10	-0.016	-0.016	8.4394	0.586			
11	-0.074	-0.073	16.316	0.061		11	0.081	0.084	20.307	0.041			
12	0.016	0.012	16.762	0.080		12	-0.020	-0.022	21.006	0.050			
13	-0.016	-0.015	17.226	0.101		13	-0.012	-0.015	21.276	0.068			
14	0.027	0.024	18.598	0.099		14	0.016	0.010	21.770	0.083			
15	-0.014	-0.012	18.944	0.125		15	0.004	0.009	21.801	0.113			
16	-0.008	-0.013	19.068	0.162		16	-0.001	-0.001	21.802	0.150			
17	0.000	0.006	19.068	0.211		17	-0.001	-0.001	21.805	0.192			
18	-0.007	-0.013	19.145	0.261		18	0.031	0.028	23.506	0.172			
19	0.000	0.000	19.145	0.320		19	-0.002	-0.001	23.512	0.216			
20	0.023	0.018	20.101	0.327		20	-0.019	-0.018	24.169	0.235			
21	-0.010	-0.005	20.272	0.378		21	-0.006	-0.006	24.233	0.282			
22	0.021	0.016	21.094	0.392		22	-0.018	-0.024	24.852	0.304			
23	0.001	0.003	21.095	0.453		23	-0.012	-0.005	25.103	0.345			
24	-0.005	-0.008	21.136	0.512		24	-0.000	0.005	25.103	0.400			
25	-0.041	-0.036	24.155	0.395		25	0.004	0.003	25.129	0.455			
26	0.018	0.013	24.726	0.421		26	-0.020	-0.021	25.857	0.471			
27	0.006	0.006	24.784	0.475		27	-0.020	-0.018	26.565	0.487			
28	0.008	0.007	24.911	0.524		28	-0.002	0.000	26.570	0.542			
29	0.008	0.009	25.031	0.573		29	0.052	0.050	31.449	0.345			
30	0.008	0.009	25.139	0.620		30	0.008	0.007	31.580	0.387			
31	-0.007	-0.002	25.238	0.666		31	-0.014	-0.015	31.922	0.421			
32	-0.001	-0.006	25.241	0.713		32	0.005	-0.002	31.965	0.468			
33	-0.024	-0.021	26.269	0.708		33	0.001	0.005	31.966	0.518			
34	0.012	0.009	26.516	0.740		34	-0.012	-0.010	32.245	0.554			
35	0.020	0.022	27.256	0.748		35	-0.020	-0.021	32.972	0.566			
36	-0.008	-0.014	27.373	0.782		36	-0.002	-0.003	32.978	0.613			

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

EGARCH(2,2):

Correlogram of Standardized Residuals							Correlogram of Standardized Residuals Squared						
Date: 11/18/22 Time: 21:22 Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms							Date: 11/18/22 Time: 21:22 Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022 Included observations: 1807 after adjustments						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*		
1	-0.035	-0.035	2.2533			1	-0.005	-0.005	0.0518	0.820			
2	0.025	0.024	3.4194			2	0.048	0.048	4.1756	0.124			
3	-0.019	-0.017	4.0511	0.044		3	0.030	0.030	5.7852	0.123			
4	0.002	0.000	4.0596	0.131		4	-0.015	-0.017	6.2026	0.185			
5	-0.014	-0.013	4.4026	0.221		5	-0.011	-0.015	6.4400	0.266			
6	0.031	0.030	6.2004	0.185		6	-0.021	-0.020	7.2224	0.301			
7	-0.029	-0.028	7.6926	0.174		7	0.004	0.006	7.2585	0.402			
8	-0.010	-0.013	7.8628	0.248		8	-0.014	-0.011	7.5939	0.474			
9	-0.019	-0.018	8.5302	0.288		9	-0.018	-0.018	8.1925	0.515			
10	0.022	0.020	9.3917	0.310		10	-0.014	-0.014	8.5367	0.577			
11	-0.079	-0.077	20.749	0.014		11	0.123	0.126	36.088	0.000			
12	0.022	0.014	21.609	0.017		12	-0.018	-0.015	36.649	0.000			
13	-0.025	-0.019	22.782	0.019		13	-0.011	-0.024	36.863	0.000			
14	0.039	0.034	25.491	0.013		14	0.032	0.025	38.735	0.000			
15	-0.034	-0.030	27.629	0.010		15	0.018	0.024	39.303	0.001			
16	-0.018	-0.026	28.230	0.013		16	0.022	0.022	40.165	0.001			
17	0.006	0.013	28.299	0.020		17	0.003	0.003	40.185	0.001			
18	-0.005	-0.010	28.350	0.029		18	0.067	0.062	48.269	0.000			
19	-0.002	-0.002	28.358	0.041		19	-0.006	-0.004	48.346	0.000			
20	0.028	0.023	29.833	0.039		20	-0.018	-0.018	48.921	0.000			
21	-0.002	0.005	29.844	0.054		21	-0.009	-0.010	49.080	0.000			
22	0.019	0.012	30.515	0.062		22	-0.013	-0.025	49.403	0.001			
23	0.005	0.009	30.565	0.081		23	-0.015	-0.006	49.794	0.001			
24	0.003	-0.003	30.578	0.105		24	-0.005	0.005	49.846	0.001			
25	-0.037	-0.030	33.035	0.080		25	0.000	-0.006	49.846	0.002			
26	0.018	0.009	33.603	0.092		26	-0.021	-0.025	50.686	0.003			
27	0.017	0.019	34.119	0.105		27	-0.005	-0.007	50.725	0.004			
28	0.016	0.016	34.585	0.121		28	0.003	0.005	50.740	0.005			
29	-0.010	-0.009	34.780	0.145		29	0.077	0.063	61.698	0.000			
30	0.023	0.023	35.737	0.149		30	0.027	0.028	63.057	0.000			
31	-0.000	0.006	35.737	0.181		31	-0.014	-0.019	63.443	0.001			
32	0.000	-0.003	35.737	0.217		32	0.008	-0.003	63.558	0.001			
33	-0.032	-0.030	37.586	0.193		33	0.012	0.017	63.827	0.001			
34	0.008	0.004	37.694	0.225		34	-0.011	-0.009	64.069	0.001			
35	0.013	0.021	38.010	0.252		35	-0.021	-0.023	64.894	0.002			
36	-0.017	-0.023	38.542	0.272		36	0.010	0.008	65.062	0.002			

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

Lisa 9 järg

GJR(1,2):

Correlogram of Standardized Residuals						Correlogram of Standardized Residuals Squared								
Date: 11/18/22 Time: 21:25 Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms						Date: 11/18/22 Time: 21:25 Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022 Included observations: 1807 after adjustments								
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*			
		1	-0.080	-0.080	11.602					1	-0.000	-0.000	2.E-06	0.999
		2	-0.003	-0.009	11.614					2	0.085	0.085	12.938	0.002
		3	-0.013	-0.014	11.914	0.001				3	-0.004	-0.004	12.962	0.005
		4	-0.007	-0.009	11.997	0.002				4	-0.009	-0.016	13.093	0.011
		5	-0.016	-0.017	12.455	0.006				5	-0.012	-0.012	13.356	0.020
		6	0.043	0.040	15.747	0.003				6	-0.015	-0.013	13.784	0.032
		7	-0.033	-0.027	17.735	0.003				7	-0.002	-0.000	13.792	0.055
		8	-0.009	-0.014	17.876	0.007				8	-0.006	-0.004	13.855	0.086
		9	-0.017	-0.018	18.386	0.010				9	-0.017	-0.018	14.397	0.109
		10	0.023	0.020	19.322	0.013				10	-0.014	-0.014	14.762	0.141
		11	-0.072	-0.069	28.661	0.001				11	0.063	0.066	21.944	0.025
		12	0.027	0.014	30.038	0.001				12	-0.016	-0.014	22.401	0.033
		13	-0.031	-0.027	31.759	0.001				13	-0.014	-0.026	22.750	0.045
		14	0.028	0.023	33.237	0.001				14	0.010	0.013	22.946	0.061
		15	-0.013	-0.010	33.563	0.001				15	0.012	0.016	23.216	0.080
		16	-0.002	-0.009	33.564	0.002				16	0.016	0.014	23.664	0.097
		17	0.005	0.010	33.602	0.004				17	0.017	0.016	24.204	0.114
		18	-0.022	-0.027	34.449	0.005				18	0.037	0.033	26.657	0.086
		19	0.000	-0.001	34.450	0.007				19	-0.003	-0.006	26.677	0.112
		20	0.031	0.025	36.249	0.007				20	-0.018	-0.021	27.290	0.127
		21	-0.005	0.004	36.290	0.010				21	-0.005	-0.002	27.339	0.160
		22	0.025	0.019	37.392	0.010				22	-0.010	-0.011	27.534	0.192
		23	0.000	0.007	37.393	0.015				23	-0.013	-0.010	27.852	0.221
		24	0.006	0.004	37.458	0.021				24	-0.005	0.001	27.892	0.265
		25	-0.043	-0.038	40.882	0.012				25	0.007	0.007	27.977	0.309
		26	0.014	0.003	41.238	0.016				26	-0.019	-0.020	28.622	0.329
		27	0.000	0.003	41.239	0.022				27	-0.020	-0.021	29.350	0.344
		28	0.013	0.013	41.537	0.027				28	0.005	0.007	29.392	0.393
		29	-0.001	-0.001	41.539	0.037				29	0.041	0.040	32.468	0.300
		30	0.027	0.028	42.866	0.036				30	0.027	0.027	33.849	0.287
		31	-0.004	0.007	42.890	0.047				31	-0.016	-0.021	34.312	0.312
		32	0.006	0.004	42.950	0.059				32	0.003	-0.005	34.325	0.357
		33	-0.032	-0.028	44.881	0.051				33	0.004	0.007	34.359	0.402
		34	0.020	0.013	45.642	0.056				34	-0.012	-0.010	34.613	0.439
		35	0.012	0.020	45.929	0.067				35	-0.019	-0.021	35.300	0.454
		36	-0.012	-0.019	46.188	0.079				36	0.005	0.004	35.339	0.500

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

Lisa 10 järg

GJR(1,1):

Correlogram of Standardized Residuals

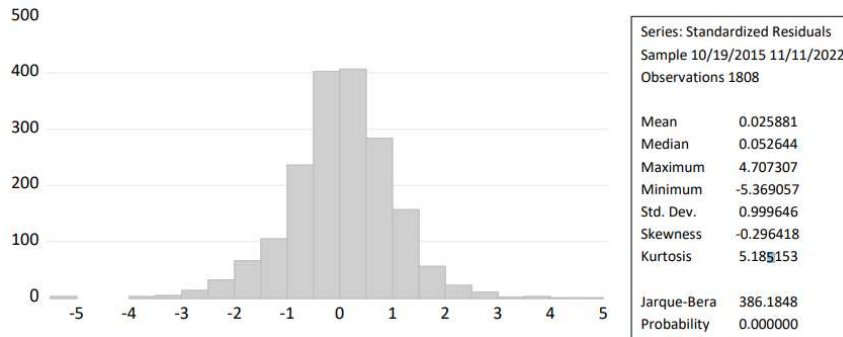
Correlogram of Standardized Residuals Squared

Date: 11/18/22 Time: 21:33 Sample (adjusted): 10/19/2015 11/11/2022 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms						Date: 11/18/22 Time: 21:33 Sample (adjusted): 10/19/2015 11/11/2022 Included observations: 1808 after adjustments							
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*		
		1	-0.012	-0.012	0.2493			1	-0.026	-0.026	1.2023	0.273	
		2	0.012	0.012	0.5313			2	-0.001	-0.001	1.2029	0.548	
		3	-0.008	-0.007	0.6335	0.426			3	0.040	0.040	4.0381	0.257
		4	-0.016	-0.017	1.1146	0.573			4	-0.013	-0.011	4.3373	0.362
		5	0.011	0.010	1.3219	0.724			5	-0.011	-0.012	4.5615	0.472
		6	-0.043	-0.042	4.6390	0.326			6	-0.026	-0.029	5.8179	0.444
		7	0.029	0.027	6.1321	0.294			7	-0.038	-0.038	8.3748	0.301
		8	-0.010	-0.008	6.3045	0.390			8	-0.020	-0.021	9.1087	0.333
		9	0.031	0.030	8.0949	0.324			9	0.016	0.017	9.5640	0.387
		10	0.026	0.026	9.3302	0.315			10	0.054	0.058	14.936	0.134
		11	-0.027	-0.026	10.642	0.301			11	-0.001	0.002	14.939	0.185
		12	0.004	0.001	10.677	0.383			12	-0.001	-0.005	14.943	0.245
		13	0.002	0.007	10.687	0.470			13	0.029	0.022	16.446	0.226
		14	-0.037	-0.039	13.236	0.352			14	0.001	0.002	16.449	0.287
		15	-0.014	-0.013	13.582	0.404			15	0.011	0.012	16.675	0.339
		16	-0.015	-0.014	13.996	0.450			16	0.021	0.024	17.484	0.355
		17	0.005	0.002	14.045	0.522			17	-0.004	0.002	17.520	0.420
		18	0.026	0.026	15.288	0.504			18	0.024	0.026	18.613	0.416
		19	0.011	0.010	15.520	0.558			19	-0.048	-0.049	22.847	0.244
		20	0.019	0.016	16.151	0.582			20	-0.024	-0.027	23.900	0.247
		21	-0.012	-0.008	16.394	0.631			21	-0.006	-0.008	23.976	0.294
		22	0.010	0.008	16.568	0.681			22	0.004	0.010	24.009	0.347
		23	-0.036	-0.033	18.928	0.590			23	0.006	0.007	24.064	0.400
		24	-0.035	-0.031	21.162	0.511			24	-0.001	-0.000	24.068	0.458
		25	0.002	0.001	21.171	0.571			25	0.007	0.003	24.149	0.511
		26	-0.007	-0.005	21.262	0.623			26	-0.000	-0.008	24.149	0.567
		27	-0.019	-0.025	21.934	0.640			27	-0.011	-0.016	24.352	0.611
		28	-0.005	-0.007	21.974	0.690			28	-0.005	-0.009	24.398	0.660
		29	0.017	0.013	22.491	0.712			29	-0.008	-0.002	24.530	0.702
		30	0.000	-0.001	22.492	0.758			30	0.005	0.010	24.567	0.746
		31	-0.013	-0.012	22.762	0.786			31	0.001	0.001	24.570	0.787
		32	0.002	0.003	22.766	0.824			32	0.023	0.024	25.574	0.782
		33	0.011	0.016	22.996	0.849			33	0.006	0.006	25.636	0.816
		34	0.021	0.024	23.830	0.850			34	-0.009	-0.010	25.790	0.843
		35	0.036	0.036	26.273	0.791			35	-0.002	-0.004	25.799	0.871
		36	-0.032	-0.030	28.182	0.748			36	0.017	0.018	26.302	0.882

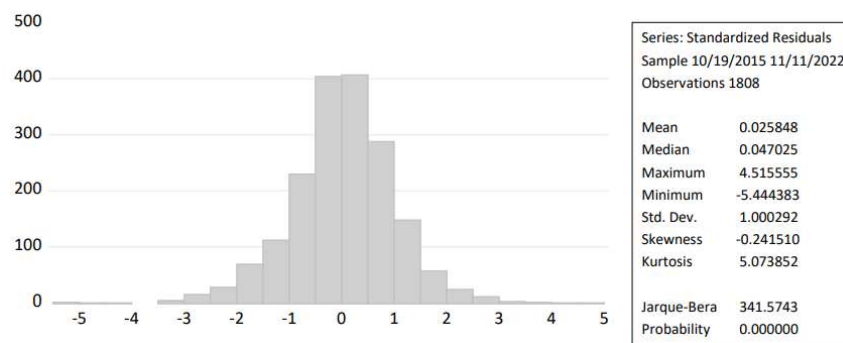
Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

Lisa 11. FNFIEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete normaaljaotuse testid

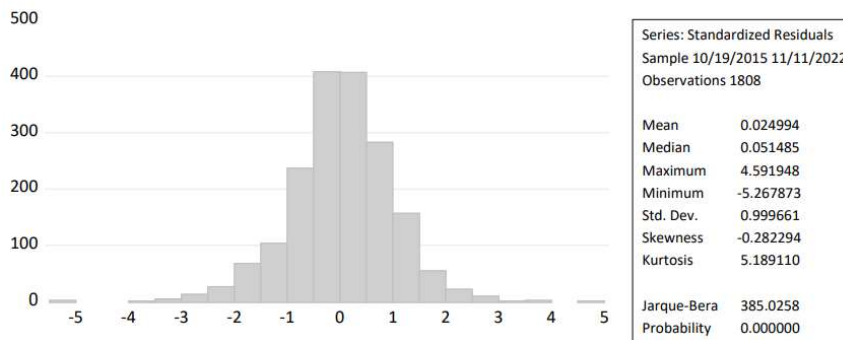
GARCH(1,1):



EGARCH(1,1):



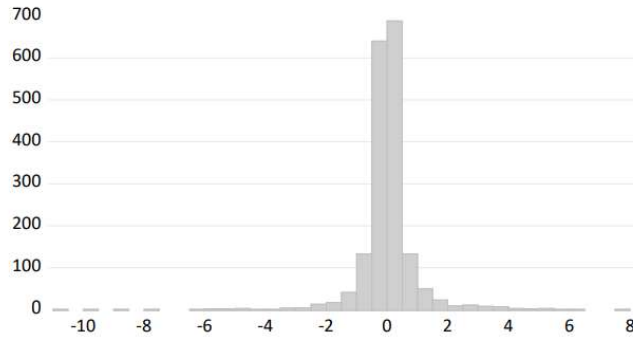
GJR(1,1):



Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

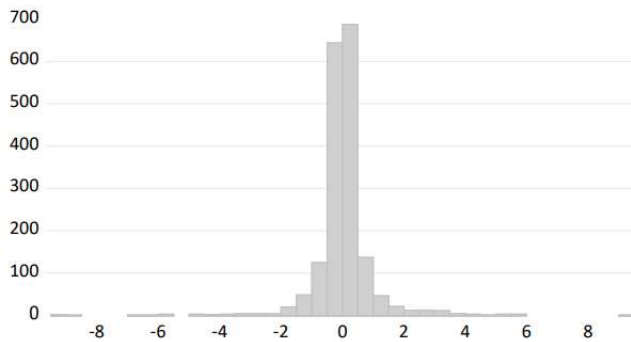
Lisa 12. FNISEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete normaaljaotuse testid

GARCH(1,1):



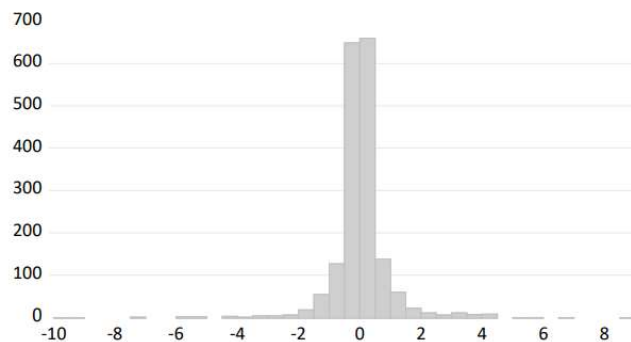
Series: Standardized Residuals	
Sample 10/20/2015 11/11/2022	
Observations 1807	
Mean	0.025328
Median	0.006340
Maximum	7.519080
Minimum	-10.54706
Std. Dev.	0.999567
Skewness	-1.275371
Kurtosis	29.17631
Jarque-Bera	52079.65
Probability	0.000000

EGARCH(2,2):



Series: Standardized Residuals	
Sample 10/20/2015 11/11/2022	
Observations 1807	
Mean	0.031996
Median	0.008406
Maximum	9.415313
Minimum	-9.115550
Std. Dev.	0.999774
Skewness	-0.651978
Kurtosis	26.97362
Jarque-Bera	43400.75
Probability	0.000000

GJR(1,2):

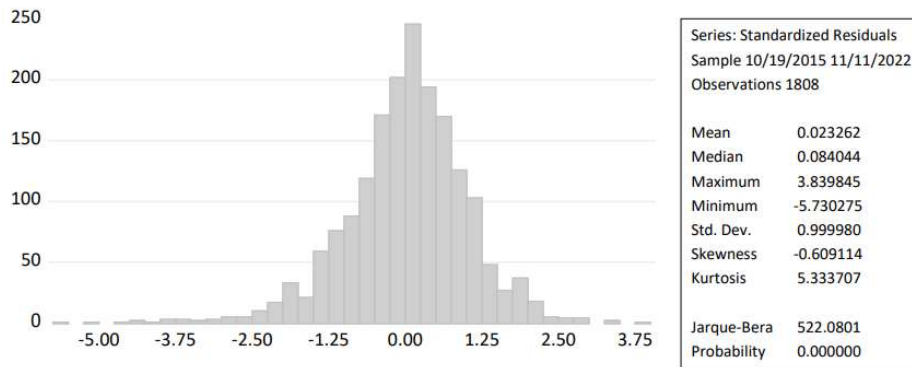


Series: Standardized Residuals	
Sample 10/20/2015 11/11/2022	
Observations 1807	
Mean	0.024251
Median	0.006481
Maximum	8.622924
Minimum	-9.819562
Std. Dev.	0.999753
Skewness	-0.817754
Kurtosis	25.33904
Jarque-Bera	37774.39
Probability	0.000000

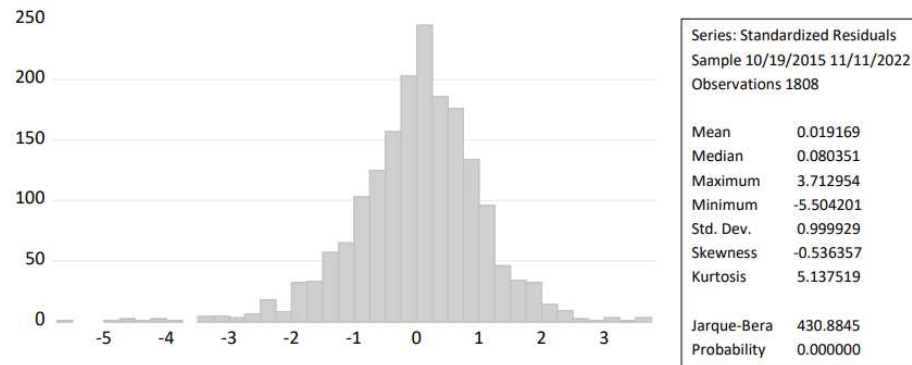
Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

Lisa 13. FNSEEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete normaaljaotuse testid

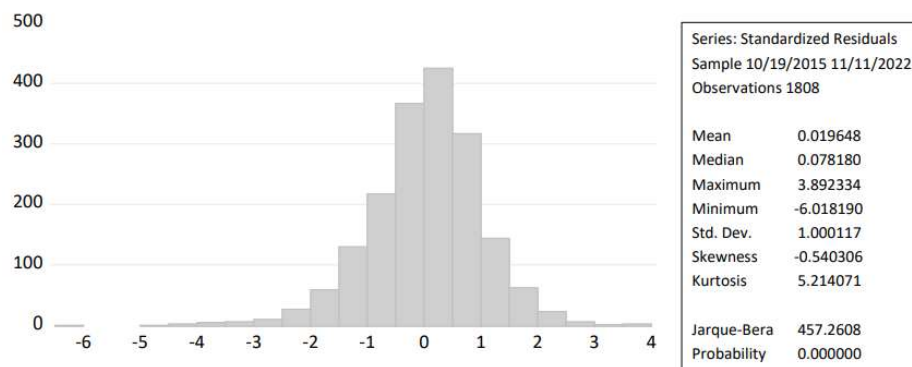
GARCH(1,1):



EGARCH(1,1):



GJR(1,1):



Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

Lisa 14. FNFIURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete heteroskedastiivsuse testid

GARCH(1,1):

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	0.242713	Prob. F(1,1805)	0.6223	
Obs*R-squared	0.242949	Prob. Chi-Square(1)	0.6221	
Test Equation:				
Dependent Variable: WGT_RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/18/22 Time: 21:01				
Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022				
Included observations: 1807 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.011521	0.053385	18.94766	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	-0.011604	0.023555	-0.492659	0.6223
R-squared	0.000134	Mean dependent var	0.999947	
Adjusted R-squared	-0.000419	S.D. dependent var	2.037333	
S.E. of regression	2.037760	Akaike info criterion	4.262685	
Sum squared resid	7495.200	Schwarz criterion	4.268772	
Log likelihood	-3849.336	Hannan-Quinn criter.	4.264932	
F-statistic	0.242713	Durbin-Watson stat	1.998873	
Prob(F-statistic)	0.622313			

EGARCH(1,1):

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	0.031679	Prob. F(1,1805)	0.8588	
Obs*R-squared	0.031713	Prob. Chi-Square(1)	0.8587	
Test Equation:				
Dependent Variable: WGT_RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/18/22 Time: 21:13				
Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022				
Included observations: 1807 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.005422	0.052908	19.00340	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	-0.004196	0.023574	-0.177985	0.8588
R-squared	0.000018	Mean dependent var	1.001235	
Adjusted R-squared	-0.000536	S.D. dependent var	2.013895	
S.E. of regression	2.014435	Akaike info criterion	4.239661	
Sum squared resid	7324.595	Schwarz criterion	4.245747	
Log likelihood	-3828.533	Hannan-Quinn criter.	4.241907	
F-statistic	0.031679	Durbin-Watson stat	1.996975	
Prob(F-statistic)	0.858755			

Lisa 14 järg

GJR(1,1):

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	0.194968	Prob. F(1,1805)	0.6589	
Obs*R-squared	0.195163	Prob. Chi-Square(1)	0.6587	
Test Equation:				
Dependent Variable: WGT_RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/18/22 Time: 21:17				
Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022				
Included observations: 1807 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.010308	0.053419	18.91274	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	-0.010409	0.023574	-0.441552	0.6589
R-squared	0.000108	Mean dependent var	0.999934	
Adjusted R-squared	-0.000446	S.D. dependent var	2.038924	
S.E. of regression	2.039379	Akaike info criterion	4.264274	
Sum squared resid	7507.112	Schwarz criterion	4.270360	
Log likelihood	-3850.771	Hannan-Quinn criter.	4.266520	
F-statistic	0.194968	Durbin-Watson stat	1.997187	
Prob(F-statistic)	0.658866			

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

Lisa 15. FNISEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete heteroskedastiivsuse testid

GARCH(1,1):

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	0.908212	Prob. F(1,1804)	0.3407	
Obs*R-squared	0.908762	Prob. Chi-Square(1)	0.3404	
Test Equation:				
Dependent Variable: WGT_RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/18/22 Time: 21:19				
Sample (adjusted): 10/21/2015 11/11/2022				
Included observations: 1806 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.976662	0.126724	7.706990	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	0.022432	0.023538	0.953002	0.3407
R-squared	0.000503	Mean dependent var	0.999089	
Adjusted R-squared	-0.000051	S.D. dependent var	5.291595	
S.E. of regression	5.291729	Akaike info criterion	6.171274	
Sum squared resid	50516.32	Schwarz criterion	6.177364	
Log likelihood	-5570.660	Hannan-Quinn criter.	6.173521	
F-statistic	0.908212	Durbin-Watson stat	2.001199	
Prob(F-statistic)	0.340717			

EGARCH(2,2):

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	0.051582	Prob. F(1,1804)	0.8204	
Obs*R-squared	0.051638	Prob. Chi-Square(1)	0.8202	
Test Equation:				
Dependent Variable: WGT_RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/18/22 Time: 21:23				
Sample (adjusted): 10/21/2015 11/11/2022				
Included observations: 1806 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.005335	0.122014	8.239497	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	-0.005347	0.023544	-0.227118	0.8204
R-squared	0.000029	Mean dependent var	0.999984	
Adjusted R-squared	-0.000526	S.D. dependent var	5.086342	
S.E. of regression	5.087679	Akaike info criterion	6.092627	
Sum squared resid	46695.59	Schwarz criterion	6.098717	
Log likelihood	-5499.642	Hannan-Quinn criter.	6.094875	
F-statistic	0.051582	Durbin-Watson stat	1.999449	
Prob(F-statistic)	0.820358			

Lisa 15 järg

GJR(1,2):

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	1.62E-06	Prob. F(1,1804)	0.9990	
Obs*R-squared	1.62E-06	Prob. Chi-Square(1)	0.9990	
Test Equation:				
Dependent Variable: WGT_RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/18/22 Time: 21:26				
Sample (adjusted): 10/21/2015 11/11/2022				
Included observations: 1806 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.999802	0.118248	8.455107	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	-3.00E-05	0.023544	-0.001274	0.9990
R-squared	0.000000	Mean dependent var	0.999772	
Adjusted R-squared	-0.000554	S.D. dependent var	4.923206	
S.E. of regression	4.924570	Akaike info criterion	6.027458	
Sum squared resid	43749.50	Schwarz criterion	6.033547	
Log likelihood	-5440.794	Hannan-Quinn criter.	6.029705	
F-statistic	1.62E-06	Durbin-Watson stat	1.999969	
Prob(F-statistic)	0.998984			

Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

Lisa 16. FNSEEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite jääkliikmete heteroskedastiivsuse testid

GARCH(1,1):

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	0.516210	Prob. F(1,1805)	0.4726	
Obs*R-squared	0.516634	Prob. Chi-Square(1)	0.4723	
Test Equation: Dependent Variable: WGT_RESID^2 Method: Least Squares Date: 11/18/22 Time: 21:28 Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022 Included observations: 1807 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.016539	0.054106	18.78795	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	-0.017119	0.023827	-0.718478	0.4726
R-squared	0.000286	Mean dependent var	0.999551	
Adjusted R-squared	-0.000268	S.D. dependent var	2.068467	
S.E. of regression	2.068744	Akaike info criterion	4.292867	
Sum squared resid	7724.862	Schwarz criterion	4.298953	
Log likelihood	-3876.605	Hannan-Quinn criter.	4.295113	
F-statistic	0.516210	Durbin-Watson stat	1.974916	
Prob(F-statistic)	0.472556			

EGARCH(1,1):

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	0.334978	Prob. F(1,1805)	0.5628	
Obs*R-squared	0.335287	Prob. Chi-Square(1)	0.5626	
Test Equation: Dependent Variable: WGT_RESID^2 Method: Least Squares Date: 11/18/22 Time: 21:31 Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022 Included observations: 1807 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.012912	0.053158	19.05463	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	-0.013774	0.023799	-0.578773	0.5628
R-squared	0.000186	Mean dependent var	0.999240	
Adjusted R-squared	-0.000368	S.D. dependent var	2.023945	
S.E. of regression	2.024318	Akaike info criterion	4.249449	
Sum squared resid	7396.645	Schwarz criterion	4.255536	
Log likelihood	-3837.377	Hannan-Quinn criter.	4.251696	
F-statistic	0.334978	Durbin-Watson stat	1.977269	
Prob(F-statistic)	0.562815			

Lisa 16 järg

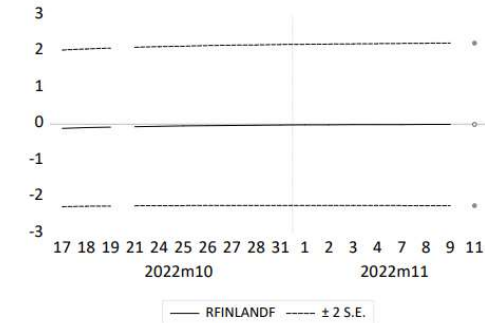
GJR(1,1):

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	1.232048	Prob. F(1,1805)	0.2672	
Obs*R-squared	1.232572	Prob. Chi-Square(1)	0.2669	
Test Equation:				
Dependent Variable: WGT_RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/18/22 Time: 21:33				
Sample (adjusted): 10/20/2015 11/11/2022				
Included observations: 1807 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.025830	0.053571	19.14896	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	-0.026470	0.023847	-1.109977	0.2672
R-squared	0.000682	Mean dependent var	0.999566	
Adjusted R-squared	0.000128	S.D. dependent var	2.043195	
S.E. of regression	2.043064	Akaike info criterion	4.267885	
Sum squared resid	7534.270	Schwarz criterion	4.273971	
Log likelihood	-3854.034	Hannan-Quinn criter.	4.270131	
F-statistic	1.232048	Durbin-Watson stat	1.973181	
Prob(F-statistic)	0.267157			

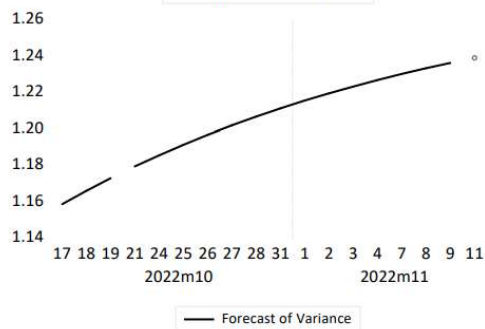
Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

Lisa 17. FNFIURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite prognoosimiste tulemused

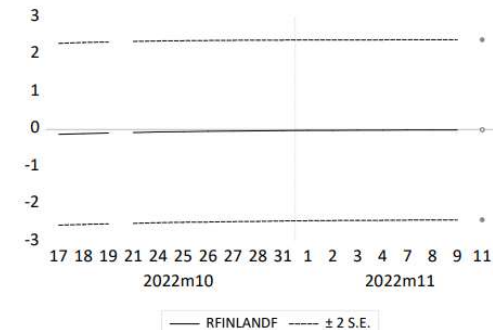
GARCH(1,1):



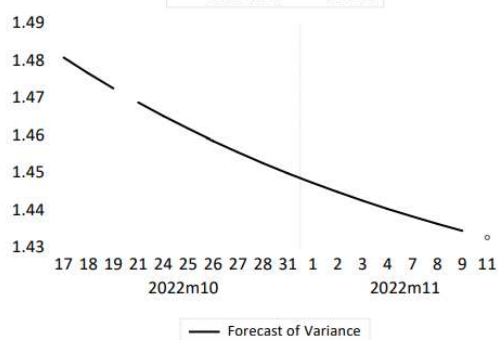
Forecast: RFINLANDF
Actual: RFINLAND
Forecast sample: 10/17/2022 11/11/...
Included observations: 18
Root Mean Squared Error 1.341825
Mean Absolute Error 1.035591
Mean Abs. Percent Error 89.95764
Theil Inequality Coef. 0.972055
Bias Proportion 0.434037
Variance Proportion 0.550235
Covariance Proportion 0.015728
Theil U2 Coefficient 0.977317
Symmetric MAPE 168.6853



EGARCH(1,1):

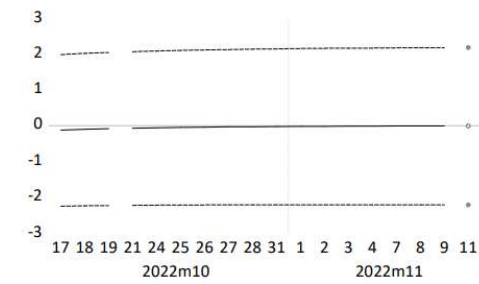


Forecast: RFINLANDF
Actual: RFINLAND
Forecast sample: 10/17/2022 11/11/...
Included observations: 18
Root Mean Squared Error 1.344655
Mean Absolute Error 1.038318
Mean Abs. Percent Error 91.11557
Theil Inequality Coef. 0.968485
Bias Proportion 0.439238
Variance Proportion 0.543621
Covariance Proportion 0.017141
Theil U2 Coefficient 0.983966
Symmetric MAPE 167.7480

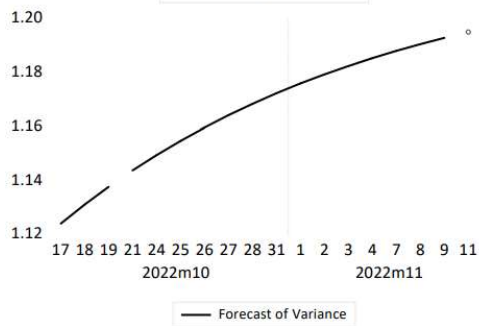


Lisa 17 järg

GJR(1,1):



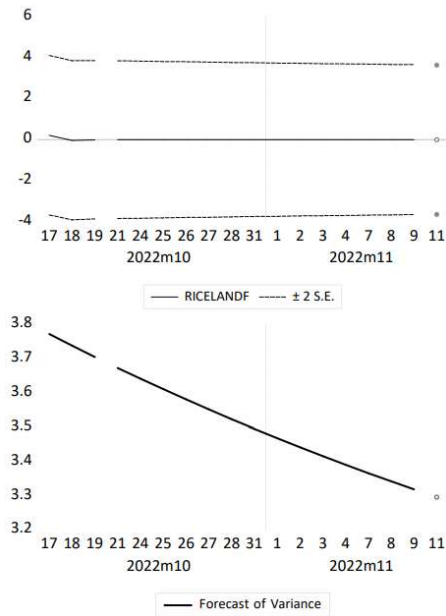
Forecast: RFINLANDF	
Actual: RFINLAND	
Forecast sample: 10/17/2022 11/11/...	
Included observations: 18	
Root Mean Squared Error	1.341245
Mean Absolute Error	1.035486
Mean Abs. Percent Error	90.59631
Theil Inequality Coef.	0.970741
Bias Proportion	0.434306
Variance Proportion	0.548448
Covariance Proportion	0.017246
Theil U2 Coefficient	0.976920
Symmetric MAPE	169.4325



Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

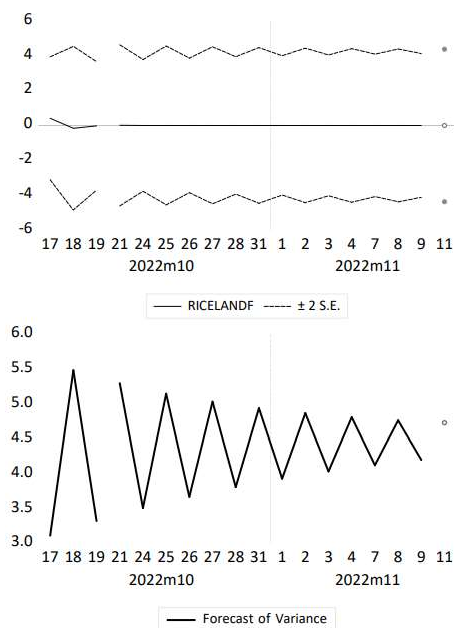
Lisa 18. FNISEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite prognoosimiste tulemused

GARCH(1,1):



Forecast:	RICELANDF
Actual:	RICELAND
Forecast sample:	10/17/2022 11/11/...
Included observations:	18
Root Mean Squared Error	1.291207
Mean Absolute Error	0.862504
Mean Abs. Percent Error	94.93702
Theil Inequality Coef.	0.961452
Bias Proportion	0.226674
Variance Proportion	0.713547
Covariance Proportion	0.059779
Theil U2 Coefficient	0.953951
Symmetric MAPE	188.9150

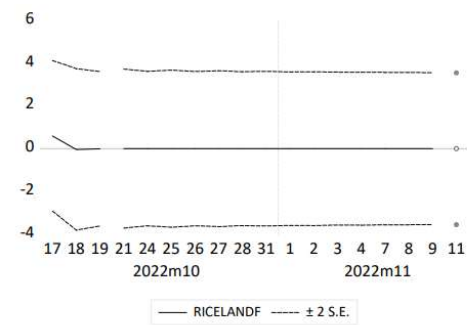
EGARCH(2,2):



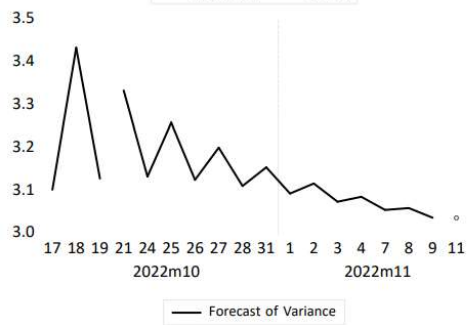
Forecast:	RICELANDF
Actual:	RICELAND
Forecast sample:	10/17/2022 11/11/...
Included observations:	18
Root Mean Squared Error	1.295943
Mean Absolute Error	0.882058
Mean Abs. Percent Error	102.4022
Theil Inequality Coef.	0.928842
Bias Proportion	0.227245
Variance Proportion	0.641893
Covariance Proportion	0.130862
Theil U2 Coefficient	0.957049
Symmetric MAPE	192.2886

Lisa 18 järg

GJR(1,2):



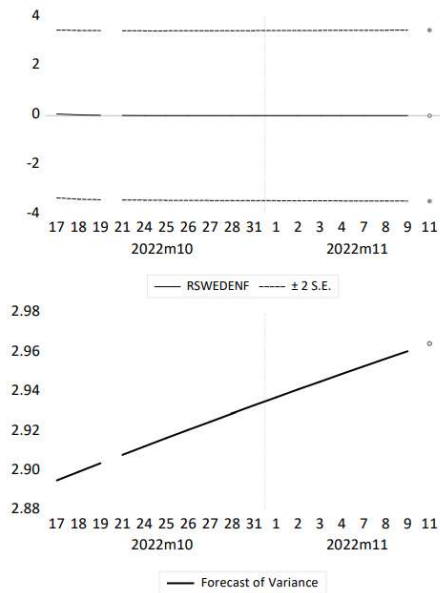
Forecast: RICELANDF	
Actual: RICELAND	
Forecast sample: 10/17/2022 11/11/...	
Included observations: 18	
Root Mean Squared Error	1.294519
Mean Absolute Error	0.884328
Mean Abs. Percent Error	105.0429
Theil Inequality Coef.	0.903383
Bias Proportion	0.240905
Variance Proportion	0.600433
Covariance Proportion	0.158662
Theil U2 Coefficient	0.954054
Symmetric MAPE	194.0849



Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras EViews

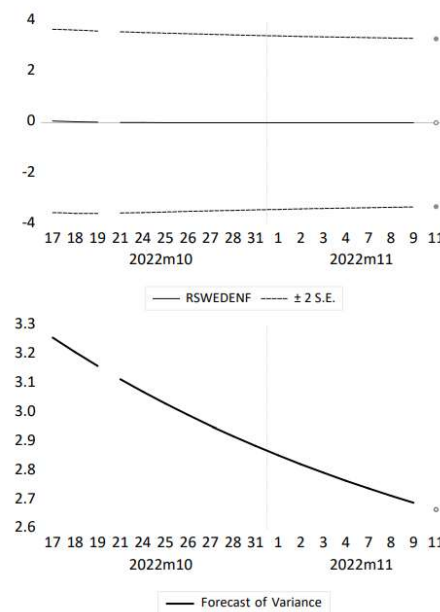
Lisa 19. FNSEEURGI börsiindeksi logaritmitud tulumäärade aegrea määratud GARCH-tüüpi mudelite prognoosimiste tulemused

GARCH(1,1):



Forecast:	RSWEDENF
Actual:	RSWEDEN
Forecast sample:	10/17/2022 11/11/...
Included observations:	18
Root Mean Squared Error	2.108765
Mean Absolute Error	1.605662
Mean Abs. Percent Error	99.54605
Theil Inequality Coef.	0.990743
Bias Proportion	0.043650
Variance Proportion	0.941002
Covariance Proportion	0.015349
Theil U2 Coefficient	0.987340
Symmetric MAPE	198.0614

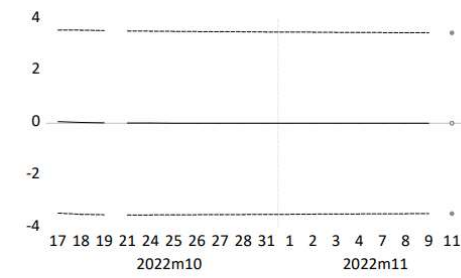
EGARCH(1,1):



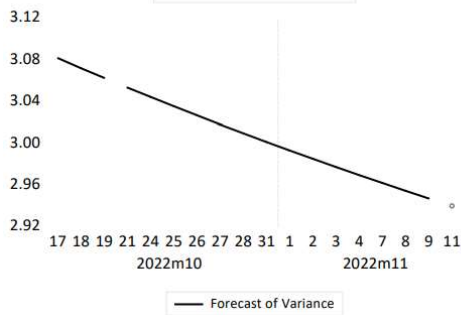
Forecast:	RSWEDENF
Actual:	RSWEDEN
Forecast sample:	10/17/2022 11/11/...
Included observations:	18
Root Mean Squared Error	2.108964
Mean Absolute Error	1.605621
Mean Abs. Percent Error	99.52585
Theil Inequality Coef.	0.990481
Bias Proportion	0.043463
Variance Proportion	0.940430
Covariance Proportion	0.016107
Theil U2 Coefficient	0.987238
Symmetric MAPE	197.8913

Lisa 19 järg

GJR(1,1):



Forecast: RSWEDENF	
Actual: RSWEDEN	
Forecast sample: 10/17/2022 11/11/...	
Included observations: 18	
Root Mean Squared Error	2.109102
Mean Absolute Error	1.606035
Mean Abs. Percent Error	99.56653
Theil Inequality Coef.	0.991303
Bias Proportion	0.043583
Variance Proportion	0.941688
Covariance Proportion	0.014729
Theil U2 Coefficient	0.987272
Symmetric MAPE	198.0534



Allikas: autori arvutused statistikatarkvaras Eviews

Lisa 20. Lihtlitsents

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks¹

Mina, Sander Metsküla

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

„Põhjamaade alternatiivturgude volatiilsuse modelleerimine tuginedes GARCH-tüüpi mudelitele“,

mille juhendaja on Tõnn Talpsepp,

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

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

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

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

15.12.2022

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