

TALLINNA TEHNIKAÜLIKOOL

Majandusteaduskond

Merily Maarend

**EU3 JA OMXT AKTSIATURU VOLATIILSUSE
MODELLEERIMINE COVID-19 JA SÕJALISE TEGEVUSE
AJAL**

Bakalaureusetöö

Õppekava TABB, peeriala ärirahandus

Juhendaja: Tõnn Talpsepp, PhD

Tallinn 2023

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

Töö pikkuseks on 7881 sõna sissejuhatusest kuni kokkuvõtte lõpuni.

Merily Maarend

04.05.2023

SISUKORD

ABSTRAKT	5
SISSEJUHATUS	6
1. VOLATIILSUS	8
1.1. Volatiilsus aktsiaturgudel	9
1.1.1. Volatiilsus COVID-19 pandeemia ajal	9
1.1.2. Volatiilsus sõjalise tegevuse ajal	11
1.2. Volatiilsuse modelleerimine	13
1.2.1. ARCH mudel	14
1.2.2. GARCH(1,1) mudel.....	15
1.2.3. EGARCH mudel.....	15
2. ANDMED JA METOODIKA	17
2.1. Andmestik.....	17
2.1.1. CAC	17
2.1.2. DAX.....	18
2.1.3. FTSE MIB	18
2.1.4. OMXT	19
2.2. Kirjeldav statistika.....	20
2.3. Metoodika	24
2.4. Mudeli ülesehitus.....	25
3. EMPIIRILINE ANALÜÜS JA JÄRELDUSED	28
3.1. ARCH mudeli koostamine.....	28
3.1.1. Mudeli eeldused.....	28
3.1.2. ARMA mudeli järkude määramine ja diagnostika	29
3.2. GARCH mudelid	30
3.2.1. GARCH (1,1).....	30
3.2.2. EGARCH(1,1)	32
3.3. Adekvaatsuse hindamine	33
3.3.1. GARCH(1,1).....	33
3.3.2. EGARCH(1,1)	35
3.4. Järeldused	36
KOKKUVÕTE	38

SUMMARY.....	41
KASUTATUD ALLIKATE LOETELU	43
LISAD	47
Lisa 1. I perioodi tootluste kirjeldav statistika	47
Lisa 2. II perioodi tootluste kirjeldav statistika	48
Lisa 3. Lihtlitsents	49

ABSTRAKT

Antud lõputöö eesmärk on hinnata EU3 ja OMXT aktsiaturu volatiilsust COVID-19 ja Venemaa-Ukraina sõjalise tegevuse ajal tuginedes GARCH tüüpi mudelitele. Lisaks hinnata mudelite tulemusi ja nende adekvaatsust. Eesmärgi täitmiseks on kasutusele võetud Saksamaa, Prantsusmaa, Itaalia ja Tallinna börsi aktsiaindeksid ajaperioodil 01.01.2016- 31.12.2022. Käesolev periood on jaotatud kaheks: kriisieelne ehk pandeemia ja sõjaeelne periood (01.01.2016-31.12.2019) ning kriisiaegne ehk COVID-19 ja sõjalise tegevuse periood (01.01.2020-31.12.2022). Töö käigus kasutab autor kvantitatiivset uurimismeetodit ning hiljem viiakse läbi empiiriline analüüs.

Käesolevas uurimistöös modelleeriti GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudeleid, mille tulemusena viidi läbi vajalikud mudeli koostamise etapid. Uurimuse käigus selgus, et COVID-19 nakkuspuhang ega ka Venemaa ja Ukraina sõda ei tõstnud aktsiaturu volatiilsuse taset. Võrreldes kahte perioodi selgus, et volatiilsuse tase oli püsivam turul enne kriisiaegset perioodi. Mudeleid modelleerides selgus, et adekvaatseid GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudelite tulemusi andsid ainult II perioodi CAC, DAX ja FTSE MIB aktsiaindeksite päevased tootlused, sest antud turud läbisid kõik mudeli diagnostika etapid korrektselt.

Võtmesõnad: Volatiilsus, GARCH tüüpi mudelid, sõda, COVID-19

SISSEJUHATUS

Volatiilsuse määramine ja mõistmine on vajalik omadus finantsmaailmas, andes inimestele informatsiooni, kuidas käituda aktsiaturgudel ja aitades ettevõtetel pankrotistamise tõenäosust prognoosida. Volatiilsus on oluline tegur pakkumiste ja hindadevahe määramistel ning selle olemasolu muudab tarbijad riskikartlikumaks (Daly, 2008). Aktsiaturud võivad olla kõrge volatiilsusega või vähem volatiilsemad. Kõrge volatiilsus on olukord aktsiaturul, mille korral aktsiahindade kõikumised on suured ning turu väiksema volatiilsuse korral on aktsiahinnad stabiilsemad. Aktsiaturgude volatiilsust mõjutavad erinevad tegurid: uudised, sündmused ja erinevad kriisid maailmas. Viimaste aastate jooksul on maailmas leidnud aset mitmed sündmused, nagu COVID-19 pandeemia ning Venemaa ja Ukraina sõda ning nimetatud sündmused on mõjutanud mitmeti erinevaid riike. COVID-19 pandeemia põhjustas ülemaailmselt ebakindlust aktsiaturgudel ning muutis erinevad turud volatiilsemaks, kaasaarvatud ka aktsiaturud (Engelhardt et al., 2021). Venemaa ja Ukraina sõja puhkemisest alates on tõusnud kaubaturgude volatiilsusrisk ning võib oletada, et aktsiaturgude volatiilsus on suurenenud. Aktsiaturgude volatiilsuse suurenemisele on panuse andnud investorite paanika kui ka Fedi intressimäärade tõstmine (Fang & Shao, 2022). Sellest tulenevalt on otsustanud autor uurida lõputöös nelja erineva riigi (Eesti, Prantsusmaa, Saksamaa ja Itaalia) aktsiaturgude volatiilsust võttes abiks GARCH tüüpi mudelid. Lõputöö eesmärk on modelleerida volatiilsust EU3 ja Tallinna börsi aktsiaturgudel tuginedes GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudelitele ning hinnata mudelite tulemusi ja adekvaatsust.

Autor on püstitanud töö tegemiseks järgnevad uurimisküsimused, millele töö käigus leitakse vastused:

1. Kuidas on sõjaline tegevus ja COVID-19 ajastu üheskoos mõjutanud EU3 ja OMXT aktsiaindeksite volatiilsust?
2. Millised GARCH tüüpi mudelid on sobilikud EU3 ja OMXT aktsiaturu volatiilsuse modelleerimiseks ning kui adekvaatset tulemust mudelid annavad?

Lõputöö kirjutamiseks on autor läbi töödanud erinevad teaduslikud artiklid, mida kasutab töö empiirilise osa kirjutamiseks. Antud töös kasutab autor kvantitatiivset meetodit ehk kogutakse

vajalikud andmed kasutades Marketwatchi, Stooqi andmebaasidest ning lähtuvalt kogutud andmetest sooritab autor empiirilise analüüsi. Järgnev etapp on andmete korrastamine ning üleslaadimine Gretl ja Eviews tarkvarasse, mille abil autor hakkab töös kasutatavaid mudelid formuleerima. Mudelite moodustamisel kasutatakse Eesti, Prantsusmaa, Saksamaa ja Itaalia aktsiaindeksite andmeid aasta vahemikega 01.01.2016- 31.12.2022, mis on töö uurimuse käigus jaotatud kaheks ajaperioodiks: 01.01.2016- 31.12.2019 ja 01.01.2020- 31.12.2022.

Uurimistöö koosneb kolmest peatükist. Esimeses peatükis keskendutakse volatiilsusele aktsiaturgudel kui ka volatiilsuse olemasolule ja mõjule COVID-19 pandeemia ajal kui ka Venemaa ja Ukraina sõjalise tegevuse ajal. Lisaks eelnevalt mainitule käsitletakse volatiilsuse modelleerimise teooriaid ning antakse ülevaade töös kasutatud ARCH, GARCH(1,1) ja EGARCH mudelitest. Teises peatükis keskendub autor andmestikule, mistõttu tutvustatakse lähemalt Prantsusmaa, Saksamaa, Itaalia ja Eesti aktsiaturge. Lisaks teine peatükk käsitleb meetoodika tutvustamist ning ülevaadet töös kasutusele võetud andmetest. Enne mudelite modelleerimist antakse ülevaade andmete kirjeldavast statistikast ning tehakse esmane analüüs, et näha, kas antud andmeid saab kasutada mudelites. Kolmandas peatükis leiab aset empiiriline analüüs, mis hõlmab mudelite modelleerimist. Esmalt koostatakse ARCH mudel ning läbitakse mudeli koostamise vajalikud etapid Gretl tarkvaras. Järgnev etapp on GARCH(1,1) ja EGARCH mudelite moodustamine Eviews tarkvaraga ning tulemuste analüüsimine. Kolmas peatükk lõpetatakse järelduste tegemisega.

1. VOLATIILISUS

Volatiilsus on finantsmaailmas pidevalt läbiv teema ning mõiste omab erinevaid tähendusi. Volatiilsus aktsiaturgudel mõõdab aktsiahindade hinnakõikumisi. Volatiilseks peetakse kõike, mis on muutlik ning ajaga muutuv ehk mida rohkem hinnad ajaperioodi vältel kõiguvad, seda suurem on ka aktsiate ja turu volatiilsus (Daly, 2008). Volatiilsus jaguneb kaheks, kas kõrge või madal tase. Kõrge volatiilsuse tase viitab suurele ebakindlusele ja ennustab tulevast võimalikku kriisi.

Volatiilsus on laialt levinud tänapäeval erinevates finantsturgude ja akadeemilistes teadustöodes ning selle olemasolu ei viita ainult halvale. Fundamentaalse põhjendusega volatiilsuse eksistents paneb aluse hinna leidmisele ning samaaegselt volatiilsuse olemasolu võimaldub tuleviku vaateid prognoosida, mille tulemused on kasulikud investoritele. (Kalotychou & Staikouras, 2009) Daly (2008) tõi välja, et volatiilsusega saab kindlaks määrata ettevõtte pankrotistumise tõenäosuse tuues välja, et mida kõrgem on ettevõtte väärtuse volatiilsus, seda suurem ettevõtte maksejõuetuse tõenäosus. Volatiilsusel on ka tihe seos turu likviidsusega, mille olemasolu on võimalik tõlgendada pakkumisvahe ja hinnavahe määramisega. Sellest tulenevalt on kõrge volatiilsuse taseme juures ostuhindade ja müügihindade vahe suurenenud. Volatiilsuse mitmekülgsel tähendusele on võimalik seda kasutada riski maandamise meetodina. (Daly, 2008)

Poliitikud kasutavad volatiilsust vahendina, mille abi otsitakse majanduse ebastabiilsuse signaale ning töödeltakse välja erinevaid stsenaariume, mis leevendaksid majandus seisukorda (Danielsson et al., 2018). Volatiilsuse mõõtmisviise on erinevaid, kuid finantsmaailma spetsialistid on ühtselt nõustunud, et seda tuleks mõõta võttes kasutusele hindade protsentuaalseid mõõte või hindade tulumäärasid (Schwert, 2011).

1.1. Volatiilsus aktsiaturgudel

Volatiilsuse olemasolu tundmine annab investoritele ja investeerijatele olulise info, mille abil tehakse oma portfelli kohaselt vajalikke otsuseid. Mida kõrgem ja suurem on volatiilsus aktsiaturul, seda kõrgem on riskitase ning seda suuremad on aktsia hindade muutused. Volatiilsust saab seostada kui kriisiindikaatorit, sest madal volatiilsuse tase viitab tõenäosusele, et tulemas on kriis, millest on mõjutatud kogu majandus. Madala volatiilsuse korral on finantseerimisasutused võimelised võtma riskantsemaid positsioone samaaegselt suurendades enda bilansi finantsvõimendust. Finantsvahendajad võivad madala volatiilsuse perioodi olukorras anda täiendavaid laene või suunata oma vähem riskantsemad varad üle riskantsemateks. Kõrge volatiilsus iseloomustab turu ebakindlust ning viitab sarnaselt madala volatiilsuse tasemega võimalikule finantskriisile. (Danielsson et al., 2018)

Schwert (1989) leidis, et finantsvarade volatiilsus aitab prognoosida tulevast makromajanduslikku volatiilsust. Aktsiahinnad langevad võrreldes võlakirjade hindadega või kui ettevõttes on emiteerinud suure koguses uusi väärtpabereid- siis nimetatud tegevuste käigus suureneb aktsiate volatiilsus. Volatiilsusest tulenevad mõjud ei avaldu ainult aktsiaturgudele mõju, vaid mõjutavad ka teisi võimalikke turu sektoreid ja valdkondi. Avastati kauplemisaktiivsuse ja volatiilsuse omavaheline seos, mis seisneb positiivse seosena kauplemismahu kasvu ja aktsiate volatiilsusega. Positiivne seos kauplemismahu kasvu ja aktsiate vahel avaldub selles, et mida suurem on kauplemismahu arv perioodis, siis samaaegselt kasvab ka aktsiate volatiilsus. (Schwert, 1989)

Maailmamajandus üle üldises kontekstis on mõjutatav erinevate uudiste kaudu ning üheaegselt mõjutavad uudised aktsiaturgude volatiilsust mingil määral. Ambros et al. (2020) uuringus ilmnis, et COVID-19 seotud uudiste mõju avaldas märkimisväärset mõju aktsiaturgudele, mis viitas suurele ebakindlusele ja kõrgele turu volatiilsuse tasemele. Seetõttu otsustas autor uurida, kuidas COVID-19 pandeemia ja sõda on mõjutanud aktsiaturgude volatiilsust, millest autor kõneleb järgnevas alapeatükis.

1.1.1. Volatiilsus COVID-19 pandeemia ajal

COVID-19 on viirusnakkushaigus, mis sai alguse 2019. aasta detsembri lõpus Hiinas, Wuhani linnas. Ülemaailmseks pandeemiaks kujunes COVID-19 2020. aasta alguses, kui inimesed nakatusid SARS-CoV-2 haigustüvesse. Tänapäeval on Maailma Terviseorganisatsiooni (*World Health Organization*) andmetel COVID-19 nakatunud 759 408 703 inimest ning surmajuhtumeid

on olnud 6 866 434, 12. märtsi 2023 aasta seisuga (World Health Organization, 2023). Eestis avastati esimene COVID-19 positiivse testi andnud inimene 27. veebruaril 2020 ning riigis kehtestati eriolukord 12. märtsil 2020 (Ots & Kook, 2020). Ajaloo jooksul on maailmas aset leidnud erinevaid pandeemiaid, kuid Baker et al (2020) uuringus leiti kinnitust, et COVID-19 mõju finantsturgudele oli tugevam kui Hispaania gripi mõju.

COVID-19 ülemaailmse pandeemia mõjutas aktsiaturge üle terve maailma, Zhang et al. (2020) uuringu kohaselt mõjutas SARS-CoV-2 viirus kõige rohkem USA, Euroopa ja Aasia aktsiaturge. Ühendkuningriikide peamine aktsiaindeks FTSE kukkus 12. märtsi seisuga üle 10%, Jaapani aktsiaturg oli saavutanud 2019. aasta lõpus oma kõrgeima taseme, kuid COVID-19 viiruse levikuga toimus üle 20% langus. S&P 500 indeks langes 23. märtsil 2020 2 237,40 punktile, olles eelnevalt 19. veebruaril 2020 saavutanud oma kõrgeima taseme 3 386,15 punkti (Ibid). USA aktsiaturg koges kõige suuremat volatiilsuse taset ja ebakindlust, mida saab tõlgendada standardhälve suurenemisega neli korda ühe kuu raames (Ibid). Aktsiaturgude volatiilsus varieeruvus väljendus pandeemiast tingitud haiguse tõsidusega erinevates riikides. (Zhang et al, 2020)

COVID-19 viiruse levik tekitas erinevates maailma riikides ebakindlust, sest keegi ei osanud arvata, kui kaua viirus levib ning millist pikaajalist mõju avaldab viirus riikide majandusele. Engelhardt et al. (2021) viis läbi uurimuse, mis keskendus usalduse mõju ja aktsiaturu volatiilsuse vahelisele suhtele. Uuriti, kas kodanike usaldus valitsuse otsustele ja tegevustele vähendab aktsiaturu volatiilsust või vastupidiselt suurendab. Andmeid uurides selgus, et COVID-19 haiguste kasvutempo suurenemine oli positiivses seoses turu volatiilsuse taseme tõusuga. Valimisse oli kaasatud 47 riiki ning selgus, et turud olid väiksema volatiilsuse tasemega riikides, kus eksisteeris vastastikune usaldus kodanike ja valitsuse vahel. (Engelhardt et al., 2021)

COVID-19 pandeemia tulekuga muutusid erinevad finantssektorid volatiilseks. Vera-Valdése (2022) uuringute käigus avaldus, et turgudel ilmesid volatiilsuse kasvu märgid enne ametlikku SARS-CoV-2 viirushaiguse pandeemiat. Volatiilsuse tase tõusis enim turgudel peale Maailma Terviseorganisatsiooni uudist, mis sisaldas informatsiooni COVID-19 pandeemiast. Antud uuring kinnitab ka väidet, et teadaolevalt volatiilsus reageerib erinevatele uudistele ning antud teadustöös vaadeldavad aktsiaturu indeksid saavutasid kõige volatiilsemad tasemed aastal 2020 sel ajahetkel, kui uudised COVID-19 kohta levisid, mis tekitasid ebakindlust turgudel. Uuringus käigus kinnitati, et COVID-19 tingitud volatiilsuse kõrge taseme on püsivam, kui seda algselt prognoositi.

Üheks põhjuseks nimetati uudiste väljaannete mõju riigile, mis käsitlesid nakkushaigust ja vaktsiine. (Vera-Valdés, 2022)

Mazur et al. (2021) viis läbi uurimust ning sarnaselt Vera-Valdése (2022) uurimusele sai kinnitust, et aktsiahindade massiline langus oli tingitud valitsuse reaktsioonist COVID-19 nakkushaiguse uudistele. Uuringus leiti kõige volatiilsemaks sektoriks osutus aktsiaturul toornafta ning selgus, et kõrgema tootlusega tööstusharud olid vähem volatiilsemad kui madalama tasemega tööstusharud. COVID-19 pandeemia uudistega kaasnes aktsiaturu 26% langus, millele lisandus omakorda USA SKP 4,8% langus kui ka töötuse määra 20% kasv, mis tulenesid valitsuse poolt kehtestatud piirangutest. (Mazur et al., 2021)

India aktsiaturul aset leidnud kõrge volatiilsuse tase ning ebakindlus mõjutasid riigi rahandus süsteeme, mille tulemusena India Reservpank alandas intressimäära 115 baaspunkti võrra ning valitsus võttis vastu erinevaid otsuseid lootuses volatiilsuse kõrget taset alandada, mis toimis mingil määral (Bora & Basistha, 2021). Zaremba et al (2020) uuringus avastati, et valitsuse sekkumine ja reaktsioon COVID-19 uudistele muutis aktsiaturud volatiilsemaks. Volatiilsuse taseme tõusu valitsuse pooltmis väljendus avalike sündmuste tühistamisega kui ka valitsuse poolt sätetsatud piirangutega. Uurimuse käigus leiti, et valitsuse poolt genereeritud piirangud ja ürituste ära jätmised tekitasid ebakindlust turgudel, mille tagajärel tehti riskantseid tehinguid mõtlemata tehingute mõjule pikemal perioodil. (Zaremba et al., 2020)

1.1.2. Volatiilsus sõjalise tegevuse ajal

Venemaa ja Ukraina vahel on alates 2014. aastast olnud konflikt, mis seisneb Venemaa soovis omastada Krimmi. 2021. aasta lõpus koondusid vene väed Ukraina piiri lähistele enda julgeoleku tagamiseks ning õppusteks ning 24. veebruaril 2022 alustas Venemaa sõjalise tegevusega Ukraina vastu. Lisaks Ukraina ja Venemaa sõjategevusele otsustas üliõpilane lühidalt käsitleda Teise Maailmasõja ja Iraagi sõja mõju aktsiaturgude volatiilsusele, et näidata, milline mõju on olnud erinevatel sõdadel aktsiaturgudel erinevatel aastakümnetel.

Rigobon ja Sack (2005) käsitlesid uurimuses Iraagi sõjaga kaasnevaid riske erinevatele USA finants muutujatele ja selgus, et sõjaga liikuvad uudised mõjutasid mitmeid finantsnäitajaid. Sõjariski suurenemine põhjustas aktsiaturgudel võlakirja tootluse ja aktsiahindade kiire languse (4,8%), dollari languse (0,6% võrra) ja nafta futuuride hinna tõusu 2,9%. Sellest tulenevalt

järeldati, et sõjalise tegevuse ajal on investorid otsustanud riskantsed tehingud asendada vähem riskantsetega ning investeerida likviidsetesse varadesse. (Rigobon & Sack, 2005).

Fang & Shao (2022) leidsid uuringute käigus, et järsk volatiilsuse tõus aktsiaturgudel oli seotud FEDi intressimäärade tõstmise tõttu kui ka investorite paanika tõttu. Lisaks aktsiaturgude volatiilsusele kannatasid ka kaubaturud kõrge volatiilsuse taseme all, mis oli kõige volatiilsem turuüksus. Volatiilsuse olemasolu väljendus kaupades, mille ülemaailne eksport oli seotud Venemaa toodetega, mida erinevad riigid tarbisid. Aastal 2014, kui Venemaa ja Ukraina konflikt sai alguse oli toorainete turg kõige volatiilsem ning samasugune olukord väljendub ka aastal 2022. Sõjaline tegevus mõjutab tervet maailma, sest Venemaa ja Ukraina on peamised mineraalide, energia ja toiduainete tarnijad, mis omakorda mõjutab tooraine hindade tõusu ja kõikumist. (Fang & Shao, 2022)

Sõjaline tegevus mõjutab erinevaid majandussektoreid, mille tagajärel esinevad erinevad lühiajalised kui ka pikaajalised mõjud. Volatiilsus finantsturgudel kandub esile investorite ebakindluses, mida tulevik toob ning samaaegselt on suur roll riskide ülekandumises. Umar et al. (2022) analüüsis selgus, et sõjaline kriis on mõjutanud finantsturgudel erinevaid varaklasse. Teadaolevalt on Venemaal oluline roll globaalsel energiaturgudel ning võttes arvesse Venemaa suurt majandust, siis konflikti mõju mõjutab globaalseid finantsturge ja tooraineturge. Uuringu käigus selgus, et sõjalise tegevuse tagajärjel muutus kuld üheks kõige turvalisemaks varaks, kuhu investeeriti. Venemaa aktsiaid, Bitcoinit ja naftat peetakse volatiilsusšokkide edastajateks. (Umar et al., 2022)

Izzeldin et al (2023) uuringud näitasid, et sõja efekt turgudele oli kohene, mitte ei jõudnud hiline misega. Nende andmetel pole finantsturgude kriis nii tõsine võrreldes turu väljanägemisega COVID-19 pandeemia ajastul. Kuigi turgude volatiilsus säilib, siis kõige enam volatiilsuse all kannatab tooraine klass (Izzeldin et al., 2023). Lo et al. (2022) leidis uuringus, et sõjaline konflikt mõjus finantsturgudele laastavalt muutes neid volatiilseks. Volatiilsuse esinemine aktsiaturgudel tulenes aktsia tootluse langusest ning turu ebakindlusest ning sõjalise konflikti tulemusena on mitmed maailmariigid kehtestanud Venemaa vastu sanktsioone lootuses Venemaa majanduslikku seisu halvendada (Lo et al., 2022). Ebastabiilsuse suurenemine tulenes Venemaa oluliselt rollist tooraine tarnijast ning erinevate sanktsioonide kehtestamisega riigid pidid Venemaalt tarnitud toodetele ja materjalide asendused saama. Aktsiaturud on negatiivselt mõjutatud omakorda erinevatest piirangutest, mis on peale seatud. (Lo et al., 2022)

Lisaks Ukraina ja Venemaa sõjategevusele otsustas autor käsitleda Teise Maailmasõja sõja mõju volatiilsusele. Hudson & Urquhart avaldasid (2015) uuringutulemused, mille käigus uuriti, kuidas Teine Maailmasõda mõjutas Inglismaa aktsiaturu volatiilsust. Tulemuses selgus, et sõjaline konflikt moodustas turgudel kõrge volatiilsuse taseme, milles kõrgeim volatiilsuse taseme kasv tulenes 1940. aastal võimalikust lahingu kaotuse võimalusest. Volatiilsuse taseme kasv tekitas turutõrke, mis tulenes vähesest kauplemisest aktsiaturgudel, mis väljendus investorite ja kauplejate aktiivsest osalusest sõjas (Hudson & Urquhart, 2015). Chappell ja Eldridge (2000) leidsid, et Teisest Maailmasõjast tuleneva volatiilsuse kõikumine ning selle kasv on seotud psühholoogilisest mõjust. Psühholoogilise mõju all mõeldi Euroopa ja Skandinaavia edule sõjas ning hetkel, kui Inglismaal tekkis lootus sõda võita, siis samaaegselt hakkasid turud stabiliseeruma (Chappell & Eldridge, 2000). Hudson ja Urquhart (2015) jõudsid järeldusele, et sõja kaotuse taandudes hakkas aktsiaturul tegevus aktiivsemalt toimima ning selle tulemusena volatiilsus turgudel vähenes. Empiirilist analüüsi tehes on nähtav erinevate kriiside mõju aktsiaturgudele ja finantsturgudele. Antud lõputöö raames hindab autor COVID-19 ja sõjalise tegevuse mõju aktsiaturgude volatiilsuse tasemele, mistõttu järgnevalt tutvustatakse selle modelleerimise viise, mis leiavad kasutust käesolevas töös.

1.2. Volatiilsuse modelleerimine

Volatiilsuse mudeli peamine eesmärk on volatiilsuse prognoos. Volatiilsuse mudelit koostades püüdes vastuseid saada erinevate suuruste muutuste prognoosiks, nagu näiteks tulude prognoosimiseks, hinnakujunduses, riskimaandamises, turutehingute sooritamisel, aktsiaturul valikuid tehes jne. Volatiilsuse olemasolu määrab aktsiaturgudel ära kauplejate ja investorite tegevuskava ning seetõttu on volatiilsuse prognoosimine oluline. Levinumad volatiilsuse mudelid on ARCH ja GARCH mudelid. (Engle & Patton, 2001)

Volatiilsust peetakse finantsmaailmas üheks olulisemaks mõisteks, sest mitmed tururiski mõõtmise väärtuse mudelid sisaldavad volatiilsuse parameetrite hindamist (Brooks, 2014). Ajalooliseid volatiilsuse mudelid peetakse parimateks prognoosivõimelisteks mudeliteks võrreldes teiste aegriidade volatiilsusmõõduvõimeliste mudelitega. Ajaloolised mudelid jagunevad kaheks: ühe oleku ajaloolise volatiilsuse mudel (*single-state historical models*) ning režiimivahetus ja ülemineku eksponentsiaalse silumise mudel (*regime switching and transition*

exponential smoothing). Eelnevalt nimetatud mudelite rakendamisel kasutatakse kindlat skeemi, mis järgib kahanevat suundumust (Poon, 2005). Käesolevas lõputöös keskendutakse ARCH mudeli ja kahe erineva GARCH tüüpi mudeli modelleerimisele, mida autor käsitleb järgnevates alapeatükkides. Enne GARCH mudeli koostamist tuleb läbida kindlad etapid ja kontrollida, kas mudeli koostamine on võimalik ning sellest tulenevalt annab autor mudeli ülesehitusest ülevaate peatükis 2.4. “Mudeli ülesehitus”.

1.2.1. ARCH mudel

ARCH mudel on täisnimega tuntud kui Autoregressiivne Tingimuslik Heteroskedastiivsuse (*AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity*) mudel on mittelineaarne mudel, mis on loodud Robert Engle poolt aastal 1982 (Brooks, 2008). Traditsioonilised mudelid eeldavad, et vigade dispersioon on konstantne, mida nimetatakse homoskedastiivsuse nähtuseks. ARCH mudel eeldab, et vigade dispersioon mudelis ei ole konstantne ning kirjeldab nende muutumisi, mis tähendab heteroskedastiivsuse olemasolu. (Brooks, 2014, lk 423) Järgnevalt on autor välja toonud ARCH(q) mudeli valemite üldkuju (Brooks, 2014, lk 430):

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

kus:

σ_t^2 - tingimuslik dispersioon,
 α - parameetrite hinnangud,
 α_0 - konstant,
 u_{t-1}^2 - jääkliikme ruut,
 q - viiteaeg.

ARCH mudeleid kasutatakse volatiilsuse rühmitamiseks ning koondamiseks (Brooks, 2014). Brooks (2008) kirjeldab, et mudeli abil on võimalik väljendada parameetrite kalduvust, mille tulemusel varahindade suured muutused järgivad suuri muutusi ning väikesed muutused järgivad väikeseid muutusi. ARCH mudelis kajastatakse varade tulude tingimusliku dispersiooni maksimaalse tõenäosuse protseduuride abil (Poon, 2005). Autoregressiivsuse all mudelis viidatakse volatiilsuse kõrgele või madalale tasemele. Tingimuslik termin mudelis viitab ajaperioodis muutuvale suurusele ning heteroskedastiivsus all peetakse silmas eelneva perioodi mitte konstantset volatiilsust. (Poon, 2005)

1.2.2. GARCH(1,1) mudel

GARCH mudel on edasiarendus ARCH(q) mudelist, mis lahendab ära probleemid, mis tekkisid ARCH(q) mudeli kasutusel (Brooks, 2014, lk 428). GARCH(p,q) mudelis p viitab viitajaga tingimuslikele veaterminitele ja q tingimuslikele varieerumiste viitajaga tingimustele. GARCH(1,1) mudel on samaväärne mudeliga ARCH(2) ning GARCH(p,q) mudel võrdväärne mudeliga ARCH(p+q). (Gujarati & Porter, 2009, lk 796). Kõige lihtsamal kujul on GARCH-mudelil tingimusliku dispersiooni võrrand (Brooks, 2014, lk 428):

$$\sigma_t^2 = a_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

kus:

σ_t^2 - tinglik volatiilsus,

a_0 - konstant,

α, β - parameetrite hinnangud,

u_{t-1}^2 - jääkliikmete ruut eelmisel perioodil,

σ_{t-1}^2 - volatiilsus eelmisel perioodil.

GARCH(1,1) mudelit peetakse üheks kõige levinumaks mudeli struktuuriks, mida kasutatakse rahaliste aegridade analüüsiks (Poon, 2005) ning selles tulenevalt on otsustanud üliõpilane antud mudelit kasutada enda lõputöös. GARCH(1,1) mudeli esimene number "1" viitab mitu autoregressiivset hilinemist ehk ARCH mudeli efekti võrrandis esineb. Teine number "1" viitab, mitu libisevat keskmist hilinemist eksisteerib mudelis, mida omakorda peetakse GARCHi terminite arvuks. (Engle, 2001)

1.2.3. EGARCH mudel

EGARCH mudel ehk eksponentsiaalne GARCH mudel on loodud Nelsoni poolt aastal 1991 (Poon, 2005). EGARCH mudel annab kõige täpsemaid prognoose väikeste aktsiate puhul, mis võib olla tingitud finantsvõimenduse efektist (Poon, 2005, lk 43). Järgnevalt on autor välja toodud EGARCH mudeli tingimusliku dispersiooni võrrandi ühe võimaliku väljendus meetme (Brooks, 2014, lk 441):

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + \alpha \left| \frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right| \quad (3)$$

kus:

ω - konstant,

β, γ, α - parameetrite hinnangud,

σ_t^2 - tingimuslik dispersioon,

u_{t-1} - jääkliige.

EGARCH mudel omab eeliseid tavapärase GARCH mudeli ees, näiteks mudelis on lubatud asümmeetria kuna tootluse ja volatiilsuse vahel on lubatud negatiivne seos (Brooks, 2014). EGARCH mudel kasutab tingimusliku dispersiooni täpsustamiseks logaritmilist vormi, mis kõrvaldab vajaduse parameetrite hinnangute mittenegatiivsuse piirangute järele (Poon, 2005)

2. ANDMED JA METOODIKA

Käesolevas lõputöös kasutatakse Prantsusmaa, Saksamaa, Itaalia ja Eesti aktsiaturgude andmeid. Järgenas osas annab autor ülevaate nimetatud riikide börsidest. Lisaks annab autor ülevaate andmete kirjeldavast statistikast ning mudeli ülesehituse etappidest.

2.1. Andmestik

2.1.1. CAC

Prantsusmaa esimene börs asutati 1540. aastal Lyonis, kus kaubeldi väärtpaberitega. Kuninga riiginõukogu asutas Pariisi börsi 27. septembril 1724 peale “Lawi süsteemi” kokkuvarisemist. Lawi süsteem seenes müntide ümber vahetamisega paberrahasse luues riigipanga süsteemi ning aja möödudes rahatähtede väärtus ületas kuld-ja hõbemüntide väärtuse. Pariisi börsil kauplesid ainult börsimaaklerid ning kaubeldi riigivõlakirjadega. (René-Worms, 2023)

CACi kontsern täisnimetusega “Compagnie des Agents de Change” loodi aastal 1801 Pariisi börsil. Aastal 1988 vastu võetud aktsiaturgude reformiga asutati CAC aktsiaseltsina ning hiljema nimetati ümber “Cotation Assistee en Continu”. CAC 40 on Pariisi börsi võrdlusindeks, mida haldab Euronexti börsigrupp CAC ning mis on kõige populaarsem Prantsusmaa aktsiaturu näitaja. CAC 40 on vabalt ujuva turukapitalisatsiooni indeks, kuhu kuulub 40 kõige populaarsemat aktsiaindeksi tulemust, mis on noteeritud Euronexti Pariisi börsil. (AvaTrade ..., 2023).

Järgnevalt on autor välja toonud viis kõige suurema turukapitalitasemega ettevõtet, kes kuuluvad CAC 40 nimistusse (CompaniesMarketCap ..., 2023)

- 1) LVMH: \$425,22 B
- 2) L’Oreal: \$217,76 B
- 3) Hermes: \$194,62 B
- 4) TotalEnergies: \$149,14 B
- 5) Sanofi: \$120,54 B

Järgnevas alapeatükis tutvustab autor lähemalt Frankfurdi börsi.

2.1.2. DAX

Frankfurdi börsi algust loetakse 9. septembrist aastal 1585, kus kaubeldi toorainete, võlakirjade ja kõikvõimalike põllusaadustega, kuid aktsiatega kauplemine toimus esmakordselt aastal 1820 (Vogt, 2020). DAX indeks loodi aastal 1988 Frank Mella poolt ning DAX indeks on ülemaailmselt tänaseni üks populaarsematest aktsiaindekstest. (Deutsche Börse AG, 2021).

DAX indeksi peetakse tootlusindeksina kui ka hinnaindeksina (DAX 30) ning mida nimetatakse Saksamaa majanduse ja turutingimuste näitajaks (CFI Team, 2023). DAX 30 indeks esindas 30. suurimat Saksa ettevõtet, kes tegutsevad Frankfurdi börsil, kuid DAX30 indeksist sai aasta 2021 septembris DAX 40, sest Frankfurdi börsile sisenesid 10 uut ettevõtet: Airbus SE, Zalando SE, Siemens Healthineers AG, Symrise AG, HelloFresh SE, Sartorius AG Vz, Porsche Automobil Holding, Brenntag SE, Puma SE ja Qiagen NV (Gianti, 2021).

Järgnevalt esitas autor viis kõige suurema turukapitalitasemega ettevõtet, kes kuuluvad DAX40 nimekirja: (CompaniesMarketCap ..., 2023)

- 1) Linde: \$166,49 B
- 2) SAP: \$143,34 B
- 3) Deutsche Telekom: \$117,64 B
- 4) Porsche: \$113,67 B
- 5) Siemens: \$111,96 B

Järgnevas alapeatükis tutvustab autor lähemalt Milano börsi.

2.1.3. FTSE MIB

FTSE MIB indeks on Itaalia aktsiaturu põhiline võrdlusindeks esindades (Admirals, 2023). Itaalia börs asutati 1997. aastal Milanos, kust tuleneb ka MIB tähendus. Tol ajahetkel oli Itaalia börsil esindatud 30 suurimat ettevõtet ehk nimes väljendus ka MIB30. Aastal 2003 sõlmis Itaalia börs lepingu Standard & Poor'siga ning uueks börsi nimetuses sai S&P MIB 30. Aastal 2009 ostis Londoni börs Itaalia oma ära ning toimus järjekordne nimevahetus: FTSE MIB. Londoni börs all olles suurenes FTSE MIB 30 kümne ettevõtte võrra ehk uueks nimetuseks sai FTSE MIB 40,

millele lisandusid järgnevad ettevõtted: A2A, Banca Generali, ENEL, Ferrari, Moncler, for Nexi, STMicroelectronics, Telecom Italia, Tenaris, Unip. (Arya ..., 2023) Täna sel päeval on FTSE MIB indeks võrdväärne FTSE MIB 40 indeksiga.

Järgnevalt toob autor välja viis kõige suurema turukapitalitasemega ettevõtet, kes kuuluvad FTSE MIB loetellu: (CompaniesMarketCap ..., 2023):

- 1) Enel: \$58,36 B
- 2) Ferrari: \$49,30 B
- 3) ENI: \$46,86 B
- 4) Intesa Sanpaolo: \$46,56B
- 5) UniCredit: \$34,73B

Järgnevas alapeatükis tutvustab autor lähemalt Tallinna börsi.

2.1.4. OMXT

Tallinna börs asutati 31. mail aastal 1996 ning loojateks oli 10 kommertspanka, üheksa maaklerfirmat, Hüvitusfond, Eesti Pank ja Rahandusministeerium. Börsil kaubeldi 11 väärtpaberiga, milleks olid: Eesti Hoiupanga aktsia, Hansapanga aktsia, Hüvitusfondi võlakiri I-VI Sampo Panga aktsia, SEB Eesti Ühispanga aktsia ja Tallinna Panga aktsia. Tallinna börsi esialgne indeks oli TALSE ning 2001. aastal liitus Tallinna börs Helsingi börsiga, mille tulemusena pälviti uue kaubamärgi HEX. OXT nime lühendi pälviti Tallinna börs 2004. aastal liitudes koos Helsingi ja Riia börsidega Põhjamaade ja Balti riikide vahelise liidu NOREXiga. (Nasdaq, 2006)

Järgnevalt toob autor välja viis kõige suurema turukapitalitasemega ettevõtet, kes kuuluvad OMXT loendisse: (Simply Wall, 2023)

- 1) Enefit Green: €1,2 B
- 2) LHV Group AS: €1,1 B
- 3) Tallinna Kaubamaja Grupp: €424,4 M
- 4) Tallink Grupp: €420,1 M
- 5) Tallinna Sadam: €386,6 M

Järgnevas peatükis keskendub autor töös kasutatud börside päevaste sulgemishindade tootluste kirjeldavale statistikale.

2.2. Kirjeldav statistika

Tööd alustatakse aktsiaturgude aegridade jooniste uuringutega ning aktsiaturud on koheselt ära jaotatud kaheks perioodiks:

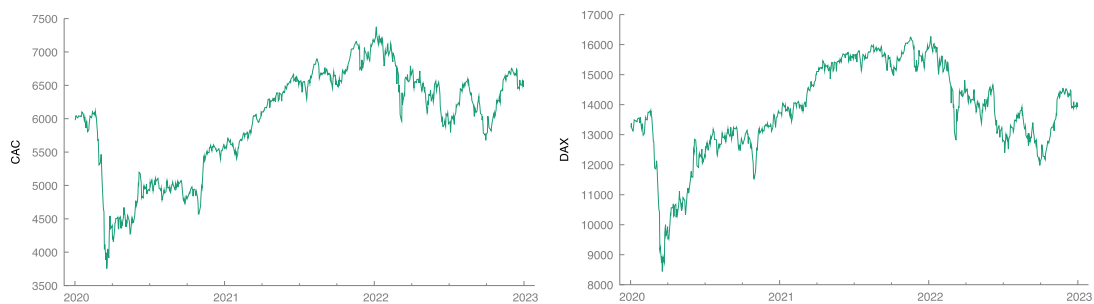
- I periood (kriisieelne): 01.01.2016- 31.12.2019,
- II periood (kriisiajastu): 01.01.2020- 31.12.2022.

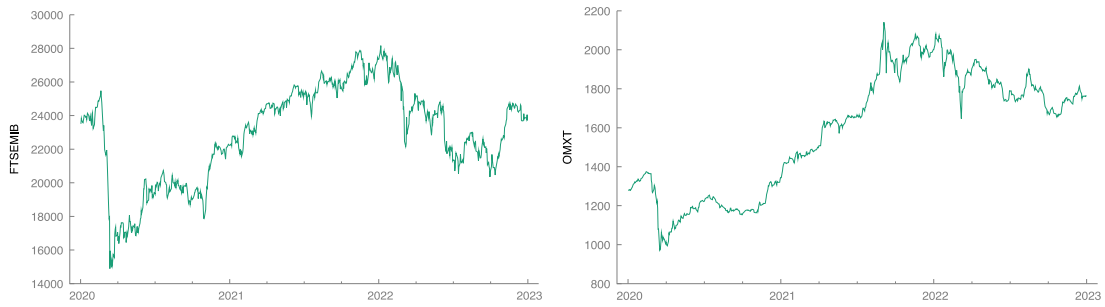
Joonised 1 ja 2 näitavad, et aktsiaturgude aegridades figureerib trend ning aktsiaturgude sulgemishindade aegread on mittestatsionaarsed.



Joonis 1. CAC, DAX, FTSE MIB ja OMXT aktsiaturgude sulgemishinnad perioodil I (01.01.2016- 31.12.2019)

Allikas: autori koostatud Gretl statistikatarkvaras

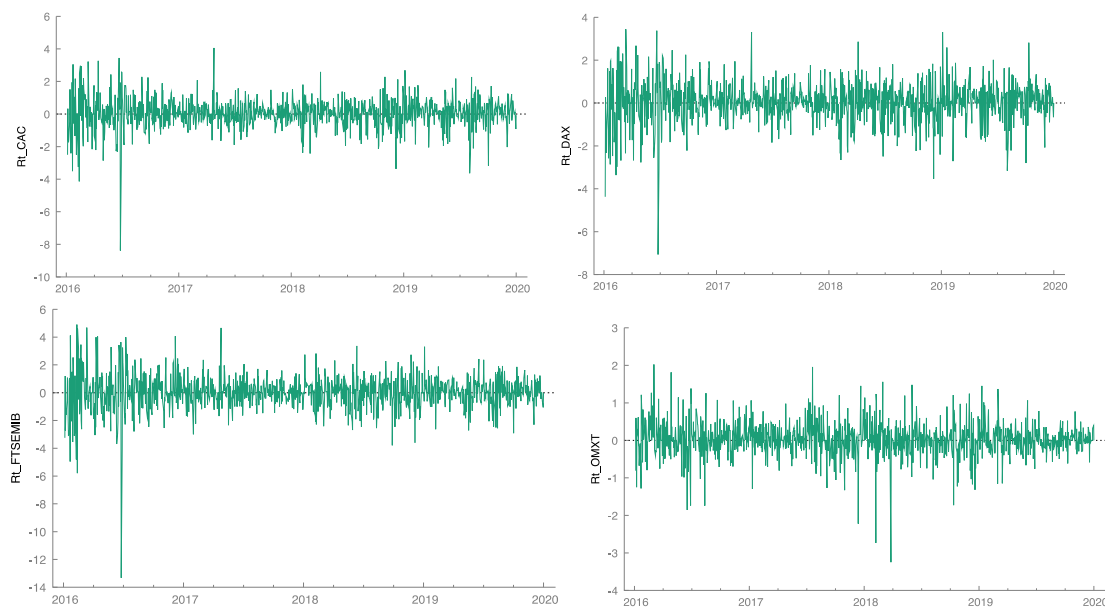




Joonis 2. CAC, DAX, FTSE MIB ja OMXT aktsiaturgude sulgemishinnad perioodil II (01.01.2020-31.12.2022)

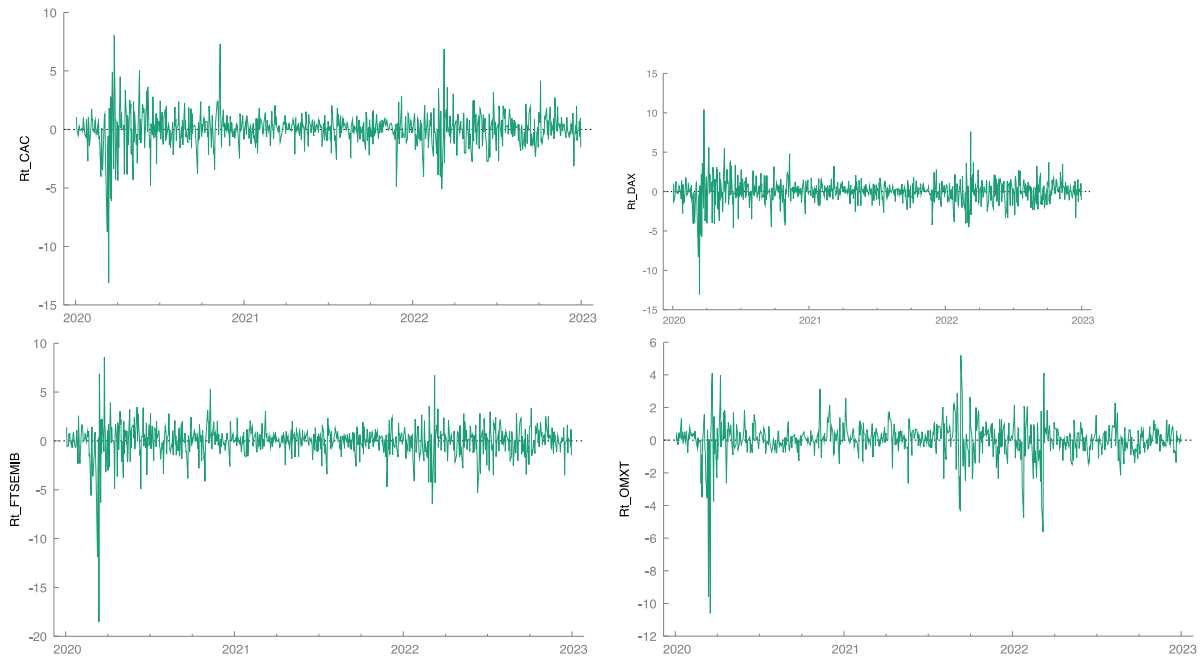
Allikas: autori koostatud Gretl statistikatarkvaras

Joonistelt 3 ja 4 on saavutatud olukord, kus aegread on statsionaarsed ning aset leiab juhuslik ekslemine. Statsionaarsus saavutati võttes kasutusele aegriade logaritmitud tulumäärade arvutusmetoodi, mis tähendas logaritmide diferentsimist.



Joonis 3. CAC, DAX, FTSE MIB ja OMXT aktsiaturgude sulgemishinnad perioodil I (01.01.2016-31.12.2019)

Allikas: autori koostatud Gretl statistikatarkvaras



Joonis 4. CAC, DAX, FTSE MIB ja OMXT aktsiaturgude sulgemishinnad perioodil II (01.01.2020-31.12.2022)

Allikas: autori koostatud Gretl statistikatarkvaras

Tabelis 1 on autor välja toonud CAC, DAX, FTSE MIB ja OMXT aktsiaindeksite päevased tootlused, mis on koostatud Gretl tarkvara kasutades. Tabel sisaldab kahe perioodi indeksite tootluste kirjeldavat statistikat.

Tabel 1. Aktsiaindeksite päevased tootlused

	Rt_CAC	Rt_DAX	Rt_FTSE MIB	Rt_OMXT
Period I: 01.01.2016- 31.12.2019				
Aritmeetiline keskmine (%)	0,024	0,020	0,010	0,034
Mediaan (%)	0,016	0,039	0,041	0,026
Miinum (%)	-8,384	-7,067	-13,331	-3,247
Maksimum (%)	4,060	3,446	4,911	2,025
Standardhälve (%)	0,946	0,976	1,282	0,474
Variatsioonikordaja	38,819	48,512	143,62	13,983
Asümmeetriakordaja	-0,788	-0,592	-1,100	-0,476
Valimi maht	1042	1042	1042	1042
Period II: 01.01.2020- 31.12.2022				
Aritmeetiline keskmine (%)	0,010	0,006	0,001	0,041
Mediaan (%)	0,068	0,034	0,105	0,052
Miinum (%)	-13,098	-13,055	-18,541	-10,603
Maksimum (%)	8,056	10,414	8,550	5,198

Standardhälve (%)	1,512	1,546	1,667	1,111
Variatsioonikordaja	148,60	243,43	1534,5	26,927
Asümmeetriakordaja	-0,972	-0,647	-2,271	-2,192
Valimi maht	782	782	782	782

Allikas: koostatud lisade 1 ja 2 alusel

Tabelist selgus, et kriisieelsel perioodil I oli aktsiaturgude päevaste tootluste keskmine suurem kui kriisiaegsel II perioodil väljaarvatud Tallinna börsi päevased tootlused (OMXT). Mediaan oli II perioodi indekse päevastel tootlustel suurem kui I perioodi omadel. Kõige minimaalsem päevane tootlus leidis aset II perioodi FTSE MIB indeksil (-18,541). Maksimum väärtused olid kõrgemad II perioodil võrreldes I perioodiga ning kõige kõrgem väärtus 10,414 esines DAX indeksil. Standardhälved ja variatsioonikordajad olid suurimad II perioodi päevastel tootlustel. Mõlemal ajaperioodil on asümmeetriakordaja aktsiaindeksite päevaste tootluste korral negatiivne ning tabelit uurides selgub, negatiivsemad väärtused esinevad COVID-19 ja Venemaa-Ukraina sõjalise tegevuse ajal.

2.3. Metoodika

Antud peatükk annab käesoleva töö andmetest ja metoodika kasutusest. Lõputöö tegemisel lähtub autor kvantitatiivsest meetodist ehk autor kogub vajalikud andmed kasutades Marketwatchi ja Stooq andmebaase ning lähtuvalt kogutud andmetest sooritab autor empiirilise analüüsi. Käesolevas töös kasutatakse OMXT (Tallinn), CAC (Pariis), DAX (Frankfurt) ja FTSE MIB (Milano) aktsiaturu indekseid, mis sisaldavad aastate 2016 kuni 2022 päevaseid sulgemishindu. Vajaliku teabe allalaadimise järgselt korrastab autor andmeid vastavalt vajadusele ning valimis puuduvad sulgemishinnad, mis kajastuvad riigipühade ajal või hetkedel, mil börs on suletud on asendatud eelneva päeva sulgemishinnaga. Andmete Gretlisse üleslaadimisel kasutatakse viie päevaste andmete sisestamist (esmaspäevast reedeni). Andmeid korrastades võtab autor kasutusse liitlulumäära valemi, mille abil leiti aktsiaturgude päevane tootlus, millest lähtutakse edasistes etappides (Hamid et al 2010):

$$R_t = 100 \times \ln(P_t/P_{t-1}) \quad (4)$$

kus:

R_t - pidev tulumäär kindlal ajahetkel,

P_t - aktsiaturu päevane sulgemishind ajahetkel t ,

P_{t-1} - eelmise päeva aktsiaturu sulgemishind ajahetkel $t-1$.

Autor koostas kaks ajavahemikku, mille abil viib läbi uurimistööd. Lõputöö teema on aktsiaturu volatiilsuse modelleerimine lähtudes COVID-19 ja Venemaa Ukraina sõjast, siis ajavahemikud on jaotatud järgnevad:

- I periood ehk kriisieelne: 01.01.2016- 31.12.2019,
- II periood ehk COVID-19 ja sõja ajastu: 01.01.2020- 31.12.2022.

Ajaperioodid on järgnevalt jagatud, et saada ülevaade, kuidas on kriisid mõjutanud aktsiaturgude volatiilsust. I perioodi ajastul moodustub valim kokku 4168 ühikust, millest OMXT koosneb 1042. sulgemishinnast, CAC 1042. sulgemishinnast, DAX 1042. sulgemishinnast ja FTSE MIB 1042. sulgemishinnast. II perioodil on valimi suurus ulatub 3128-ni, millest OMXT moodustub 782. sulgemishinnast, CAC 782. sulgemishinnast, DAX 782. sulgemishinnast ja FTSE MIB 782. sulgemishinnast. Töö tegemiseks kasutatakse kahte majandustarkvara Gretl ja EViews. Järgnevas peatükis tutvustab autor töös kasutatavate mudelite täpsemat ülesehitust. ARCH ja GARCH mudelite väljavõtted ja etapid on lisatud elektroonilisse lissasse. Elektroonsed lisad on leitavad ja kättesaadavad Google Drive'i aadressilt, mis on leitavad kasutatud allikate loetelus „Mudelite

elektroonilised lisad (Lisa 4-26)“ alt. Järgnevas alapeatükis keskendub autor mudeli ülesehituse kirjeldusele.

2.4. Mudeli ülesehitus

Lõputöö läbiviimiseks kasutatakse erinevaid mudelid: ARCH, GARCH(1,1) ja EGARCH. Eelnevalt loetletud mudelid on erinevad, kuid mudeli üleshitusetapid on sarnased. Mudeli ülesehitus koosneb järgnevatest etappidest:

- Statsionaarsuse kontroll;
- Autokorrelatsiooni olemasolu testimine;
- Mudeli identifitseerimine (keskväärtuse ja volatiilsuse mudeli koostamine);
- Parameetrite hindamine;
- Mudeli kindlaksmääramine.

Mudeli ülesehitus esimeseks etapiks on statsionaarsuse olemasolu kontrollimine, mida kontrollitakse läbi ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) testi, mille käigus testitakse ühikjuure olemasolu aegridades (Hamid et al. 2010). Antud töö kontekstis on aegridade statsionaarsus olulisel kohal, sest lõputöö volatiilsuse hinnang ja adekvaatsus ei tule korrektsed, kui statsionaarsus puudub. Statsionaarsuse puudumisel võivad hinnangud põhjustada valesid prognoose. Statsionaarsete aegridade korral on šoki mõjud järk järgult kahanevad. Sellest tulenevalt on šoki korral $t+1$ on väiksem mõju kui šoki alguses t , ning šoki korral $t+2$ on selle mõju veelgi väiksem. Mittestatsionaarsete aegridade korral on vastandid statsionaarsetele aegridadele ning šokkide püsivus on lõpmatu. (Brooks 2008, lk 319)

Teise etapina viiakse läbi jääkliikmete autokorrelatsiooni olemasolu testimine, mille käigus rakendatakse Box-Ljungungi meetodit. Box-Ljungungi Q statistikut kasutades saadakse informatsiooni, kas eelnevaid tootlusi kasutades on võimalik tulevasi tootlusi prognoosida. (Hamid et al 2010).

Kolmas etapp on mudeli identifitseerimine, mille käigus leitakse mudeli keskväärtuse võrrand ja volatiilsuse võrrand. Käesolevas töös kasutatud andmed on ühe muutujaga aegread ehk selle modelleerimiseks sobib ARMA mudel. ARMA mudeli abil modelleeritakse ühe muutuja mudeleid ning teostatakse prognoose ning kui eelnevalt testitud aegread on statsionaarsed, võib ARMA mudelit kasutada. (Zhang et al., 2020) Kui mudelis esineb statsionaarsus ning autokorrelatsiooni

olemasolu on testitud, hakatakse ARMA mudelit koostama. Keskväärtuse võrrand on ARMA (p,q) mudel, milles p omab autoregressiivset tähendust ja q libiseva keskmise tähendust. (Brooks, 2014, lk 268) ARMA mudeli kindlaksmääramisel on võimalik kasutada erinevaid teste: ACF, PACF või Box-Ljungu (Brooks 2014, lk 274). ARMA mudeli järkude määramiseks kasutatakse ACF ja PACF graafikuid, kuid nende kasutamises negatiivne külg seisneb selles, et graafikutelt võib olla informatsiooni arusaamine ja mudeli tõlgendamine raske. Seepärast on kasutusse võetud teabe informatsioonikriteeriumeid. Populaarsemad informatsioonikriteeriumid on: Akaike kriteerium (AIC), Schwartzi kriteerium (BIC) ja Hannan-Quinni kriteerium (HQIC) ning valituks osutub kõige väiksema arvunumbriga kriteerium.

Järgnevalt on autor välja toonud populaarsemate informatsioonikriteeriumite üldkujud (Brooks 2014, lk 275):

$$AIC = \ln(\sigma^2) + \frac{2k}{T} \quad (5)$$

$$BIC = \ln(\sigma^2) + \frac{k}{T} \ln T \quad (6)$$

$$HQIC = \ln(\sigma^2) + \frac{k}{T} \ln(\ln(T)) \quad (7)$$

Oluline on ARCH efekti olemasolu mudelis, et saaks GARCH tüüpi mudelid formuleerida. Antud etapis tuleb kindlaks määrata, kas jääkliikmetel esineb autokorrelatsioon, mida määratakse kindlaks kasutades Box-Ljungu testi (Brooks 2014, lk 255). Lisaks jääkliikmete autokorrelatsioonile testitakse mudelis heteroskedastiivsuse olemasolu, kasutades ARCH-LM (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity-Lagrange Multiplier*) testi (Higgins & Bera 1992, lk 139). Mudeli jääkliikmed peavad saavutama “valge müra” taseme. Viimase etapina on oluline kontrollida jääkliikmete normaaljaotust kasutades Jarque-Bera testi.

Neljandas etapis on GARCH mudelid moodustatud ning GARCH mudelite parameetrid vajavad tõlgendamist. GARCH tüüpi mudelite tõlgendamiseks ei kasutata vähimruutude (OLS- *Ordinary Least Squares*) meetodit, sest mudelil puudub lineaarsus. Viiendaks etapiks on mudeli diagnostika, mille abil uuritakse mudeli adekvaatsust ning antakse hinnang. Mudeli diagnostika tegemiseks on välja toodud kaks sobilikku võimalust: liigsobitamine ja mudeli jääkliikmete analüüs. Liigsobitamine väljendub selles, et mudelisse lisatakse erinevaid parameetreid seni kuni parameetrid ei ole enam statistiliselt olulised. Teine variant oli jääkliikmete analüüs, mis seisneb uurimises, et mudeli jääkliikmed moodustavad “valge müra”, mis tähendab, et autokorrelatsioon puudub. Jääkliikmete analüüsi on võimalik sooritada kasutades järgnevaid teste: ACF, PACF ja

Box-Ljung (Brooks 2014, lk 274). Lõputöö läbiviimiseks kasutatakse järgnevaid mudelid: ARCH, GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1).

3. EMPIIRILINE ANALÜÜS JA JÄRELDUSED

3.1. ARCH mudeli koostamine

3.1.1. Mudeli eeldused

Mudeli eelduste täitmisena tuleb kontrollida aegridade statsionaarsust ning autokorrelatsiooni esinemist. Esimene samm oli statsionaarsuse kontroll, milleks kasutati ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) testi. ADF testi tulemused kahe perioodi lõikes on esitatud tabelis 2. Tabelist 2 on näha, et indeksite logaritmitud päevased tootlused on statsionaarsuse saavutanud, sest olulisuse tõenäosus on väiksem kui 0,05.

Tabel 2. I ja II perioodi ADF testi olulisuse tõenäosused

I period: 01.01.2016- 31.12.2019			
Indeksid	Ilma konstandita	Konstandiga	Konstandi ja trendiga
CAC	$1,955*10^{-35}$	$8,022*10^{-40}$	$1,691*10^{-51}$
DAX	$2,627*10^{-35}$	$1,312*10^{-39}$	$4,324*10^{-51}$
FTSE MIB	$4,584*10^{-21}$	$3,874*10^{-21}$	$2,627*10^{-22}$
OMXT	$2,532*10^{-23}$	$6,023*10^{-37}$	$5,122*10^{-132}$
II period: 01.01.2020- 31.12.2022			
CAC	$5,855*10^{-12}$	$1,008*10^{-10}$	$6,587*10^{-10}$
DAX	$1,468*10^{-15}$	$1,05*10^{-14}$	$2,432*10^{-14}$
FTSE MIB	$6,315*10^{-16}$	$4,043*10^{-15}$	$7,651*10^{-15}$
OMXT	$3,48*10^{-10}$	$6,657*10^{-09}$	$6,063*10^{-08}$

Allikas: Autori koostatud Gretl tarkvaras

Järgmisena kontrolliti Box-Ljung'i Q statistiku abil autokorrelatsiooni esinemist, mis on nähtaval elektroonilises lisas 4, kus on välja toodud I perioodi tulemused ning elektroonilises lisas 5 on II perioodi tulemused. I perioodi tulemustest selgus, et OMXT logaritmitud päevastes tootlustes autokorrelatsioon puudub ehk on saavutatud koheselt valge müra tase. Eelnevalt nimetatud OMXT päevane tootlus ei vasta mudeli eeldustele, seega ei saa edasiseid tulemusi adekvaatseks pidada, kuid autor jätab selle mudelisse sisse ning hilisemal adekvaatsuse hindamisel ja järelduste

tegemisel võtab arvesse. I perioodi CAC päevastest tootlustest ei suudetud autokorrelatsiooni ära kaotada ning seda peetakse järgnevatel sammudel meeles. II perioodil esines autokorrelatsioon kõikide indeksite päevastes tootlustes ehk vastas mudelite eeldustele ning vajalikud nõuded on täidetud, sest kõik olulisuse tõenäosused olid väiksemad kui olulisuse nivoo (0,05).

3.1.2. ARMA mudeli järkude määramine ja diagnostika

Järgmine etapp on keskväertuse mudeli koostamine. Autor võttis selleks kasutusele Gretli funktsiooni „armax“, mis aitas välja valida parima ARMA järkudega mudeli, mis on nähtaval elektroonilistes lisades 6 ja 7. Mudelit testiti ja valiti vahemikust ARMA(0,0) kuni ARMA(2,2). Sobiva mudeli valis autor Akaike informatsioonikriteeriumi (AIC) ja Schwartzi informatsioonikriteeriumi abil. Mudelit valides peeti meeles kahte olulist aspekti: 1) mudeli kõik liikmed pidid statistiliselt olulised olema ning 2) valiti kõige väiksema AIC ja BIC informatsioonikriteeriumi järgi mudel. Mudelid, mille konstandid olid statistiliselt mitteolulised jäeti mudelist välja ning vastu võeti mudelid ilma konstandita. Kuna I perioodi OMXT päevastes tootlustes puudus autokorrelatsioon, siis mudeliks on konstandiga ARMA(0,0), kuid teiste valitud indeksite päevaesed tootlused on esitatud tabelis 3, mis esindavad indeksite päevaste tootluste keskväertuse võrrandeid.

Tabel 3. ARMA mudeli väärtused

Ajastu	Indeks	ARMA mudel	AIC	BIC
I periood: 01.01.2016- 31.12.2019	CAC	ARMA(2, 2)	2841,9757	2866,7201
	DAX	ARMA (1, 1)	2909,6369	2924,4836
	FTSE MIB	ARMA (2, 2)	3472,8350	3497,5795
	OMXT	ARMA (0, 0)	1403,6581	1413,5559
II periood: 01.01.2020- 31.12.2022	CAC	ARMA(2, 2)	2854,6330	2877,9422
	DAX	ARMA(2, 2)	2890,9628	2914,2721
	FTSE MIB	ARMA(2, 2)	3007,8523	3031,1616
	OMXT	ARMA (1, 0)	2360,9308	2370,2545

Allikas: Autori koostatud elektrooniliste lisade 6 ja 7 alusel

Järgmisena tuleb kindlaks määrata autokorrelatsiooni puudumine ning valge müra teke. Autokorrelatsiooni testimiseks kasutati Box-Ljung'i Q statistikut, mis on leitav elektroonilistes

lisades 8 ja 9. I perioodil selgus, autokorrelatsiooni ei suudetud kaotada ära CAC kui ka DAX logaritmitud päevastes tootlustes, kus kõikidel viitaegadel esines autokorrelatsioon, välja arvatud DAX 3-ndal viitajal. I perioodi FTSE MIB päevastel tootlustel esineb valge müra olulisuse nivool 0,01. II perioodi OMXT päevastes tootlustes esines autokorrelatsioon, mida ei suudetud ära kaotada. Ülejäänud II perioodide indeksite päevastes tootlustes võeti vastu nullhüpotees ehk autokorrelatsioon puudub ning tekkinud on valge müra. Antud lõputöö eesmärk on GARCH mudeli koostamine ning hindamine, mitte koostada perfektset mudelit, siis sellega tulenevalt peab autor õigeks valitud ARMA mudelite järke, kuid järelduste tegemisel ja adekvaatsuse hindamisel tuleb tähelepanu pöörata eelnevalt mainitud faktoritele.

Viimane etapp enne GARCH mudelite modelleerimist on ARCH-LM testi läbiviimine. Kuna GARCH mudel on edasiarendus ARCH mudelist, siis on oluline ARCH-efekti eksistents. ARCH-LM testis kasutati viite viitaega ning tulemused on nähtaval elektroonilises lisas 10. ARCH-LM testis selgus, et ainukene indeks, kus puudus ARCH-efekt viitajaga 5 oli I perioodi OMXT päevased tootlused, ülejäänute indeksite päevastes tootlustes esines ARCH-efekt. Autor pöörab adekvaatsuse hindamisel ja järelduste tegemisel tähelepanu antud faktorile.

3.2. GARCH mudelid

Käesolev peatükk keskendub GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudelite modelleerimisele erinevatel perioodidel ning mudeli diagnostika koostamisele. Mudelite kindlad järgud pandi paika seetõttu, et tekiks võimalus võrrelda erinevaid turge ja perioode. Viimane osa peatükist hõlmab mudelite adekvaatsuse hindamist ning järelduste tegemist.

3.2.1. GARCH (1,1)

Autor käsitleb lõputöös volatiilsuse modelleerimiseks tavapärasest GARCH(1,1) mudelit, sest eelnevalt nimetatud mudel tabab volatiilsuse andmete seast ning Brooks (2014, lk 430) on öelnud, et harva kasutatakse teistsuguste järkudega GARCH mudelit volatiilsuse modelleerimiseks. Kõikide indeksite logaritmitud päevaste tootluste GARCH(1,1) mudelid on leitavad elektroonilistes lisades 11-18, kus on paralleelselt ära toodud ka vastava indeksi EGARCH(1,1) mudel. GARCH(1,1) mudelis on olulisel kohal alfa ja beeta. Alfa mudelis viitab ARCH tunnusele, mis kirjeldab volatiilsuse reageeringut uutele uudistele ja sündmustele. Beeta mudelis on GARCH tunnus, mis näitab volatiilsuse püsivust. Alfa ja beeta summa näitab, milline on šokist tulenev

mõju ning kui summa läheneb ühele saab väita, et šokist tingitud mõju on tugev ja püsiv. Tabelis 4 on välja toodud logaritmitud indeksite tootluste GARCH(1,1) parameetrite väärtused perioodidel I ja II.

Tabel 4. I ja II perioodi GARCH(1,1) parameetrid

I period: 01.01.2016-31.12.2019				
Indeks	α_0	α_1	β_1	$\alpha_1 + \beta_1$
CAC	0,051 ***	0,156 ***	0,791 ***	0,947
DAX	0,034 ***	0,073 ***	0,887 ***	0,960
FTSE MIB	0,051 ***	0,107 ***	0,859 ***	0,966
OMXT	0,171 ***	0,220 ***	0,044	0,264
II period: 01.01.2020-31.12.2022				
Indeks	α_0	α_1	β_1	$\alpha_1 + \beta_1$
CAC	0,102 ***	0,150 ***	0,804 ***	0,954
DAX	0,104 ***	0,152 ***	0,806 ***	0,958
FTSE MIB	0,125 ***	0,171 ***	0,788 ***	0,959
OMXT	0,112 ***	0,311 ***	0,569 ***	0,880

Allikas: Autori koostatud elektrooniliste lisade 11-18 alusel

- *** märgistatud parameetrid on statistiliselt olulised nivool 0,01, ** märgistatud parameetrid on statistiliselt olulised olulisuse nivool 0,05, * märgistatud parameetrid statistiliselt olulised olulisuse nivool 0,1

Tabelist 4 on nähtav, et kõikide indeksite päevaste tootluste GARCH(1,1) mudelid on statistiliselt olulised olulisuse nivool 0,01 välja arvatud I perioodi indeksil OMXT, seega mudelit ei peeta adekvaatseks. I perioodi OMXT indeksil on beeta väärtus statistiliselt mitteoluline seega võib tõlgendada, et volatiilsusest tingitud šoki püsivus on olematu või väga minimaalne. Võttes arvesse I ja II perioodi, siis kõige kõrgema alfa väärtusega on II perioodi OMXT (0,311) ja kõige väiksemaga I perioodi DAX (0,034). Kõige kõrgema volatiilsuse püsivus tasemega ehk beetaga on I perioodi FTSE MIB (0,887) ja kõige väiksem beeta on I perioodi OMXT indeksil (0,044), mis pole statistiliselt oluline. Kahe perioodi peale kokku on šokk kõige püsivam I perioodil indeksil FTSE MIB, summaga 0,966.

Eraldiseisvalt vaadates on I perioodi kõige kõrgema alfa väärtusega on OMXT indeks (0,220) ning kõige väiksema väärtusega DAX (0,073). Beeta kõige suurem väärtus (0,887) on DAX indeksi päevastel tootlustel, kuid šokist tulenev mõju on kõige püsivam ja suurem FTSE MIB indeksil (0,966). I perioodi beeta kõige madalam väärtus on OMXT indeksil (0,044), andes ka kõige väiksema alfa ja beeta summa 0,264. Statistiliselt olulistest beetadest kõige väiksema beeta väärtusega on CAC indeks (0,791) ning alfa ja beeta summaarne suurus on 0,947 .

II perioodi kõige kõrgema alfaga on OMXT indeks (0,311) ning kõige madalama väärtusega CAC (0,150). Kõige suurema beeta väärtusega indeks on DAX (0,806) ning madalaima väärtusega OMXT indeks (0,569). Kõige suurem šokist tulenev mõju on FTSE MIB indeksil (0,959), kus reageering uudisele ja volatiilsuse taseme püsivus on kõrged. Kõige väiksem šokist tulenev mõju on OMXT indeksil (0,880).

3.2.2. EGARCH(1,1)

EGARCH(1,1) mudeli uurimises selgub, kas mudelites esineb asümmeetria ning millisel kujul. Asümmeetria olemasolu on mudelis kirjeldab gamma väärtus. Positiivne gamma viitab olukorrale, kus hinnalangus toob kaasa positiivse šoki ehk volatiilsuse languse, negatiivse märgiga gamma on vastupidises seoses. (Dritsaki, 2017) Mudeli puhul peetakse oluliseks, et kõik parameetrid on mudelis statistiliselt olulised. Indeksite mudelid on leitavad elektroonses lisades 11-18. Tabelis 5 on välja toodud EGARCH(1,1) parameetrid ja parameetrite statistiline olulisus.

Tabel 5. I ja II perioodi EGARCH(1,1) parameetrid

I period: 01.01.2016-31.12.2019				
Indeks	α_0	α_1	β_1	γ
CAC	-0,148 ***	0,189 ***	0,949 ***	-0,172 ***
DAX	-0,046 ***	0,055 ***	0,973 ***	-0,118 ***
FTSE MIB	-0,105 ***	0,147 ***	0,972 ***	-0,099 ***
OMXT	-1,617 ***	0,390 ***	0,128	-0,114 ***
II period: 01.01.2020-31.12.2022				
Indeks	α_0	α_1	β_1	γ

CAC	-0,092 ***	0,168 ***	0,936 ***	-0,182 ***
DAX	-0,107 ***	0,181 ***	0,950 ***	-0,176 ***
FTSE MIB	-0,098 ***	0,172 ***	0,949 ***	-0,187 ***
OMXT	-0,356 ***	0,427 ***	0,871 ***	-0,113 ***

Allikas: Autori koostatud elektrooniliste lisade 11-18 alusel

- *** märgistatud parameetrid on statistiliselt olulised nivool 0,01, ** märgistatud parameetrid on statistiliselt olulised olulisuse nivool 0,05, * märgistatud parameetrid statistiliselt olulised olulisuse nivool 0,1

Tabelist 5 selgub, et kõikide mudelite parameetrid on olulised olulisuse nivool 0,01, välja arvatud I perioodi OMXT beeta, mis on statistiliselt ebaoluline. Kõik gammad antud mudelites on statistiliselt olulised, asümmeetrilised ja negatiivsed, mis viitab faktile, et aktsiahindade langused põhjustavad kõrgema tasemega volatiiluse turgudel. Kõige kõrgema negatiivse gamma väärtusega on II perioodi FTSE MIB indeksiga tootlus (-0,187) ning kõige nõrgem mõju šokile esineb I perioodi FTSE MIB (-0,099). I perioodil on kõige negatiivsema väärtusega gamma on CAC indeksil (-0,172) ning kõige nõrgem FTSE MIB indeksil (-0,099). II perioodil kõige negatiivsema väärtusega gamma on FTSE MIB-il (-0,187), mis sai ka eelnevalt mainitud ning kõige nõrgem asümmeetria esineb II perioodi OMXT päevaste tootluste seas (-0,113).

3.3. Adekvaatsuse hindamine

Järgnevalt teostab autor mudeli diagnostika hindamise ning vaadatakse, kas koostatud mudelid annavad adekvaatset informatsiooni. Esimesena käsitletakse I ja II perioodi GARCH(1,1) mudeleid ning teisena EGARCH(1,1) mudelit. Adekvaatsuse hindamisel tuleb hinnata keskväärtuse mudeli ja tingliku dispersiooni mudeli õigsust, testida normaaljaotust ning kindlaks määrata, et mudelis ei esineks ARCH-efekti.

3.3.1. GARCH(1,1)

Adekvaatsuse hindamise esimeseks sammuks tuleb kindlaks teha, kas keskväärtuse võrrand on korrektselt vormistatud, mida kontrollitakse Box-Ljungu Q statistiku testi abil, mis on leitav elektroonsetes lisades 19-26. Standardiseeritud jääkliikmed moodustavad kõikidel indeksitel I ja

II perioodil valge müra ehk autokorrelatsioon puudub mudelites. Teine etapp on kontrollida tingliku dispersiooni mudelit, et veenduda mudeli õigsuses. Selgub, et I ja II perioodi mudelite standardiseeritud jääkliikmete ruutudes puudub autokorrelatsioon olulisuse nivool 0,05 ehk mudelites esineb valge müra. Viimane etapp on Jarque-Bera normaaljaotuse kui ka ARCH-LM testi läbiviimine ning eelnevalt mainitud testide tulemused on nähtaval tabelis 6.

Tabel 6. I ja II perioodi Jarque-Bera statistiku ja ARCH-LM testi tulemused

I periood	CAC	DAX	FTSE MIB	OMXT
Jarque-Bera test	JB: 284,633 p-value: 0,000	JB: 178,617 p-value: 0,000	JB: 313,330 p-value: 0,000	JB: 1271,453 p-value: 0,000
ARCH-test	LM: 0,418 p-value: 0,518	LM: 0,067 p-value: 0,796	LM: 0,115 p-value: 0,735	LM: 0,284 p-value: 0,594
II periood	CAC	DAX	FTSE MIB	OMXT
Jarque-Bera test	JB: 423,049 p-value: 0,000	JB: 291,797 p-value: 0,000	JB: 378,999 p-value: 0,000	JB: 315,493 p-value: 0,000
ARCH-test	LM: 0,314 p-value: 0,576	LM: 0,730 p-value: 0,393	LM: 0,262 p-value: 0,608	LM: 0,021 p-value: 0,884

Allikas: Autori koostatud kasutades EViews tarkavra

- Märkus: JB tähendab Jarque-Bera statistikut

Tabelist 6 selgub, et ükski mudel ei allu normaaljaotusele, sest kõikide olulisuse tõenäosused on väiksemad kui olulisuse nivoo 0,05. GARCH mudelite õiget modelleerimist saab testida ARCH-LM testiga, sest õige mudeli korral puuduvad testis ARCH-efektid. Tabelist 6 vaadates ARCH testide tulemusi selgub, et mudelid on homogeensed ning ARCH-efektid puuduvad ehk mudelid on korrektselt koostatud.

Järgnevalt on autor välja toonud CAC adekvaatse GARCH(1,1) mudeli üldkuju:

$$\sigma_t^2 = 0,102 + 0,150u_{t-1}^2 + 0,804\sigma_{t-1}^2$$

(0,017) (0,022) (0,028)

(8)

Järgnevalt on autor välja toonud DAX adekvaatse GARCH(1,1) mudeli üldkuju:

$$\sigma_t^2 = 0,104 + 0,152u_{t-1}^2 + 0,806\sigma_{t-1}^2$$

(0,019) (0,022) (0,026)

(9)

Järgnevalt on autor välja toonud FTSE MIB adekvaatse GARCH(1,1) mudeli üldkuju:

$$\sigma_t^2 = 0,125 + 0,171u_{t-1}^2 + 0,788\sigma_{t-1}^2$$

(0,024) (0,021) (0,025) (10)

Eelnevalt on esitatud adekvaatsete GARCH(1,1) mudelite võrrandid ning järgnevas alapeatükis keskendutakse EGARCH adekvaatsetele tulemustele.

3.3.2. EGARCH(1,1)

Sarnaselt GARCH(1,1) mudeli adekvaatsuse hindamisele leivad aset ka EGARCH(1,1) mudeli adekvaatsuse kontrollil samasugused kontrolletapid. Esmalt veendutakse keskväärtuse võrrandi õigsuses, mida kontrolliti Box-Ljung'i Q statistiku testiga, mille leiab elektroonsetest lisadest 19-26. Standardiseeritud jääkliikmed moodustuvad kõikidel mudelitel valge müra ehk mudelites puudub autokorrelatsioon. Järgnev etapp on tingliku dispersiooni võrrandi õigsuse kontroll, mida teostatakse Box-Ljung'i statistikut kasutades, mis on leitav elektroonsetest lisadest 19-26. Kõik standardiseeritud jääkliikmete ruudud moodustavad valge müra ehk autokorrelatsiooni ei esine, mis viitab õigele mudeli kujule. Järgnevalt testitakse normaaljaotust kasutades Jarque-Bera testi ning testitakse ARCH-efekti olemasolu, mis on nähtavad tabelis 7.

Tabel 7. I ja II perioodi Jarque-Bera statistiku ja ARCH-LM testi tulemused

I periood	CAC	DAX	FTSE MIB	OMXT
Jarque Bera test	JB: 1157,23 p-value: 0,000	JB: 466,122 p-value: 0,000	JB: 860,926 p-value: 0,000	JB: 897,488 p-value: 0,000
ARCH-test	LM: 0,033 p-value: 0,855	LM: 0,186 p-value: 0,666	LM: 0,496 p-value: 0,481	LM: 0,238 p-value: 0,625
II periood	CAC	DAX	FTSE MIB	OMXT
Jarque Bera test	JB: 523,853 p-value: 0,000	JB: 226,833 p-value: 0,000	JB: 211,280 p-value: 0,000	JB: 369,284 p-value: 0,000
ARCH-test	LM: 0,894 p-value: 0,344	LM: 1,382 p-value: 0,239	LM: 1,574 p-value: 0,210	LM: 0,039 p-value: 0,844

Allikas: Autori koostatud kasutades EViews tarkvara

- Märkus: JB tabelis tähendab Jarque Bera statistikut

Tabelist 7 selgub, et ükski mudel ei allu normaaljaotusele, kuid kuna kõikidel mudelitel puudub ARCH-efekt ning mudelid on homogeensed viitab see sellele, et mudelid on õigesti koostatud.

Järgnevalt on autor välja toonud CAC adekvaatse EGARCH(1,1) mudeli üldkuju:

$$\ln(\sigma_t^2) = -0,092 + 0,936 \ln(\sigma_{t-1}^2) - 0,182 \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + 0,168 \left[\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$$

(0,018) (0,007) (0,017) (0,027) (11)

Järgnevalt on autor välja toonud DAX adekvaatse EGARCH(1,1) mudeli üldkuju:

$$\ln(\sigma_t^2) = -0,107 + 0,950 \ln(\sigma_{t-1}^2) - 0,176 \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + 0,181 \left[\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$$

(0,020) (0,007) (0,178) (0,030) (12)

Järgnevalt on autor välja toonud FTSE MIB adekvaatse EGARCH(1,1) mudeli üldkuju:

$$\ln(\sigma_t^2) = -0,098 + 0,949 \ln(\sigma_{t-1}^2) - 0,187 \frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} + 0,172 \left[\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$$

(0,017) (0,007) (0,014) (0,026) (13)

Eelnevalt välja toodud mudelite kujud on ainsad adekvaatseid tulemusi andvad mudelid ning järgnevas peatükis keskendub autor töö järeltulemuste tegemisele.

3.4. Järeldused

Autor oli enne töö kirjutamist arvamisel, et COVID-19 ja Vene-Ukraina sõda on aktsiaturge tugevalt mõjutanud ning volatiilsus on suurenenud antud sündmuste tõttu. Töö käigus selgus, et kriisi ajastu ei mõjunud aktsiaturgudele laastavalt. CAC indeksi päevaste tootluste GARCH(1,1) mudel oli ainus statistiliselt oluline mudel, mille beeta kasvas võrreldes kriisieelse perioodiga. Sellet tulenevalt võib järeldada, et COVID-19 ja Vene-Ukraina sõja uudiste levik aitas kaasa turu volatiilsuse taseme püsivusele ning muutis volatiilsusest tulenevat šoki mõju turule tugevamaks.

Uuringust selgus, et kriisi eelsel perioodil oli šokist tulenev mõju püsivam ja pikem FTSE MIB aktsiaindeksi tootlusel I perioodil, kuid kokkuvõttes oli FTSE MIB indeksil mõlemal perioodil šoki mõju turgudel suurim. Kriisi perioodil oli DAX indeksil volatiilsuse reageering uudistele suurenenud, kuid volatiilsuse püsivuse tase langenud võrreldes I perioodiga. DAX indeksil oli I perioodil kõige suurema järguga volatiilsuse püsivuse tase, mis oli suurim võttes arvesse kahte perioodi. OMXT I perioodi mõju ei ole võimalik hinnata, sest mudeli beeta oli statistiliselt mitteoluline. Kui võrrelda OMXT I ja OMXT II alfasid, mis olid mõlemad mudelis statistiliselt olulised, siis kriisiaegsel perioodil tõusis alfa 91 ühiku võrra.

I ja II perioodil on kõikide indeksite gammad negatiivsed ja statistiliselt olulised. Negatiivne märk gamma ees viitab asümmeetria olemasolule, millest on võimalik järeldada, et hinnalangustega kaasneb volatiilsuse kasv. Koostatud mudelite põhjal selgub, et negatiivse gammaga seoses hinnalangusega tõuseb volatiilsuse tase kõige kõrgemale II perioodi FTSE MIB turul ning nõrgeim seos hinnalanguse ja volatiilsuse taseme tõusuga esineb I perioodi FTSE MIB turul. Võttes vaatluse alla mõlemad perioodid siis ilmneb, et gamma väärtused II perioodil on negatiivselt suuremad I perioodid väärtustest, kuid OMXT I ei võeta arvesse, sest mudelis esineb mitteoluline tunnus beeta. EGARCH(1,1) mudeli koostamisel ilmnes, et volatiilsuse tase oli püsivam kriisieelsel perioodil kui kriisiaegsel perioodil, kuid reageering uudistele oli enamjaolt kõikidel indeksi tootlustel vastupidises seoses, välja arvatud I perioodi OMXT indeksil.

Lõputöö eesmärk oli modelleerida GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudeleid ning nende abil hinnata volatiilsust Prantsusmaa, Saksamaa, Itaalia ja Tallinna börsil kriisieelsel ja kriisi ajastu perioodil. Oluliseks tuleb aga pidada, et täiesti korrektseid tulemusi ei anna I perioodil OMXT mudel kuna algselt mudeli eeldusi testides selgus, et mudelis esineb valge müra ning hilisemal ARCH-LM testi läbi viie selgus, et viitaegadel 5 ARCH-efekt puudub. Lisaks sellele oli OMXT GARCH(1,1) JA EGARCH(1,1) mitte statistiliselt oluline tunnus beeta sees. Adekvaatseid tulemusi ei anna ka I perioodi CAC, DAX, FTSE MIB ja II perioodi OMXT mudel, sest antud mudelites ei õnnestunud autokorrelatsiooni eemaldada peale ARMA mudeli koostamist, kuid hilisemad mudeli diagnostika tulemused väitsid, et mudel on õigesti koostatud.

Adekvaatseid tulemusi annavad II perioodi CAC, DAX ja FTSE MIB indeksid, mis läbisid mudeli eeldused ja diagnostika korrektselt. Võrreldes II perioodi adekvaatsete aktsiaindeksite päevaseid tootlusi ilmneb, et volatiilsuse reageerib COVID-19 ja sõja uudistele oli kõige suurem FTSE MIB tootlustel (0,171) ning CACil kõige väiksem (0,150), kuid DAXi lähedane (0,152). Volatiilsuse

püvivuse tase oli kõige kõrgem DAXil, kellele järgnes CAC ning kõige viimasena FTSE MIB, kuigi reageering sündmustele mõjutas seda enim. Šokist tulenev püsivus oli siiski kõige suurem FTSE MIB tootlustel ning selle järgnesid DAX ja CAC.

Autor mainib, et töös modelleeritud mudelid ei anna adekvaatseid tulemusi, kuid töö eesmärgiks ei olnudki modelleerida ideaalseid mudeleid tulevaseks volatiilsuse prognoosiks, vaid analüüsida GARCH mudelitest tulenevaid volatiilsuse tulemusi. Autor on arvamusel, et lõputööd tehes saadud tulemused on töö sooritamiseks sobilikud, sest töös püstitatud küsimused on vastuse saanud.

KOKKUVÕTE

Viimastel aastatel on maailm puutunud kokku mitmete kriisidega, nagu COVID-19 ning kaudselt ka meid mõjutav Venemaa ja Ukraina sõda. Samuti on aktsiaturgudel kauplemine suuremat tähelepanu saanud viimastel aastatel ning volatiilsuse mõistmine annab parema ülevaate aktsiaturgudel aset leidnud sündmustest. Andmete valimi moodustavad Pariisi, Frankfurdi, Milano ja Tallinna börsi indekseid päevased tootlused. Volatiilsuse modelleerimiseks kasutatakse tavapäraselt GARCH(1,1) mudelit kui ka eksponentsiaalset GARCH(1,1) mudelit. Käesoleva töö eesmärgiks on modelleerida kahe ajaperioodi erinevat tüüpi GARCH mudelid ning hinnata mudeleid ja nende adekvaatsust. Autor püstitas lõputöö teostamiseks järgnevad uurimisküsimused, millele töö käigus leiti vastused:

1. Kuidas on sõjaline tegevus ja COVID-19 ajastu üheskoos mõjutanud EU3 ja OMXT aktsiaindeksite volatiilsust?
2. Millised GARCH tüüpi mudelid on sobilikud EU3 ja OMXT aktsiaturgu volatiilsuse modelleerimiseks ning kui adekvaatset tulemust mudelid annavad?

Autor uuris, milline on olnud COVID-19 ja sõjalise tegevuse mõju aktsiaturgudele ning seetõttu määras kaks erinevat ajaperioodi. Töö läbiviimise kaks ajaperioodi: 1) I ehk kriisieelne periood 01.01.2016- 31.12.2019 ja 2) II ehk kriisiaegne periood 01.01.2020-31.12.2022. I perioodi ühe indeksi valim koosnes 1072. sulgemishinnast ning II. perioodi ühe indeksi valim koosnes 782. sulgemishinnast. Järgnevalt autor arvutas välja indekseid päevased tootlused, kasutades logaritmitud liitlummäära valemit ning antuid tulemusi kasutas ülejäänud tööd tehes. Edasised etapid toimusidki Gretl ja Eviews tarkvara kasutades, kui autor viis läbi vajalikud mudeli koostamise etapid ning modelleeris GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudeleid.

Autor oli lõputööd kirjutades kindel, et töös käsitletavad kriisid on aktsiaturgudele mõjunud laastavalt ning suurendanud turgudel olevat volatiilsust, kuid töö tulemused väitsid vastupidist. Esmalt koostati tavapärase GARCH(1,1) mudelid ning võttes arvesse kahte erinevat perioodi selgus, et volatiilsus aktsiaturgudel oli püsivam ja suurem kriisieelsel perioodil kui kriisiaegsel

perioodil. Kriisieelsel perioodil aktsiaturgude reageeringust tulenev volatiilsuse tase väiksem, kuid volatiilsus oli püsivam kui kriisaegsel perioodil. Samuti šokkide mõju püsivus oli kriisieelsel perioodil suurem kui kriisijärgsel, kuid leidis paar erandit. Eranditena saab välja tuua I perioodil CAC ja OMXT indeksite tootlused. Ainukesed aktsiaturud, mille šokist tulenev mõju oli suurem kriisiaegsel perioodil olid CAC ja OMXT. Tulemustest on võimalik väita, et šokist tulenev mõju ei ole pikaajaline kuna alfa ja beeta väärtused ei olnud väga ühe lähedased. Eksponentsiaalse GARCH(1,1) mudelit kasutades selgus, et mudelites esineb asümmeetria, mida kirjeldab gamma väärtus. Kõikidel indeksite tootlustel esines negatiivne gamma väärtus, mis tähendas, et aktsiahinna langused põhjustavad turgudel volatiilsuse kasvu. Sarnaselt GARCH(1,1) mudeli parameetritele selgus, et volatiilsus oli püsivam kriisieelsel perioodil. Sellest tulenevalt on võimalik järeldada, et antud kriisid ei ole mõjutanud aktsiaturgudel rohkelt volatiilsust ning volatiilsuse tase on sarnane kriisieelse volatiilsuse tasemega ehk aktsiaturgudel pole esinenud kõrget volatiilsuse taseme kõikumist. Kriisidest tulenevad negatiivsed uudised ei suurendanud aktsiaturgude volatiilsust.

Lõputöö raames koostati kõikide börside indeksite päevaste tootluste kohta mudelid, mis läbisid vajalikud mudeli koostamise etapid. Tulemustes selgus, et kõik mudelid ei anna adekvaatset hinnangut ehk neid ei ole võimalik edasiseks prognoosiks kasutada. Enamus indeksite mudelite probleem seisnes selles, et autokorrelatsiooni ei suudetud ära kaotada või OMXT I perioodi korral oli mudelis sees koheselt valge müra. I perioodi OMXT oli ainukene indeks, milles puudus ARCH-LM testis viitajaga 5 ARCH-efekt. Kuigi indeksite hiline GARCH mudeli diagnostika viitas, et mudelid on korrektselt koostatud. Ainukesed adekvaatset hinnangut andvad GARCH(1,1) ja EGARCH(1,1) mudelid on II perioodi CAC, DAX ja FTSE MIB. Eelnevalt nimetatud indeksite mudelid läbisid korrektselt kõik ARCH mudeli etapid kui ka GARCH mudeli diagnostika.

Antud töö võimalikeks edasiarendusteks võib prognoosida volatiilsust kasutades lõputöös adekvaatseid tulemusi saadud mudeleid. Teine huvipakkuv variant oleks vaatluse alla võtta mitmeid kriisiperioodi või ning hinnata kriisideagseid aktsiaturu volatiilsuse tasemeid ja turgu lähemalt.

SUMMARY

MODELLING EU3 AND OMXT STOCK MARKET VOLATILITY DURING COVID-19 AND WAR ACTIVITY

Merily Maarend

In recent years, the world has been confronted with a series of crises, such as COVID-19 and, indirectly, the Russia-Ukraine war that has affected us. Stock markets have also received more attention in recent years and understanding volatility gives a better insight into what has been happening in stock markets. The data sample consists of the daily returns of the Paris, Frankfurt, Milan and Tallinn stock indexes. Volatility is modelled using the standard GARCH(1,1) model as well as the exponential GARCH(1,1) model. The aim of this paper is to model two different types of GARCH models over two time periods and to evaluate the models and their adequacy. The author set the following research questions to carry out the thesis, which were answered in the course of the work:

- 1) How has the combination of military action and COVID-19 era affected the volatility of the EU3 and OMXT stock indexes?
- 2) Which GARCH-type models are suitable for modelling the volatility of the EU3 and OMXT stock markets, and how adequate are the models?

The author wanted to investigate the impact of COVID-19 and military action on stock markets and therefore two time periods were chosen. The two time periods for conducting the work: 1) I or the pre-crisis period from 01.01.2016 to 31.12.2019 and 2) II or the post-crisis period from 01.01.2020 to 31.12.2022- The sample of one index in period I consisted of the 1072nd closing prices and the sample of one index in period II consisted of 782 closing prices. Subsequently, the author calculated the daily returns of the indexes using the logarithmic compound rate formula and used the results obtained in the rest of the work. The next steps were carried out in Gretl and Eviews software, where the author performed necessary model building steps and modelled the GARCH(1,1) and EGARCH(1,1) models.

The author was confident when writing the thesis that the crises discussed in the thesis have had a devastating effect on the stock markets and increased the volatility in the markets, but the results of the thesis claimed the opposite. First, conventional GARCH(1,1) models were constructed and, taking into account two different periods, it was found that stock market volatility was more persistent and higher in the pre-crisis period than in the crisis period. In the pre-crisis, the response volatility of stock markets was lower, but volatility level was more persistent than in the pre-crisis period. Similarly, the persistence of the impact of shocks was higher in the pre-crisis period than in the post-crisis period, with a few exceptions. Exceptions include the returns of the CAC and OMXT indexes in period I. The only stock markets with a higher shock impact in the pre-crisis period were CAC and OMXT. From results it can be argued that the impact of the shock is not long lasting as the alpha and beta values were not very close to one. When testing the EGARCH(1,1) model, it was found that there is an asymmetry in the models, which is confounded by the gamma value. All index returns has a negative gamma value, implying that stock price declines cause markets to become more volatile. Similar to the parameters of the GARCH(1,1) model, volatility was found to be more persistent in the pre-crisis period. Consequently, it can be concluded that these crises have not affected stock markets with high volatility and the level of volatility is similar to the pre-crisis volatility. Negative news from the crisis did not increase stock market volatility.

Within the framework of the thesis, models were created for the daily returns of all stock markets indexes, which went through the necessary model building stages. The results showed that not all models provide an adequate estimate, i.e. they cannot be used for further forecasting. Most of the problems were that autocorrelation could not be eliminated or, in the case of the OMXT Ist period, white noise was immediately present in the model. The OMXT Ist period was the only index that lacked the ARCH-effect in the ARCH-LM test with 5 lags. Although a later GARCH model diagnostic of the indexes suggested that the models were correctly constructed. The only GARCH(1,1) and EGARCH(1,1) models with adequate estimates are the IInd period CAC, DAX and FTSE MIB. The models of the previously mentioned indexes correctly passed all ARCH model steps as well as the GARCH model diagnostics.

Possible further development of this thesis may be forecasting volatility but only using models that gave adequate results. Another interesting option would be to look at a number of crisis periods and assess the levels of stock market volatility and the market in more detail.

KASUTATUD ALLIKATE LOETELU

- Admirals. (2023) What is the FTSE MIB Index? Your Complete Guide for 2023. Kasutatud 16. märts 2023 <https://admiralmarkets.com/education/articles/general-trading/ftse-mib-index-2>
- Ambros, M., Frankel, M., Huynh, T.L., & Kilinc, M. (2020). COVID-19 pandemic news and stock market reaction during the onset of the crisis: evidence from high-frequency data. *Applied Economic Letters*, 28(19), 1686-1689. <https://doi.org/10.1080/13504851.2020.1851643>
- Arya. (2001). The FTSE MIB, values and investments on the Milan stock Exchange in 2021. Kasutatud 16. märts 2023 <https://www.aryatrading.com/posts/the-ftse-mib-values-and-investments-on-the-milan-stock-exchange-in-2021>
- Avatrade. (2023). CAC 40. Kasutatud 16. märts 2023 <https://www.avatrade.com/trading-info/financial-instruments-index/indices/cac-40>
- Baker, S.R., Bloom, N., Davis, S.J., Kost, K., Sammon, M., & Viratyosin, T. (2020). The Unprecedented Stock Market Reaction to COVID-19. *The Review of Asset Pricing Studies*, 10(4), 742-758. <https://doi.org/10.1093/rapstu/raaa008>
- Bora, D. & Basistha, D. (2021). The outbreak of COVID-19 pandemic and its impact on stock market volatility: Evidence from worst-affected economy. *Journal of Public Affairs*, 21(4), 1-10. <https://doi.org/10.1002/pa.2623>
- Brooks, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance*, (2nd ed). Inglismaa, Cambridge University press.
- Brooks, C. (2014). *Introductory Econometrics for Finance*, (3rd ed). Inglismaa, Cambridge University press.
- CFI Team. (2023, Veebruar 3). DAX Stock Index. Kasutatud 16. märts 2023 <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/equities/dax-stock-index/>
- Chappell D., & Eldridge, R.M. (2000) Evidence of market inefficiency in a war environment. *Applied Financial Economics*, 10(5), 482-492. <https://doi.org/10.1080/096031000416361>
- CompaniesMarketCap. (2023). Largest CAC 40 companies by market cap. Kasutatud 16. märts 2023 <https://companiesmarketcap.com/cac-40/largest-companies-by-market-cap/>

- CompaniesMarketCap. (2023). Largest DAX companies by market cap.
<https://companiesmarketcap.com/dax/largest-companies-by-market-cap/>
- CompaniesMarketCap. (2023). Largest Italian companies by market cap.
<https://companiesmarketcap.com/italy/largest-companies-in-italy-by-market-cap/>
- Daly, K. (2008). Financial volatility: Issues and measuring techniques. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 387(11), 2377-2393.
<https://doi.org/10.1016/j.physa.2008.01.009>
- Danielsson, J. Valenzuela, M. & Zer, I. (2018). Learning from History: Volatility and Financial Crises. *The Review of Financial Studies*, 31(7), 2774-2805.
<https://doi.org/10.1093/rfs/hhy049>
- Deutsche Börse AG. (2021). The history of the leading European index: Facts from more than 30 years of DAX. Kasutatud 16. märts 2023 <https://www.boerse-frankfurt.de/en/know-how/about/geschichte-der-frankfurter-wertpapierboerse/facts-from-30-years-of-dax>
- Dritsaki, C. (2017) An Empirical Evaluation in GARCH Volatility Modeling: Evidence from the Stockholm Stock Exchange. *Journal of Mathematical Finance*, 7, 366-390.
<https://doi.org/10.4236/jmf.2017.72020>
- Engelhardt, N., Krause, M., Neukirchen, D., & Porsch, N. P. (2021). Trust and stock market volatility during the COVID-19 crisis. *Finance Research Letters*, 38, Article101873.
<https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101873>
- Engle, R.F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
<https://doi.org/10.2307/1912773>
- Engle, R. (2001). GARCH 101: The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 15(4), 157-168.
- Engle, R.F., & Patton, A.J. (2001). What good is a volatility model?. *Quantitative Finance*, 1(2), 237-245. <https://doi.org/10.1088/1469-7688/1/2/305>
- Fang, Y., Shao, Z. (2022). The Russia-Ukraine conflict and volatility risk of commodity markets. *Finance Research Letters*, 50, Article103264.
<https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103264>
- Gianti, S. (2021). The DAX index will now have 40 companies instead of 30.
<https://medium.com/swissquote-education/the-dax-index-will-now-have-40-companies-instead-of-30-69c5c44393f>
- Gujarati, D.N., & Porter, D.C. (2009). *Basic Econometrics*, (5th. ed). Ameerika, New York, McGraw-Hill/Irwin.
- Hamid, K., Suleman, M.T., Shah, S.Z.A., & Akash, R.S.I. (2017). Testing the Weak Form of Efficient Market Hypothesis: Empirical Evidence from Asia-Pacific Markets. *International Research Journal of Finance and Economics*, 58, 122-132.

- Higgins, M.L., & Bera, A.K. (1992). A Class of Nonlinear Arch Models. *International Economic Review*, 33(1), 137-158. <https://doi.org/10.2307/2526988>
- Hudson, R., Urquhart, A. (2015). War and stock markets: The effect of World War Two on the British stock market. *International Review of Financial Analysis*, 40, 166-177. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2015.05.015>
- Izzeldin, M., Muradoğlu, Y.G., Pappas, V., Petropoulou, A., & Sivaprasad, S. (2023). The impact of the Russian-Ukrainian war on global financial markets. *International Review of Financial Analysis*, 87, Article102598. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.102598>
- Kalotychou, E. & Staikouras, S.K. (2009). An Overview of the Issues Surrounding Stock Market Volatility, Gregoriou, G.N (toim), *Stock Market Volatility*, (lk 3-22).
- Lo, G-D., Marcelin, I., Basséne, T., & Séne, B. (2022). The Russo-Ukrainian war and financial markets: the role of dependence on Russian commodities. *Finance Research Letters*, 50, Article103194. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103194>
- Mazur, M. Dang, M., & Vega, M. (2021). COVID-19 and the march 2020 stock market crash. Evidence from S&P500. *Finance Research Letters*, 38, Article101690. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101690>
- Mudelite elektroonilised lisad (Lisa 4-26). <https://docs.google.com/document/d/1dh5K5tii2yZLy2wsqLs0X2fPYIBD5lkZ/edit?usp=sharing&ouid=111911652382121940219&rtpof=true&sd=true>
- Nasdaq Baltic. (2023). Tallinn Stock Exchange is ten years old. Kasutatud 16. märts 2023 <https://nasdaqbaltic.com/news/tallinn-stock-exchange-is-ten-years-old/>
- Ots, M., & Kook, U. (2020). Eestis leiti esimene koroonaviirusesse nakatanu. Kasutatud 20. märts 2023 <https://www.err.ee/1057192/eestis-leiti-esimene-koroonaviirusesse-nakatunu>
- Poon, S.H. (2005). *A Practical Guide to Forecasting Financial Market Volatility*. Inglismaa: Chichester. John Wiley & Sons LTD.
- René -Worms, P. (2023). 8 dates that marked the history of the Paris stock Exchange. Kasutatud 16. märts 2023 <https://vivid.money/feed/en-8-dates-that-marked-the-history-of-the-paris-stock-exchange/>
- Rigobon, R. & Sack, B. (2005). The effects of war risk on US financial markets. *Journal of Banking & Finance*, 29(7), 1769-1789. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.06.040>
- Schwert, G.W (1989). Why Does Stock Market Volatility Change Over Time?. *The Journal of Finance*, 44(5), 1115-1153. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1989.tb02647.x>
- Schwert, G.W. (2011). Stock Volatility during the Recent Financial Crisis. *European Financial Management*, 17(5), 789-805. <https://doi.org/10.1111/j.1468-036X.2011.00620.x>
- SimplyWall St. (2023). Largest Estonia (OMX) Stocks by Market Cap. Kasutatud 16. märts 2023 <https://simplywall.st/stocks/ee/market-cap-large>

- Umar, Z., Polat, U., Choi, S-Y., & Teplova, T. The impact of the Russia-Ukraine conflict on the connectedness of financial markets. *Finance Research Letters*, 48, Article102976. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.102976>
- Vera-Valdés, J. E. (2022). The persistence of financial volatility after COVID-19. *Finance Research Letters*, 44, Article102056. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102056>
- Vogt, E. (2020). The stock Exchange as a meeting place- a historical outline: 200 years of stock trading on the Frankfurt Stock Exchange. Kasutatud 16. märts 2023 <https://www.boerse-frankfurt.de/en/know-how/about/geschichte-der-frankfurter-wertpapierboerse/200-years-of-stock-trading-on-the-frankfurt-stock-exchange>
- World Health Organization. (2023). WHO Coronavirus (COVID-19) Dashboard. Kasutatud 16. märts 2023. <https://covid19.who.int>
- Zaremba, A., Kizys, R., Aharon, D.Y., & Demir, E. (2020). Infected Markets: Novel Coronavirus, Government Interventions, and Stock Return Volatility around the Globe. *Finance Research Letters*, 35, Article101597. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101597>
- Zhang, B., Chan, J.C.C., & Cross, J.L. (2020). Stochastic volatility models with ARMA innovations: An application to G7 inflation forecasts. *International Journal of Forecasting* 36(4), 1318-1328. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.01.004>
- Zhang, D., Hu, M., & Ji, Q. (2020). Financial markets under the global pandemic of COVID-19. *Finance Research Letters*, 36, Article101528. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101528>

LISAD

Lisa 1. I perioodi tootluste kirjeldav statistika

Summary Statistics, using the observations 2016-01-01 - 2019-12-31
(missing values were skipped)

Variable	Mean	Median	Minimum	Maximum
Rt_CAC	0.024378	0.016020	-8.3844	4.0604
RT_DAX	0.020122	0.039206	-7.0673	3.4457
Rt_FTSEMIB	0.0089273	0.041115	-13.331	4.9111
Rt_OMXT	0.033888	0.026366	-3.2465	2.0253
Variable	Std. Dev.	C.V.	Skewness	Ex. kurtosis
Rt_CAC	0.94631	38.819	-0.78840	7.5106
RT_DAX	0.97613	48.512	-0.59199	3.8494
Rt_FTSEMIB	1.2822	143.62	-1.1004	12.476
Rt_OMXT	0.47386	13.983	-0.47558	5.0748
Variable	5% Perc.	95% Perc.	IQ range	Missing obs.
Rt_CAC	-1.6034	1.4808	0.94482	1
RT_DAX	-1.6187	1.5842	0.98221	1
Rt_FTSEMIB	-2.0429	1.9214	1.2367	1
Rt_OMXT	-0.68156	0.81944	0.46989	1

Lisa 2. II perioodi tootluste kirjeldav statistika

Summary Statistics, using the observations 2020-01-01 - 2022-12-30
(missing values were skipped)

Variable	Mean	Median	Minimum	Maximum
Rt_CAC	0.010187	0.068629	-13.098	8.0561
Rt_DAX	0.0063506	0.033733	-13.055	10.414
Rt_FTSEMIB	0.0010866	0.10477	-18.541	8.5495
Rt_OMXT	0.041241	0.051656	-10.603	5.1975
Variable	Std. Dev.	C.V.	Skewness	Ex. kurtosis
Rt_CAC	1.5138	148.60	-0.97234	11.365
Rt_DAX	1.5459	243.43	-0.64688	11.268
Rt_FTSEMIB	1.6673	1534.5	-2.2707	24.104
Rt_OMXT	1.1105	26.927	-2.1933	20.578
Variable	5% Perc.	95% Perc.	IQ range	Missing obs.
Rt_CAC	-2.1894	2.0587	1.3374	1
Rt_DAX	-2.3317	2.1416	1.3631	1
Rt_FTSEMIB	-2.5189	2.2042	1.4760	1
Rt_OMXT	-1.4320	1.4917	0.83406	1

Lisa 3. Lihtlitsents

Lihtlitsents lõputöö reprodutseerimiseks ja lõputöö üldsusele kättesaadavaks tegemiseks¹

Mina Merily Maarend

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

„EU3 ja OMXT aktsiaturu volatiilsuse modelleerimine COVID-19 ja sõjalise tegevuse ajal“,

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.

04.05.2023

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.